



TESIS - TE142599

**KLASIFIKASI *MICRO-EXPRESSIONS* WAJAH
BERBASIS *SUBPIXEL SUBTLE MOTION*
ESTIMATION MENGGUNAKAN *MULTILAYER*
*PERCEPTRON***

NIYALATUL MUNA
2215205007

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - TE142599

**KLASIFIKASI *MICRO-EXPRESSIONS* WAJAH
BERBASIS *SUBPIXEL SUBTLE MOTION*
ESTIMATION MENGGUNAKAN *MULTILAYER*
*PERCEPTRON***

NIYALATUL MUNA
2215205007

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh:

Niyalatul Muna
NRP. 2215205007

Tanggal Ujian : 15 Juni 2017
Periode Wisuda : September 2017

Disetujui oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Mazridhi Hery Purnomo, M.Eng. (Pembimbing I)
NIP: 195809161986011001

2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT. (Pembimbing II)
NIP: 196806011995121009

3. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT. (Penguji)
NIP: 196907301995121001

4. Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST., MT. (Penguji)
NIP: 197003131995121001

5. Dr. Diah Puspito Wulandari, ST., M.Sc. (Penguji)
NIP: 198012192005012001

Dekan Fakultas Teknologi Elektro

Dr. Yri Arief Sardjono, S.T., M.T.
NIP: 197002121995121001

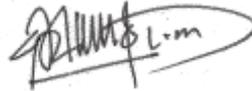
Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul “**KLASIFIKASI *MICRO-EXPRESSIONS* WAJAH BERBASIS *SUBPIXEL SUBTLE MOTION ESTIMATION* MENGGUNAKAN *MULTILAYER PERCEPTRON***” adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, 15 Juni 2017



Niyalatul Muna

NRP. 2215205007

Halaman ini sengaja dikosongkan

KLASIFIKASI *MICRO-EXPRESSIONS* WAJAH BERBASIS *SUBPIXEL SUBTLE MOTION ESTIMATION* MENGGUNAKAN MULTILAYER *PERCEPTRON*

Nama mahasiswa : Niyalatul Muna
NRP : 2215205007
Pembimbing : 1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

ABSTRAK

Komunikasi antar individu satu dengan individu lainnya dapat disampaikan berbeda-beda, tidak hanya melalui lisan, tulisan, dan gerakan tubuh seseorang. Komunikasi ini juga dapat disampaikan melalui emosi dasar yang dirasakan oleh seseorang melalui ekspresi wajah yang terlihat. Ekspresi wajah yang ditampilkan sebagai bentuk ungkapan emosi dapat terlihat secara singkat atau cepat yang dikenal sebagai *micro-expressions*. Pergerakan ekspresi wajah mikro yang halus dari setiap perubahan, membuat banyak orang masih sulit untuk mengetahui dan mengenali emosi yang terjadi. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan untuk pengenalan mikro-ekspresi dengan memperkirakan gerak halus (*subtle motion*) disetiap frame berdasarkan *Onset*, *Apex*, dan *Offset-Frame* dengan akurasi *subpixel* untuk fitur yang akan dikenali berbasis kombinasi *Block Matching Algorithm* (BMA) dengan pendekatan Deret Taylor. Metode klasifikasi yang digunakan *Multilayer Perceptron* dengan hasil kinerja akurasi terbaik **82.08955%** pada dataset CASMEII dan **52.0608%** pada dataset SMIC.

Kata kunci: *Micro-Expressions; Subpixel Subtle Motion; Block Matching Algorithm; Taylor Series Approximation; Multilayer Perceptron*

Halaman ini sengaja dikosongkan

CLASSIFICATION OF MICRO-EXPRESSIONS BASED ON SUBPIXEL SUBTLE MOTION ESTIMATION USING MULTILAYER PERCEPTRON

By : Niyalatul Muna
Student Identity Number: 2215205007
Supervisor(s) : 1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

ABSTRACT

Communication between one individual and another can be delivered in different ways, not only through speech, writing and body motions. Communication can also be delivered through basic emotions one feels through visible facial expressions. Facial expressions displayed in the forms of emotional expressions can be demonstrated briefly or quickly, which is known as micro-expression. The subtle motion of micro facial expression in every change makes many people find it difficult to identify and recognize the ongoing emotion. Therefore, this research proposes the recognition of micro-expression emotion by estimating subtle motion in every frame based on subpixel Onset, Apex and Offset-frame for features are identified using Block Matching Algorithm (BMA) combination with Taylor Series Approximation. Classification method used Multilayer Perceptron with best accuracy result **82.08955%** of CASMEII dataset and **52.0608%** of SMIC dataset.

Key words: *Micro-Expressions, Subpixel Subtle Motion, Block Matching Algorithm, Taylor Series Approximation, Multilayer Perceptron*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puja dan puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang yang telah memberikan rahmat, taufik, hidayah dan inayah-Nya kepada penulis serta memberikan nikmat Islam dan Iman serta tidak lupa nikmat kesehatan yang diberikan kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul **“KLASIFIKASI MICRO-EXPRESSIONS WAJAH BERBASIS SUBPIXEL SUBTLE MOTION ESTIMATION MENGGUNAKAN MULTILAYER PERCEPTRON”**. Penelitian ini dimaksudkan untuk memenuhi salah satu syarat dalam meraih gelar Magister Teknik (M.T) di Program Magister Bidang Keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Penulis menyadari bahwa banyak pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan penulisan tesis. Untuk itu, seiring doa dan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya penulis sampaikan kepada:

1. Direktur beserta jajarannya (Keluarga Besar) Lembaga Pengelola Dana Pendidikan (LPDP) Indonesia, Kementerian Keuangan yang sudah memberikan beasiswa program magister dan mendorong serta memberikan wadah (naungan), fasilitas, dan layanan yang sangat maksimal demi lancarnya proses perkuliahan dan penyelesaian studi.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng selaku dosen pembimbing pertama yang senantiasa memberikan motivasi, arahan, didikan, dan masukan-masukan yang dapat membangun karakter penulis agar bisa lebih baik lagi, serta yang sudah banyak memberikan ilmunya.
3. Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T selaku dosen pembimbing kedua yang sudah banyak memberikan ilmu dan pengalaman baru disetiap proses pembelajaran, memberikan motivasi, dan arahan yang mendidik untuk perbaikan yang lebih baik.
4. Seluruh Dosen Program Magister Bidang Keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknologi Elektro

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya yang telah memberikan ilmu, pengetahuan, pengalaman, dan wawasan, sebagai pedoman dan bekal bagi penulis kedepannya.

5. Para pegawai atau karyawan Pasca Sarjana dan Program Magister Bidang Keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Departemen Teknik Elektro Fakultas Teknologi Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya yang sudah membantu dan memberikan layanan umum dan administrasi yang sangat baik kepada penulis.
6. Orang tua tersayang penulis Almrh. H. Asy'ari, S.Ag dan Ibu Dr. Hj. Lailial Muhtifah, M.Pd selaku orang tua yang selalu memberikan yang terbaik buat penulis, mendorong, mendoakan, memberikan arahan, didikan, menjadi orang tua terbaik dengan segala perjuangannya dan pengorbanan selalu diberikan kepada anaknya.
7. Suami tercinta Faisal Lutfi Afriansyah yang selalu memberikan semangat, dukungan, menjadi teman hidup yang senantiasa ada dan menjaga istrinya dengan baik, dan bisa bersama-sama menjalani perkuliahan dan perjuangan dalam kehidupan di dunia.
8. Ibu dan bapak mertua yang paling baik Bapak Drs. Wisono dan Ibu Mamik Zubaidah, yang senantiasa memberikan doa, arahan dan motivasi demi kelancaran penulis.
9. Keluarga tercinta, saudara, adik, dan kakak-kakak tersayang (Mba Ani, Mba Ummi, Mba Diah, Ifah, Dina, dan Laili) yang senantiasa saling memberikan semangat dan mendorong kearah yang lebih baik, bahagia dan bersyukur memiliki kalian semua.
10. Keluarga Besar Laboratorium Visi Komputer semuanya yang sudah menjadi keluarga, teman berdiskusi dan saling mendorong untuk hal yang lebih baik.
11. Teman-teman Jaringan Cerdas Multimedia, Ibu-Ibu dan Bapak-bapak Program Doctoral yang senantiasa saling berbagi dan berdiskusi, bertukar pikiran, dan menjalin *tali sillaturrahmi* dengan baik.

12. Teman-teman *Awardee East Java* dan *awardee* lainnya yang tersebar diseluruh penjuru negeri, yang saling bersinergi, berbagai, berdiskusi, dan bahu-membahu untuk kemajuan Indonesia yang lebih baik.

Akhirnya atas segala kekurangan dari penyusunan tesis ini, sangat diharapkan kritik dan saran yang bersifat konstruktif dari semua pembaca demi memperbaiki kualitas penulisan selanjutnya. Semoga yang telah tertulis di dalam tesis ini dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat dan menambah khasanah ilmu pengetahuan. Amien...

Surabaya, 15 Juni 2017

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Kontribusi	4
1.6 Metodologi Penelitian	4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	5
2.1 <i>Micro-Expressions</i> pada Wajah	5
2.2 Dataset <i>Micro-Expressions</i>	7
2.3 <i>Action Units</i> dan <i>Region of Interest</i>	12
2.4 Deteksi Wajah	13
2.5 <i>Landmark Detection</i> dengan ASM	15
2.6 <i>Motion Estimation</i> berbasis Area	17
2.7 <i>Subpixel Subtle Motion Estimation</i>	20
2.8 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN) Layer Jamak	21
2.9 Pengukuran Kinerja Klasifikasi <i>Multiclass</i>	26
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	31
3.1 Registrasi Citra <i>Micro-expressions</i> Wajah Berbasis ASM	32
3.2 <i>ROI Detection</i>	33
3.3 Penerapan BMA dan Deret Taylor	34
3.4 Ekstraksi Fitur Berbasis <i>Subpixel Subtle Motion Estimation</i>	36
3.5 Klasifikasi <i>Micro-expressions</i> menggunakan <i>Multilayer Perceptron</i> ..	39

3.5.1	Cara Pelatihan MLP <i>Backpropagation</i>	39
3.5.2	Pengukuran Kinerja MLP <i>Backpropagation</i>	41
BAB 4	HASIL DAN PEMBAHASAN	45
4.1	Implementasi Hasil Ekstraksi Fitur berbasis <i>Subpixel</i> SME.....	45
4.1.1	Hasil Ekstraksi Fitur pada Dataset CASMEII.....	45
4.1.2	Hasil Ekstraksi Fitur pada Dataset SMIC	55
4.2	Implementasi Klasifikasi <i>Micro-Expressions</i> menggunakan MLP <i>Backpropagation</i>	68
4.2.1	Hasil Kinerja MLP <i>Backpropagation</i> pada Dataset CASME II	70
4.2.2	Hasil Kinerja MLP <i>Backpropagation</i> pada Dataset SMIC	72
4.3	Hasil Perbandingan Kinerja Dataset CASME II dan SMIC	79
BAB 5	PENUTUP	81
5.1	Kesimpulan	81
5.2	Saran.....	82
DAFTAR	PUSTAKA.....	83
LAMPIRAN	87
Lampiran 1:	<i>License Agreement</i> CASME II.....	87
Lampiran 2:	<i>License Agreement</i> SMIC.....	89
Lampiran 3:	Tabel Pelabelan Dataset CASME II.....	91
Lampiran 4:	Tabel Pelabelan Dataset SMIC - HS	99
BIOGRAFI	PENULIS	105

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh emosi <i>Micro-expressions</i> (https://id.pinterest.com/pin/327144360410721432/ , diakses 8 Mei 2017)	6
Gambar 2.2 Sebuah Demonstrasi Urutan Frame dari mikro-ekspresi. Frame apex menyediakan sekitar 100 ms. (Yan, Wang, <i>et al.</i> , 2014).....	9
Gambar 2.3 Urutan frame dari mikro-ekspresi di CASMEII (Wang <i>et al.</i> , 2015)	10
Gambar 2.4 SMIC <i>Recording System Setup</i> (Li <i>et al.</i> , 2013)	10
Gambar 2.5 <i>Muscular Anatomy</i> (Wang <i>et al.</i> , 2015). (a) <i>Upper Face AU</i> ; (b) <i>Lower Face AU-up/down</i> ; (c) <i>Lower Face AU-horizontal Actions</i> ; (d) <i>Lower Face AU-oblique AU</i> ; (e) <i>Lower Face AU-orbital Actions</i>	12
Gambar 2.6 <i>Muscular Action</i> (Wang <i>et al.</i> , 2015). (a) <i>Upper Face AU</i> ; (b) <i>Lower Face AU-up/down</i> ; (c) <i>Lower Face AU-horizontal Actions</i> ; (d) <i>Lower Face AU-oblique AU</i> ; (e) <i>Lower Face AU-orbital Actions</i> ..	13
Gambar 2.7 Representasi dari beberapa <i>Haar like features</i> dari <i>the OpenCV library</i> (Godavarthy, 2010).....	14
Gambar 2.8 Sampel Wajah dengan <i>landmarks detection ASM</i> (Yan, Wang, <i>et al.</i> , 2014)	17
Gambar 2.9 Gambaran Umum Metode <i>Block Matching</i> berbasis area (Metkar and Talbar, 2013).....	18
Gambar 2.10 Gambaran Contoh Skema Pencarian 3 Tahap (Chan, Vo and Nguyen, 2010)	19
Gambar 2.11 Arsitektur MLP <i>Backpropagation</i> dengan 1 <i>Hidden Layer</i>	23
Gambar 2.12 Contoh Prosedur dari <i>3-fold Cross-validation</i> (Frank, Hall and Witten, 2016)	28
Gambar 3.1 Block Diagram Penelitian Klasifikasi <i>Micro-Expressions</i> Wajah....	31
Gambar 3.2 Registrasi Citra Wajah <i>Micro-Expressions</i>	32
Gambar 3.3 Sampel ROI <i>lower face</i> pada dataset CASME II <i>Subject 1</i>	33
Gambar 3.4 BMA berbasis Area, contoh pada area Wajah bagian bawah (<i>Lower Face</i>) <i>Micro- Expressions</i>	35
Gambar 3.5 Block Diagram <i>Simplified Optical Flow</i> (Estimasi <i>Subpixel Subtle Motion</i> menggunakan Kombinasi BMA dan Deret Taylor (Chan, Vo and Nguyen, 2010))	36
Gambar 3.6 Contoh <i>Motion Vector</i> Hasil Pencocokan dua citra (a) CASME II (b) SMIC-HS	37
Gambar 3.7 Contoh <i>Subtle motion</i> yang sudah disatukan dengan citra (a) CASME II (b) SMIC-HS (Hasil Pencocokan antar 2 frame)	38
Gambar 3.8 Contoh Plot Hasil Ekstraksi Fitur berbasis <i>SME</i> terhadap sumbu <i>x</i> dan sumbu <i>y</i> (sampel 1 Data pada CASME II)	38
Gambar 3.9 Contoh Plot Hasil Ekstraksi Fitur berbasis <i>SME</i> terhadap sumbu <i>x</i> dan sumbu <i>y</i> (sampel 1 Data pada SMIC)	39

Gambar 4.1 Sampel Nilai <i>Motion Vector</i> CASME II (<i>Disgust</i>) pada <i>Lower Face</i>	46
Gambar 4.2 Sampel Nilai <i>Motion Vector</i> CASME II (<i>Happy</i>) pada <i>Lower Face</i>	47
Gambar 4.3 Sampel Nilai <i>Motion Vector</i> CASME II (<i>Other</i>) pada <i>Lower Face</i>	47
Gambar 4.4 Sampel Nilai <i>Motion Vector</i> CASME II (<i>Repression</i>) pada <i>Lower Face</i>	48
Gambar 4.5 Pola Persebaran Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset CASME II- <i>Disgust</i>	49
Gambar 4.6 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset CASME II- <i>Happy</i>	50
Gambar 4.7 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset CASME II- <i>Other</i>	52
Gambar 4.8 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset CASME II- <i>Repression</i>	53
Gambar 4.9 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset CASME II- <i>Surprise</i>	54
Gambar 4.10 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-HS (<i>Negative</i>)	56
Gambar 4.11 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-HS (<i>Positive</i>)	56
Gambar 4.12 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-HS (<i>Surprise</i>)	57
Gambar 4.13 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-NIR (<i>Negative</i>)	57
Gambar 4.14 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-NIR (<i>Positive</i>)	58
Gambar 4.15 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-NIR (<i>Surprise</i>)	58
Gambar 4.16 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-VIS (<i>Negative</i>)	59
Gambar 4.17 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-VIS (<i>Positive</i>)	59
Gambar 4.18 Sampel Nilai Fitur <i>Lower Face</i> pada Dataset SMIC-VIS (<i>Surprise</i>)	60
Gambar 4.19 Pola Persebaran Nilai Fitur Area Mulut untuk Sampel Video untuk Kelas Emosi <i>Negative</i> pada Dataset SMIC-HS	61
Gambar 4.20 Pola Persebaran Nilai Fitur Area Mulut untuk Sampel Video Kelas Emosi <i>Positive</i> pada Dataset SMIC-HS	61
Gambar 4.21 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-HS (<i>Surprise</i>)	63
Gambar 4.22 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-NIR (<i>Negative</i>)	63
Gambar 4.23 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-NIR (<i>Positive</i>)	64
Gambar 4.24 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-NIR (<i>Surprise</i>)	64

Gambar 4.25 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-VIS (<i>Negative</i>)	65
Gambar 4.26 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-VIS (<i>Positive</i>)	66
Gambar 4.27 Pola Persebaran Nilai Fitur <i>Lower Face</i> (Area Mulut) pada Dataset SMIC-VIS (<i>Surprise</i>).....	66
Gambar 4.28 Grafik Nilai <i>error</i> dari Estimasi <i>Subtle Motion</i> disetiap urutan Frame berdasarkan kelas emosi pada Dataset CASME II dan SMIC	68
Gambar 4.29 Hasil Nilai <i>error</i> (MSE) dari Uji Coba <i>Learning Rate</i> (η) pada Dataset CASME II dan SMIC	69

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Matriks Konfusi untuk klasifikasi <i>Multiclass</i>	27
Tabel 3.1 Keterangan Pengukuran Detail Akurasi.....	41
Tabel 4.1 Hasil Nilai <i>Error</i> Estimasi <i>Subtle Motion (Lower Face)</i> CASME II ...	55
Tabel 4.2 Hasil Nilai <i>Error</i> Estimasi <i>Subtle Motion (Lower Face)</i> SMIC-HS.....	67
Tabel 4.3 Hasil Nilai <i>Error</i> Estimasi <i>Subtle Motion (Lower Face)</i> SMIC-NIR ...	67
Tabel 4.4 Hasil Nilai <i>Error</i> Estimasi <i>Subtle Motion (Lower Face)</i> SMIC-VIS ...	67
Tabel 4.5 Hasil Konfusi Matrik Dataset CASME II (<i>Lower Face</i>) dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	70
Tabel 4.6 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas CASME II (<i>Lower Face</i>) dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	71
Tabel 4.7 Hasil Konfusi Matrik Dataset CASME II (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	71
Tabel 4.8 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas CASME II (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	72
Tabel 4.9 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-HS dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	73
Tabel 4.10 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-HS (<i>Lower Face</i>) dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	73
Tabel 4.11 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-HS (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	74
Tabel 4.12 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-HS (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	74
Tabel 4.13 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-NIR dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	75
Tabel 4.14 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-NIR (<i>Lower Face</i>) dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	75
Tabel 4.15 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-NIR (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	76
Tabel 4.16 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-NIR (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	76
Tabel 4.17 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-VIS dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	77
Tabel 4.18 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-VIS (<i>Lower Face</i>) dengan <i>5-folds Cross Validation</i>	77
Tabel 4.19 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-VIS (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	78
Tabel 4.20 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-VIS (<i>Lower Face</i>) dengan <i>10-folds Cross Validation</i>	78
Tabel 4.21 Hasil Perbandingan Akurasi Dataset CASME II dan SMIC.....	79
Tabel 4.22 Hasil Perbandingan <i>MAE</i> Dataset CASME II dan SMIC	79
Tabel 4.23 Hasil Perbandingan <i>RMSE</i> Dataset CASME II dan SMIC	80

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kehidupan manusia tidak terlepas dari komunikasi antara individu satu dengan individu yang lain. Komunikasi tidak hanya disampaikan melalui lisan, tulisan, ataupun gerakan tubuh seseorang, tetapi dapat disampaikan melalui emosi dasar yang dirasakan oleh seseorang. Emosi dasar manusia telah banyak diteliti, ada seorang ahli yang tertarik pertama kali untuk membuat teori tentang emosi dasar adalah Charles Darwin, mengatakan bahwa ekspresi wajah yang mendasari emosi tertentu merupakan karakteristik pola ekspresif neuro-muskular dan teradaptasi melalui evolusi biologis dan kultural manusia. Jadi menurut Darwin, ekspresi emosi pada manusia adalah diturunkan dan bersifat universal (Prabowo and Prasetyadi, 2004).

Ekspresi emosi disampaikan melalui bentuk ekspresi wajah. Ekspresi wajah dapat ditampilkan secara normal ataupun sangat singkat. Ekspresi wajah yang sangat singkat disebut *micro-expression*, biasanya berlangsung antara 1/15 dan 1/25 detik. Seseorang sering menampilkan emosi tersembunyi dan merupakan hasil dari penekanan (Ekman, 2003). *Micro-expression* yang terjadi membuat manusia sulit untuk menilai atau mengidentifikasi ekspresi emosi yang disampaikan seseorang karena proses terjadinya secara halus dan begitu singkat.

Oleh karena itu, diperlukan sebuah penelitian yang dapat membantu mendeteksi ekspresi wajah secara mikro. Hal tersebut membawa tantangan serius untuk *Computer Vision*. Akibatnya, perlu pendekatan yang baik untuk mengekstrak informasi yang berguna dari ekspresi mikro (Paper and Pietik, 2015). Ekspresi yang terjadi atau muncul salah satunya dapat diamati dari urutan citra yang bergerak (*image sequence*). Ekspresi yang kita lihat dalam sebuah video merupakan rangkaian dari urutan citra yang terhubung antar frame awal ke frame selanjutnya. Semakin besar fps (*frame per-second*) pada sebuah video, maka semakin halus tampilannya.

Pada penelitian sebelumnya ekspresi wajah yang diteliti dengan *image sequence* (video) mengusulkan solusi baru dalam segmentasi frame untuk ekspresi mikro dan makro diurutan video. Data masih bersifat global, belum difokuskan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah berbasis *Optical Strain* dengan menguji dataset yang berisi 75 ekspresi makro dan 37 ekspresi mikro yang dibuat, dengan hasil untuk makro ekspresi sebesar 75% tingkat positif yang benar dan 1% tingkat positif palsu (tidak sesuai). Sedangkan untuk mikro ekspresi tingkat positif benar mencapai 80% dengan 3% yang tidak sesuai (Shreve et al., 2014).

Penelitian lain yang membahas ekspresi wajah dengan memfokuskan penelitian di ekspresi mikro adalah pengenalan *micro-expressions* berbasis *Color Spaces* (Wang et al., 2015). Penelitian menggunakan dua database *micro-expressions* sebagai data uji dengan menggunakan metode *Local Binary Patterns-Three Orthogonal Planes* (LBP-TOP) untuk proses ekstraksi fitur berbasis ruang warna yaitu *Tensor Independent Color Space* (TICS) dengan membandingkan pada ruang warna lainnya seperti RGB, CIElab, dan CIEluv. Hasil menunjukkan kombinasi kode di LBP berbasis TICS lebih efektif dari pada di RGB, dan begitu juga pada CIElab dan CIEluv hasil juga lebih baik dibandingkan RGB atau grayscale dengan hasil akurasi pengenalan tertinggi 62.30%. Ekstraksi fitur dengan pengembangan metode LBP-TOP pada penelitian sebelumnya (Huang et al., 2015) memberikan hasil terbaik untuk deteksi 75.31% dan klasifikasi 68.93%. Penelitian lainnya (Wang et al., 2014) dengan pendekatan yang tidak jauh berbeda dengan akurasi terbaik 61.7647%.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, penelitian ini dilakukan untuk mengenali emosi *micro-expressions* pada dataset uji coba yang telah digunakan pada penelitian sebelumnya. Dengan harapan menghasilkan akurasi yang lebih baik. Proses pengenalan emosi diawali dengan proses deteksi area khusus wajah menggunakan metode *Viola-Jones* yang memanfaatkan *Haar-Like feature* dan *Adaboost* pada penelitian terkait yang dianggap mampu mendeteksi secara cepat dan akurat (Happy and Routray, 2015).

Adapun pembaharuan metode yang diusulkan pada penelitian ini yang belum pernah dilakukan untuk mengenali emosi (klasifikasi) *micro-expressions* adalah pendekatan berbasis *Subpixel Subtle Motion Estimation* (SME)

menggunakan *Multilayer Perceptron* (MLP) sebagai *classify* dengan harapan metode ini dapat membandingkan perubahan dari setiap frame yang terjadi begitu cepat, dan mengenali pola setiap perubahan yang akan dijadikan fitur-fitur untuk proses pengenalan. Sehingga dapat diklasifikasikan dengan akurasi yang lebih baik.

1.2 Rumusan Masalah

Analisis *micro-expressions* wajah merupakan salah satu topik penelitian baru yang masih perlu untuk dikembangkan. Gerakan halus (*subtle motion*) yang relatif singkat dari setiap perubahan *micro-expressions* membuat banyak orang masih sulit untuk mengetahui dan mengenali emosi yang terjadi dari perubahan ekspresi wajah secara mikro. Dengan demikian, penelitian difokuskan pada pengenalan *micro-expressions* wajah pada *image sequence* berdasarkan kelas emosi yang sudah dikodekan dan dilabelkan.

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah klasifikasi mikro-ekspresi wajah berdasarkan kelas emosi dengan mengestimasi *subtle motion* pada *image sequence* berdasarkan *OnsetFrame*, *ApexFrame*, dan *OffsetFrame* agar dapat mengenali perubahan *subtle* (pola fitur) hingga ketelitian *subpixel*, sehingga diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih baik berdasarkan sampel dataset yang sudah dikodekan dan dilabelkan.

1.4 Batasan Masalah

Batasan Masalah pada penelitian *micro-expressions* wajah adalah pertama, kelas emosi pada dataset CASME II yang diklasifikasikan terdiri dari 5 emosi (*happiness*, *disgust*, *repression*, *surprise*, dan *others*). Kedua, kelas emosi pada dataset SMIC yang diklasifikasikan terdiri dari 3 emosi yaitu *positive* (*happiness*), *negative* (*disgust*, *sadness*, *scared*) dan *surprise*. Ketiga, *Action Units* yang digunakan sebagai fitur difokuskan pada area tertentu yaitu bagian bawah wajah sekitar mulut (*lower face*).

1.5 Kontribusi

Membantu mengidentifikasi emosi yang dirasakan seseorang, sehingga pengenalan *micro-expressions* secara otomatis diharapkan lebih mudah dikenali dan berkembang maju dalam membantu keamanan nasional, interogasi polisi, dan diagnosis klinis.

1.6 Metodologi Penelitian

Permasalahan penelitian akan diselesaikan dengan beberapa tahapan yang meliputi pemilihan dataset yang benar dan sesuai, perbaikan sebuah citra jika terdapat banyaknya *noise*, dan pemerataan terhadap dataset yang akan diujikan (normalisasi data) dengan melakukan registrasi terhadap citra wajah, deteksi area khusus pada wajah (ROI) pada wilayah yang akan diamati dan dicari pola perubahannya di setiap frame dari masing-masing sampel kelas emosi, melakukan ekstraksi fitur (mengambil karakteristik setiap fitur) berbasis SME, tahap terakhir melakukan klasifikasi berdasarkan emosi menggunakan MLP *Backpropagation*, dan melakukan analisis evaluasi kinerja pengukuran dari metode yang sudah diterapkan.

Registrasi citra yang dilakukan dideteksi menggunakan *Viola-Jones* dan *Active Shape Model (ASM)*. ROI yang dideteksi juga memanfaatkan metode ROI dengan basis *Viola-Jones*. Ekstraksi fitur yang dilakukan menggunakan metode kombinasi *Block Matching Algorihm (BMA)* dan deret Taylor dengan ketelitian hingga *subpixel*. Setelah fitur ditemukan, proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode MLP *Backpropagation*, setelah hasil diketahui dilakukan analisis dan beberapa uji coba sebagai pembanding untuk mengetahui hasil mana yang dapat memberikan hasil terbaik. Adapun langkah-langkah proses penelitian, kajian teori, metode penelitian, dan pembahasan hasil dipaparkan di Bab selanjutnya. Untuk metode dan informasi lain terkait yang dibutuhkan dalam penelitian dibahas pada BAB 2, sedangkan metodologi penelitian secara rinci dibahas di BAB 3, hasil dan pembahasan diuraikan di BAB 4, kesimpulan akhir dari keseluruhan proses yang dilakukan di BAB 5, termasuk saran dari penulis.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Bab 2 merupakan penjelasan dari teori-teori terkait dikaji dan dibahas satu persatu sesuai dengan bagian-bagian terkait metodologi yang digunakan dalam penelitian. Kajian yang dilakukan dijelaskan tidak secara global, tapi langsung mengarah ke penelitian yang dilakukan. Sehingga pembaca diharapkan bisa mengerti dan memahami maksud penelitian yang dilakukan oleh penulis. Kajian teori-teori yang dibahas adalah *Micro-Expressions* pada wajah, dataset *Micro-expressions* yang digunakan, deteksi wajah yang dilakukan, *Landmark Detection* dengan ASM, *Motion Estimation* berbasis area, *Subpixel Subtle Motion Estimation*, ANN Layer Jamak, dan Pengukuran Kinerja. Untuk penjelasan masing-masing dapat dilihat pada sub-bab yang dipaparkan pada bagian ini.

2.1 *Micro-Expressions* pada Wajah

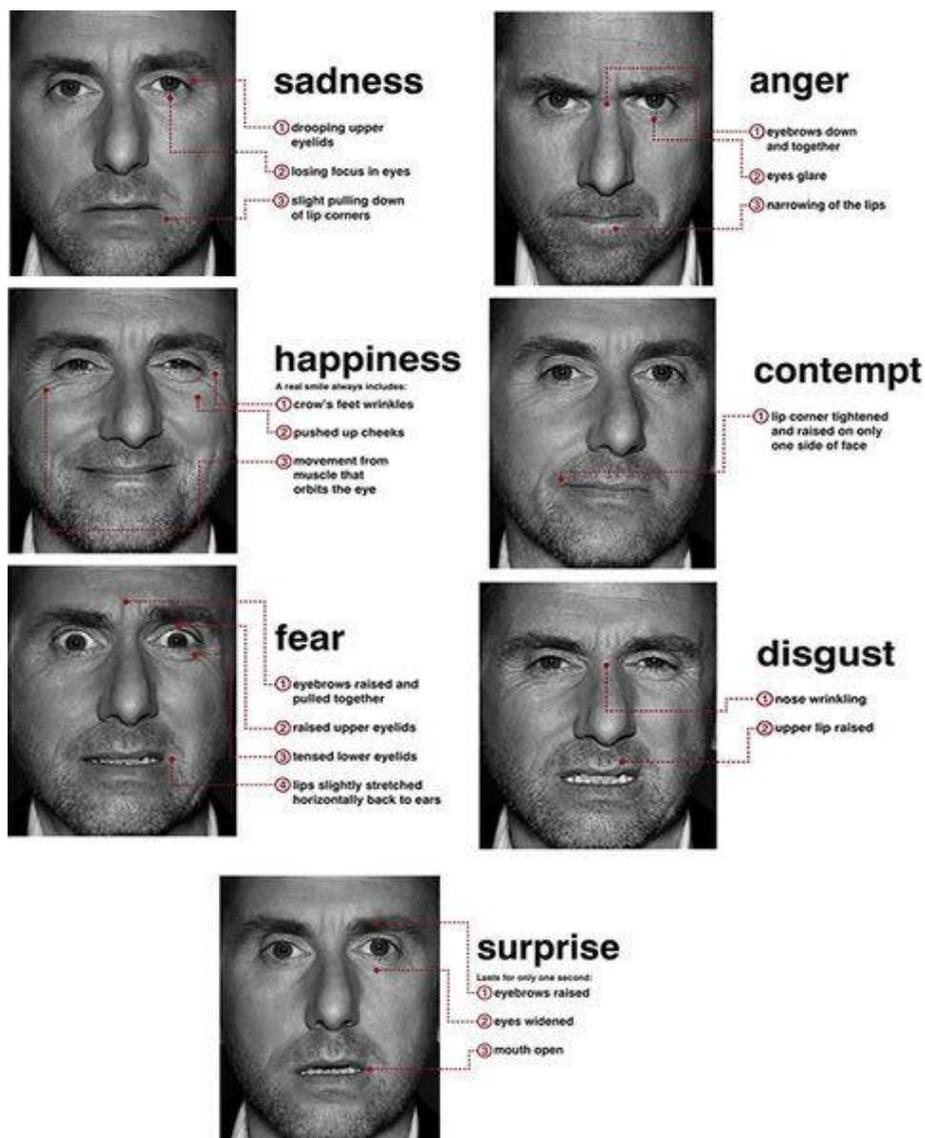
Ekspresi yang terjadi secara mikro merupakan pergerakan yang begitu cepat dan halus. Berbeda dengan ekspresi yang terjadi secara makro yang dapat langsung terlihat dengan jelas. Durasi yang begitu pendek berlaku umumnya adalah 1/15 dan 1/25 detik. Ekspresi wajah sekilas yang diamati biasanya memiliki intensitas rendah yang mungkin begitu singkat untuk otot-otot wajah yang sepenuhnya dapat membentang dengan depresi atau penekanan. Karena durasi pendek dan intensitas rendah, biasanya tak terlihat atau diabaikan oleh mata yang melihat secara langsung. Untuk lebih menganalisa mikro-ekspresi dan untuk membantu mengungkapkan perasaan orang, sistem pengenalan mikro-ekspresi secara otomatis sangat diperlukan (Yan, Li, *et al.*, 2014).

Micro-expressions juga dapat digambarkan sebagai pola penekanan dari tubuh manusia yang sangat signifikan untuk dapat diamati. Berdasarkan bagaimana ekspresi dimodifikasi, mikro-ekspresi dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis (Shreve *et al.*, 2011):

- *Type 1. Simulated Expressions*: Ketika mikro-ekspresi tidak disertai dengan ekspresi yang tulus (asli).

- *Type 2. Neutralized expressions:* Ketika ekspresi asli ditekan dan wajah tetap netral.
- *Type 3. Masked Expressions:* Ketika ekspresi asli benar-benar tertutup oleh ekspresi yang dipalsukan.

Berdasarkan tipe tersebut, penelitian ini difokuskan pada tipe 1 yang mudah diamati dengan cepat. Pada tipe 2 mikro-ekspresi yang sulit untuk diamati dan untuk tipe 3 mikro-ekspresi mungkin benar-benar dibayangi oleh ekspresi yang dipalsukan bukan ekspresi asli yang ditunjukkan.



Gambar 2.1 Contoh emosi *Micro-expressions*
<https://id.pinterest.com/pin/327144360410721432/>, diakses 8 Mei 2017)

Ada tujuh *Micro-expressions* yang bersifat *universal* yakni: *disgust* (rasa jijik), *anger* (marah), *fear* (takut), *sadness* (sedih), *happiness* (bahagia), *surprise* (terkejut) dan *contempt* (benci). Ekspresi mikro yang terjadi biasanya memiliki ciri-ciri sesuai emosi yang di rasakan seseorang tersebut, seperti pada Gambar 2.1. adalah:

- a. Emosi sedih (*sadness*), pada umumnya memiliki ciri mata bagian atas melorot ke arah bawah, mata tidak fokus, dan bagian sudut bibir sedikit turun.
- b. Emosi marah (*anger*), kedua alis bersama-sama menekan di area sekitar hidung bagian atas, mata terlihat tajam, daerah bibir menyempit.
- c. Emosi senang (*happiness*), gerakan dari otot yang mengorbit mata, area sekitar mata memiliki banyak kerutan, atau cekungan-cekungan, pipi terdorong naik, bibir melebar.
- d. Emosi penghinaan (*Contempt*), sudut bibir menegang dan diangkat hanya di sisi wajah.
- e. Emosi takut (*fear*), kedua alis terangkat penuh bersamaan, kelopak mata bagian atas terangkat, kelopak mata bagian bawah tegang, Bibir sedikit membentang horisontal menarik ke arah telinga.
- f. Emosi jijik (*disgust*), terjadi kerutan dibagian hidung daerah atas dan sekitar mata, bibir atas diangkat.
- g. Emosi heran/kaget (*surprise*), alis terangkat, mata terbelalak, dan mulut sedikit terbuka.

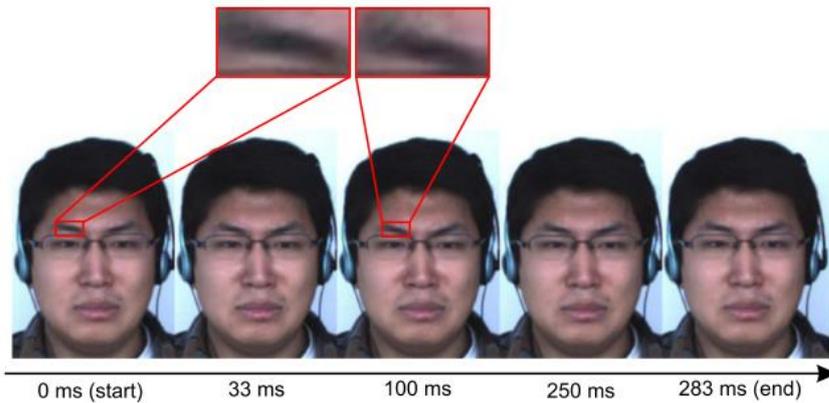
Pada umumnya yang sering terjadi diekspresi mikro, gerakan mulut sedikit terbuka, dan seringnya lebih rapat, atau sedikit diangkat, dan adanya sedikit penekanan didaerah tertentu (ujung alis, mata, dan mulut).

2.2 Dataset *Micro-Expressions*

Data yang digunakan pada uji coba penelitian adalah *CASME II dataset* dan *The Spontaneous Micro-Expression Database (SMIC)* sebagai pembandingan. *CASME dataset*, merupakan *Chinese Academy of Sciences Micro-Expression database* yang terdiri dari 195 spontan mikro-ekspresi yang difilmkan di bawah 60

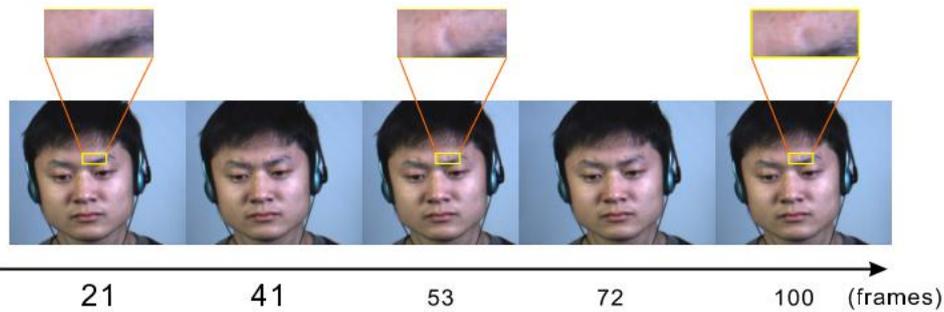
fps. Sampel ini diberi kode sehingga *onset*, *apex* dan *offset frame* sudah ditandai (Pelabelan dapat dilihat pada lampiran 3). Untuk perjanjian pengambilan dataset dapat dilihat pada lampiran 1. Onset frame adalah frame pertama yang berubah dari baseline (biasanya dimulai saat ekspresi netral). *Apex-1* frame adalah frame pertama yang mencapai intensitas tertinggi dari ekspresi wajah, *apex-2* frame kode. Ekspresi wajah dengan durasi tidak lebih dari 500ms yang dipilih untuk database. Selain itu, ekspresi wajah yang berlangsung lebih dari 500ms tapi durasi *onset* mereka kurang dari 250 ms, juga dipilih karena ekspresi wajah yang cepat-*onset* juga ditandai sebagai mikro-ekspresi (Yan, Guoyuan and Jing, 2013), itu sebabnya durasi beberapa sampel melebihi 500 ms. Dibandingkan dengan database mikro-ekspresi lainnya, database CASME mempunyai keuntungan sebagai berikut (Yan, Wang, *et al.*, 2014):

- a. Sampel data yang bersifat secara spontan. Hal ini ditunjukkan dari frame sebelum dan sesudah setiap target mikro-ekspresi di setiap sampel tayangan video wajahnya datar (netral).
- b. Peserta diminta untuk menjaga wajah netral (netralisasi paradigma) dalam penelitian ini. Oleh karena itu, mikro-ekspresi yang ditangkap di database relatif "murni dan jelas", tanpa suara seperti gerakan kepala dan gerakan wajah yang tidak relevan.
- c. *Unit Action* (Aus) diberikan untuk setiap mikro-ekspresi. Aus memberikan gerakan rinci ekspresi wajah dan membantu memfasilitasi pelabelan emosi yang akurat.
- d. Mikro-ekspresi dengan teliti telah diberi label berdasarkan penelitian psikologis dan laporan diri peserta. Selain itu, gerakan wajah tanpa emosi telah dihapus.



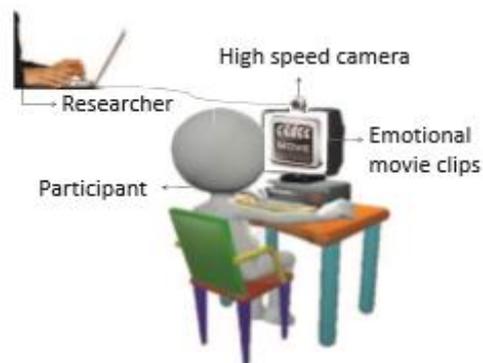
Gambar 2.2 Sebuah Demonstrasi Urutan Frame dari mikro-ekspresi. Frame apex menyediakan sekitar 100 ms. (Yan, Wang, *et al.*, 2014)

CASME II dataset, merupakan lanjutan dari pengembangan dataset sebelumnya yang berisi 247 sampel ekspresi mikro dari 26 peserta. Mereka dipilih dari hampir 3.000 gerakan wajah elisitasi (Yan, Li, *et al.*, 2014). Sampel ini dikodekan dengan *onset* dan *offset frame*, dengan unit tindakan (Aus) yang sudah ditandai beserta emosi label dan lima kategori utama yang disediakan, ekspresi mikro yang sangat halus dihilangkan karena mereka hampir tidak dapat dikodekan *onset* dan *offset* (sulit untuk mendeteksi titik balik karena perubahan hampir tak terlihat). Ada 5 kelas dari mikro-ekspresi dalam database ini, yaitu (S.-J. Wang *et al.*, 2015): kebahagiaan (*happiness*), kejutan (*surprise*), jijik, represi, dan tegang (*tense*). Kami memilih data pertama telah diberi label termasuk 136 sampel: kebahagiaan (19 sampel), kejutan (16 sampel), jijik (21 sampel), represi (12 sampel), dan tegang (68 sampel). Dalam database ini, jumlah kerangka sampel terpendek adalah 24 dan bahwa dari sampel terpanjang adalah 146. Jumlah frame semua sampel dinormalisasi ke 150 dengan menggunakan interpolasi linier. Ukuran setiap frame dinormalisasi untuk 163×134 piksel. Jadi, masing-masing sampel dinormalisasi ke tensor keempat-order dengan ukuran $163 \times 134 \times 150 \times 3$. Contoh Sampel dataset CASME II dapat dilihat pada (Gambar 2.2 – 2.3):



Gambar 2.3 Urutan frame dari mikro-ekspresi di CASMEII (Wang *et al.*, 2015)

Dalam usulan penelitian ini, dataset yang akan digunakan sebagai pembanding adalah *The Spontaneous Micro-Expression Database (SMIC)*. Untuk perjanjian penggunaan dataset dapat dilihat pada lampiran 2. Database ini tercatat dalam lingkungan *bunker* dalam sebuah ruangan yang dirancang untuk menyerupai ruang interogasi. Pembuatan video ini berdasarkan 16 klip video yang dipilih dengan cermat, yang terbukti mampu menginduksi emosi yang kuat, yang ditampilkan pada monitor komputer (DELL 1905FP). Sementara peserta menonton film, dengan kecepatan tinggi (HS) kamera (PixeLINK PL-B774U, 100fps, 640x480) akan mengambil catatan reaksi wajah (lihat Gambar 2.4).



Gambar 2.4 SMIC Recording System Setup (Li *et al.*, 2013)

Peserta duduk di depan monitor (sekitar 50 cm jarak dari layar) menonton klip film satu per satu dengan sekitar selang 1 menit antara setiap dua klip, selama selang 1 menit, peserta akan diminta untuk mengisi kuesioner singkat melaporkan

perasaan tentang film sebelumnya. Sebelum film ditampilkan, peserta diberitahu bahwa peneliti di ruangan lain akan menonton reaksinya melalui kamera, dan mencoba untuk menebak mana film yang ditonton. Jadi tugasnya adalah untuk mencoba yang terbaik untuk menyembunyikan perasaan yang sebenarnya. Jika gagal untuk melakukannya, partisipan harus mengisi kuesioner. Untuk keterangan partisipan pada video Micro 1-3 adalah sebagai berikut (Pfister *et al.*, 2011):

Micro 1: 6 peserta (s1-S6) dicatat dengan kamera kecepatan tinggi (100fps). Rentang usia 22-34 (mean = 28,3). Jumlah laki-laki sebanyak 3 orang dan jumlah perempuan juga 3. Dengan keterangan 4 orang adalah Asia, 2 adalah Kaukasia, dan 4 orang menggunakan kacamata.

Micro 2: 4 peserta (s7-S10) yang direkam oleh kamera kecepatan tinggi (100fps). Rentang usia dari 23 ke 25. Dengan jumlah peserta 3 laki-laki 1 perempuan, dan dengan keterangan 3 dari Asia, 1 dari Kaukasia, dan 1 orang memakai kacamata.

Micro 3: 10 peserta (S11-S20) yang direkam oleh kamera kecepatan tinggi (100fps) dan kamera NIR Visual + (25fps). Rentang usia 22-29 (mean = 26,5). Jumlah peserta 8 laki-laki, dan 3 perempuan, yang merupakan 4 dari Asia, 6 dari Kaukasia, dan satu 1 Afrika, dan 5 orang menggunakan kacamata (Data berkecepatan tinggi Satu peserta hilang karena kerusakan hard disk).

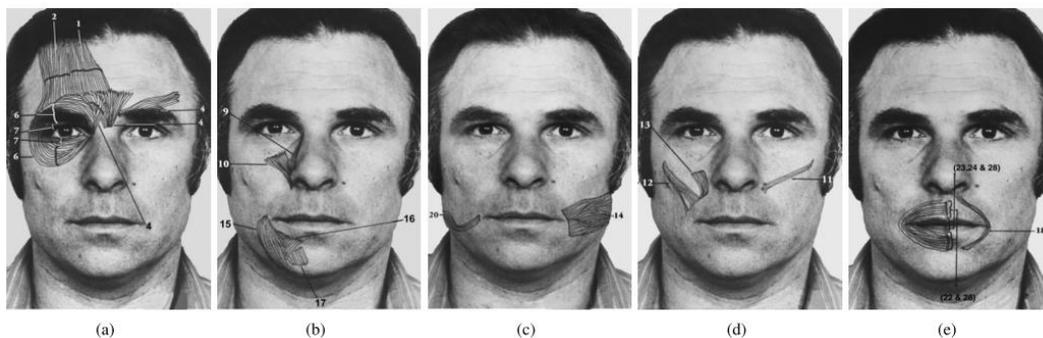
Versi lengkap dari database SMIC memiliki tiga dataset: HS (semua 20 peserta), VIS dan NIR (dari 10 peserta terakhir). Untuk dataset HS: 164 klip mikro-ekspresi ditimbulkan dari 16 peserta. Untuk dataset VIS & NIR: 71 klip mikro-ekspresi ditunjukkan dari 8 dari 10 peserta terakhir. Mikro tidak ditemukan dari empat peserta: s7, s10, s16 dan S17. Untuk tugas deteksi mikro, nomor yang sama dari klip non-mikro secara acak dipilih dari video asli sebagai jumlah mikro yang dihasilkan dari masing-masing peserta. Untuk tugas klasifikasi mikro, klip mikro diberi label menjadi tiga kelas yaitu: positif (*senang/happy*), kejutan (*surprise*) dan negatif (*sedih, takut dan jijik*).

2.3 Action Units dan Region of Interest

Action Unit (AU) didefinisikan sebagai deskripsi tindakan otot wajah oleh *Facial Action Coding System (FACS)*. Metode populasi untuk mendeskripsikan beberapa jenis ekspresi pada wajah yaitu *FACS* (Shreve *et al.*, 2014). Dalam sistem *FACS AU* yang bekerja diberikan pada gerakan berbagai wajah. *Ekman* dan *Friesen* merangsang otot individu melalui pembelajaran untuk mengendalikan ekspresi secara sukarela agar dapat menentukan perubahan gerakan yang dilakukan otot-otot wajah. Dengan merangsang gerakan hasil dari uji coba setiap *AU* dikaitkan dengan satu wajah atau lebih otot wajah.

FACS juga merupakan metode untuk mengkuantifikasi gerakan wajah berdasarkan kombinasi dari 38 komponen elemen. Komponen-komponen ini biasanya terdiri dari 32 *AU* dan 6 *action descriptors (ADs)*, dapat dilihat sebagai fonem ekspresi wajah. Setiap *AU* menggambarkan gerakan wajah lokal. Pada umumnya dalam memilih citra wajah netral yang frontal sebagai template, kita dapat membaginya menjadi beberapa bagian yang diinginkan berdasarkan *AU*.

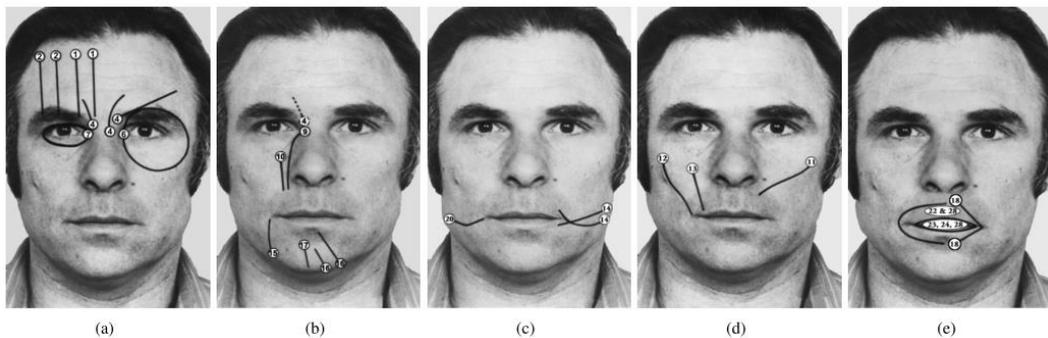
Sebelumnya perlu mengetahui jenis *AU* dan bagian-bagiannya. Setelah mengetahui posisinya, kita dapat menentukan *region of interest (ROI)* yang diinginkan dikaitkan dengan penelitian yang diamati (difokuskan).



Gambar 2.5 *Muscular Anatomy* (Wang *et al.*, 2015). (a) *Upper Face AU*; (b) *Lower Face AU-up/down*; (c) *Lower Face AU-horizontal Actions*; (d) *Lower Face AU-oblique AU*; (e) *Lower Face AU-orbital Actions*.

Untuk *AU* pada *micro-expressions*, pergerakan yang terjadi tidak terlihat begitu jelas. Seperti pada *AU* di ekspresi wajah pada umumnya yang terlihat jelas. Berdasarkan anatomi wajah yang menunjukkan pergerakan disetiap *AU*

(ditunjukkan nomor disetiap citra). Daerah yang terjadi secara umum pergerakan otot-otot dibagi menjadi wilayah 2 bagian yaitu atas wajah (*upper face*) dan bawah wajah (*lower face*). Untuk gambar 2.5 menunjukkan pola otot-otot berdasarkan anatominya. Dimana setiap bagian memiliki *AU* yang berbeda-beda dan ciri-ciri tersendiri, yang pergerakannya bisa secara horizontal, mengorbit, naik atau turun, menarik ke dalam, keatas atau kebawah, dan lainnya.



Gambar 2.6 *Muscular Action* (Wang *et al.*, 2015). (a) *Upper Face AU*; (b) *Lower Face AU-up/down*; (c) *Lower Face AU-horizontal Actions*; (d) *Lower Face AU-oblique AU*; (e) *Lower Face AU-orbital Actions*.

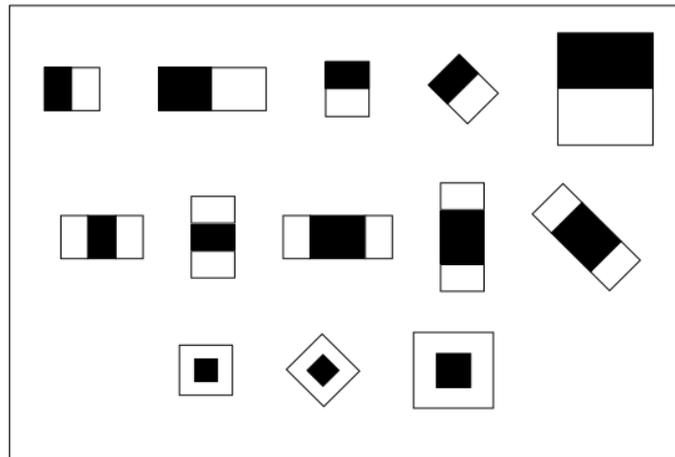
Untuk pola yang ditunjukkan berdasarkan otot-otot dari *action* ada pada Gambar 2.6. terlihat sama dengan model anatominya. Penentuan *AU* ini, memang didasarkan pada pergerakan otot-otot wajah manusia. Dimana pergerakan itu terjadi, ketika wajah merespon suatu rasa/emosi dan mengekspresikannya di dalam perubahan otot-otot wajahnya (*AU*).

2.4 Deteksi Wajah

Metode dalam mendeteksi wajah yang terbukti cepat dan akurat adalah metode *Viola-Jones* yang digagas pada tahun 2001 memanfaatkan *Haar-like feature* dan *adaboost* (Viola and Jones, 2001). Metode ini digunakan untuk mendeteksi objek dalam gambar, dan mendeteksi wajah secara otomatis dengan beberapa konsep utama yang digunakan *Haar-like feature*, *integral image* agar proses berjalan dengan cepat, dan metode *machine-learning AdaBoost*, dan *cascaded classifier* untuk mengkombinasikan banyak fitur dengan efektif dan efisien.

Fitur yang digunakan adalah fitur yang berbasis *haar wavelets*, yang merupakan gelombang tunggal yang berbentuk segiempat hanya mempunyai

interval tinggi dan rendah. Kombinasi bidang segiempat yang digunakan untuk deteksi objek visual bukanlah haar wavelets yang sebenarnya, akan tetapi lebih cocok digunakan sebagai deteksi objek visual. Oleh karena itu, fitur-fitur ini disebut Haar-like bukan haar wavelets (z. Li and K. Jain, 2011). Adapun gambaran dari fitur haar dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Representasi dari beberapa *Haar like features* dari *the OpenCV library* (Godavarthy, 2010)

Nilai *haar-like feature* dihitung dengan mengurangkan nilai rata-rata piksel daerah gelap dengan piksel daerah terang. Jika perbedaan nilai berada diatas *threshold* yang ditentukan, maka fitur dianggap ada. Dalam menentukan ada atau tidaknya fitur pada setiap bagian citra yang diproses dan beberapa ukuran secara efisien, digunakan teknik *integral image*. Secara umum integrasi merupakan penggabungan beberapa unit kecil menjadi satu. Pada kasus ini, unit-unit kecil merupakan nilai piksel dari citra yang sedang dalam proses.

Untuk menentukan spesifikasi *Haar-like feature* yang akan digunakan dan mengatur tingkat *threshold*, Viola-Jones menggunakan algoritma *AdaBoost* yang merupakan kepanjangan dari *Adaptive Boosting*. Algoritma ini berfungsi untuk melakukan pemilihan dari fitur-fitur yang berjumlah sangat banyak dengan memilih fitur tertentu saja. Konsep umum yang digunakan adalah mencari fitur-fitur yang memiliki tingkat pembeda yang tinggi dengan cara mengevaluasi setiap fitur terhadap data latihan dengan menggunakan nilai dari fitur tersebut.

Tahapan terakhir dari algoritma Viola-Jones adalah *cascade classifier*. Setiap filter yang terdapat pada classifier merupakan fitur-fitur yang diperoleh dari proses sebelumnya. Fitur yang diperoleh dari *AdaBoost* disusun secara urut berdasarkan bobotnya. Semakin besar akan diletakkan didepan, agar proses klasifikasinya cepat dan efisien mungkin mengeliminasi daerah citra negatif dan dapat digunakan untuk meminimalkan jumlah kesalahan pada proses klasifikasi.

2.5 *Landmark Detection* dengan ASM

Perlu melakukan sebuah pendekatan yang kuat untuk menggunakan suatu model yang dapat berubah-ubah atau mewakili variasi sebuah bentuk/tekstur (intensitas) pada objek yang ditargetkan. *Active Shape Model* (ASM) merupakan pendekatan yang cocok dengan model yang menunjuk ke citra referensi dengan menggunakan teknik iteratif yang merupakan varian pada algoritma *Expectation Maximization* (Setyati, Suprpto and Purnomo, 2012). Pencarian dilakukan di sekitar posisi masing-masing titik saat ini untuk menemukan titik didekatnya yang paling sesuai dengan model pola yang diharapkan. Parameter model bentuk yang mengendalikan posisi titik kemudian diperbarui untuk memindahkan titik model mendekati titik yang ditemukan pada citra.

ASM adalah metode dimana model dapat berubah secara iteratif agar sesuai dengan model tersebut menjadi model pada citra (Cootes *et al.*, 1995). Metode ini menggunakan model fleksibel yang diperoleh dari sejumlah sampel data pelatihan. Mengingat prediksi posisi dalam sebuah citra, ASM akan dicocokkan dengan citra dimana akan memilih satu set parameter bentuk simbol b untuk model distribusi titik, bentuk model dapat didefinisikan dalam gambaran koordinat yang berpusat pada objek.

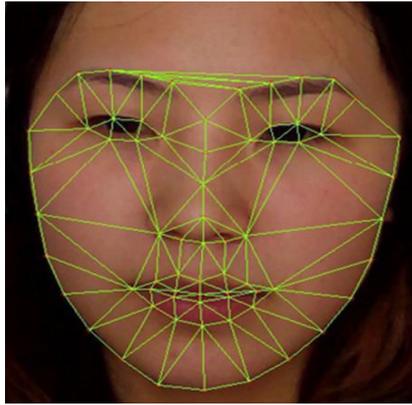
Dengan menentukan posisi, orientasi, dan skala dapat membentuk contoh X (2.1) dalam sebuah model citra (Cootes *et al.*, 1995).

$$X = M(s, \theta)[x] + X_c \quad (2.1)$$

Dimana $X_c = (X_c, Y_c, \dots, X_c, Y_c)^T$; $M(s, \theta)[.]$ adalah sebuah rotasi dengan derajat θ dan nilai skala pada s ; (X_c, Y_c) merupakan titik tengah pada frame model sebuah citra. Secara dasar, ASM dapat bekerja dengan langkah berikut (Setyati, Suprpto and Purnomo, 2012):

- a. Mencari lokasi yang lebih baik untuk titik-titik disekitar titik-titik pada citra.
- b. Memperbarui parameter (X_b, Y_b, s, θ, b) bentuk dan pose sesuai posisi baru yang ditemukan pada langkah pertama (a);
- c. Menentukan batasan parameter b untuk memastikan bentuk yang sesuai (misalnya: $|b_i| < m\sqrt{\lambda_i}$, di mana m biasanya memiliki nilai antara dua dan tiga, nilai eigen λ_i akan dipilih sehingga dapat menjelaskan proporsi varians tertentu dalam bentuk pelatihan;
- d. Ulangi langkah-langkahnya sampai kondisi konvergen tercapai (sarana konvergen tidak ada perbedaan yang signifikan antara iterasi dan iterasi sebelumnya)

Dalam prakteknya, iterasi akan terlihat pada citra di sekitarnya, masing-masing akan diarahkan posisi yang lebih baik dan diperbarui parameter model untuk mendapatkan yang terbaik sesuai dengan posisi yang baru ditemukan. Cara termudah untuk mendapatkan posisi yang lebih baik adalah intensitas tertinggi (jika diketahui, dengan orientasi). Lokasi baru dari model dapat kita sebut dengan lokasi tepi. Meskipun, lokasi terbaik harus menjadi kombinasi dari model titik-titik. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, ASM digabungkan dengan *Pyramid Gaussian*. Dengan *subsampling*, citra akan diubah ukurannya dan disimpan sebagai data sementara (Setyati, Suprpto and Purnomo, 2012). Langkah selanjutnya adalah menghitung hasil ASM dari satu citra ke citra lainnya dengan lokasi yang terbaik akan menjadi hasil terbaik. Penting dipertimbangkan bahwa titik-titik dalam model tidak selalu berada pada tepi intensitas tertinggi dalam struktur lokal. Titik-titik tersebut dapat mewakili tepi intensitas rendah atau struktur citra lainnya.

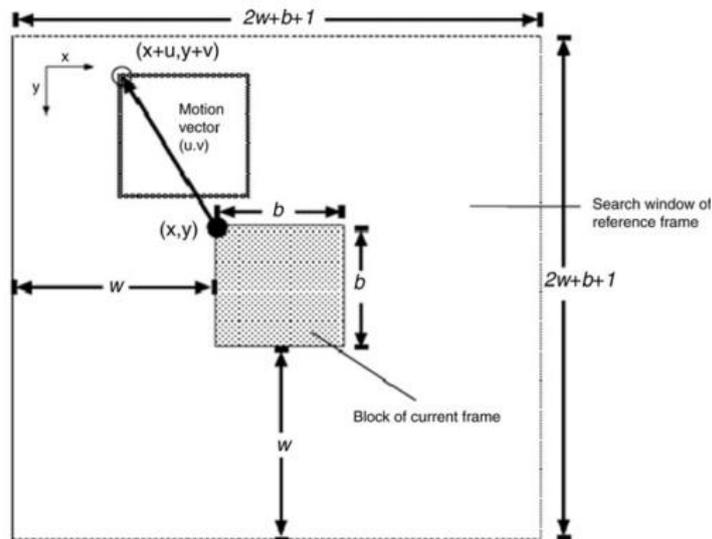


Gambar 2.8 Sampel Wajah dengan *landmarks detection* ASM (Yan, Wang, *et al.*, 2014)

Jumlah iterasi pada proses ASM akan mendapatkan lokasi titik-titik terbaik yang tidak tergantung pada ukuran sebuah citra itu sendiri. Dari beberapa pengujian, diketahui bahwa ukuran dari input sebuah citra tidak memiliki dampak signifikan dengan jumlah iterasi. Hal ini karena efek *subsampling* yang digunakan dalam *face tracking process*. Ketepatan ASM bergantung pada beberapa faktor yaitu: *brightness*, *image sharpness*, dan *noise*. Untuk *brightness*, diketahui intensitas *brightness* sebuah citra akan mempengaruhi keakuratan deteksinya.

2.6 *Motion Estimation* berbasis Area

Estimasi gerak secara umum pada sebuah video merupakan salah satu tahapan dalam proses stabilisasi video. Estimasi gerak merepresentasikan perpindahan antar piksel dari frame satu ke frame berikutnya. Sehingga dapat menunjukkan pola pergerakan yang terjadi dari sebuah video. Pergerakan piksel akan disebut dengan istilah *motion vector*. Dari *motion vector* pola pergerakan dari setiap piksel akan terlihat dan dapat diamati. Untuk dapat melihat pola tersebut kita membutuhkan sebuah pendekatan dengan metode yang sederhana. Penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis area, yang dikenal sebagai *Block Matching Algorithm* (BMA).



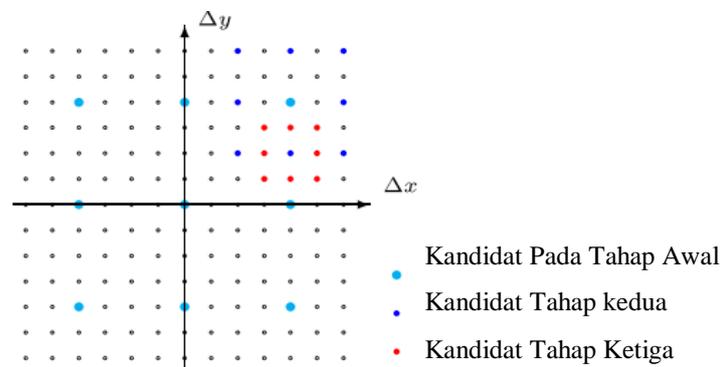
Gambar 2.9 Gambaran Umum Metode *Block Matching* berbasis area (Metkar and Talbar, 2013)

BMA akan menentukan perpindahan piksel dari frame awal yang dicocokkan dengan frame referensi dengan membagikan frame kedalam bentuk blok-blok dalam ukuran piksel. Gambaran proses block matching secara umum pada Gambar 2.9. Ada berbagai parameter BMA yang berdampak pada kinerja dan akurasi dalam estimasi gerak dan kompensasi perhitungannya. Parameter penting pertama adalah fungsi pencarian atau teknik pencocokan, parameter berikutnya adalah ukuran blok, dan yang terakhir adalah perpindahan gerak maksimum yang diijinkan, juga diketahui rentang pencariannya.

Untuk mendapatkan pencocokan block yang terbaik dari suatu area pencarian diperlukan teknik pencarian atau fungsi pencocokan untuk proses perhitungan. BMA memiliki banyak fungsi pencocokan yang paling sering digunakan, dan terkenal dengan kompleksitas komputasi paling rendah adalah salah satunya adalah *Sum of Absolute Difference* (SAD). Adapun rumus secara umum (2.2) untuk mengestimasi nilai pergerakan berbasis area disetiap frame.

$$SAD(dx, dy) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |I_k(a, b) - I_{k-1}(a + dx, b + dy)| \quad (2.2)$$

Banyak teknik pencarian yang digunakan pada BMA, pada umumnya yang lengkap dan mencari keseluruhan titik secara penuh adalah *full search* (FS). FS akan memeriksa secara mendalam semua posisi di area pencarian. FS dapat optimal dalam artian bahwa jika rentang pencarian didefinisikan dengan benar, maka dijamin untuk menentukan posisi pencocokan terbaik. Ada juga teknik yang dapat digunakan untuk mengurangi jumlah titik pencarian dengan langkah yang lebih maju adalah *three step search*, dan *Bilateral ME*. Adapun untuk gambaran teknik pencarian yang lebih maju dapat dilihat pada Gambar 2.10., dapat diterapkan dalam *log search* (Kunci dalam pencarian setelah pencarian penuh).



Gambar 2.10 Gambaran Contoh Skema Pencarian 3 Tahap (Chan, Vo and Nguyen, 2010)

Pada pencarian 3 langkah, untuk langkah awal sembilan kandidat/titik yang berpusat pada (0, 0) dengan ukuran langkah pertama diuji untuk menemukan kandidat terbaik dengan meminimalisir kesalahan. Pada tahap kedua, titik pusat dipindahkan ke kandidat terbaik dan delapan calon lainnya diambil dengan setengah dari ukuran langkah sebelumnya. Pada langkah ketiga, langkah pertama dan kedua diulangi dalam banyak tahap pemilihan calon sampai ukuran langkah memenuhi persyaratan akurasi estimasi gerak.

2.7 Subpixel Subtle Motion Estimation

Kami akan menampilkan persamaan yang menunjukkan order pertama dari pendekatan *deret Taylor* yang digunakan untuk menghitung perpindahan dengan ketelitian subpixel dari pergerakan *subtle* yang akan diestimasi. Pendekatan yang digunakan merupakan gambaran sederhana dari *Optical Flow* yang sederhana (Chan, Vo and Nguyen, 2010). Pada sebuah video, kita memiliki dua frame yang berturut-turut (*Image Sequence*), dimana fungsi pertama $f(a,b)$ dan $g(a,b)$:

$$\begin{aligned} g(a,b) &= f(a + \Delta a, b + \Delta b) \\ &\approx f(a,b) + \Delta a \frac{\partial}{\partial a} f(a,b) + \Delta b \frac{\partial}{\partial b} f(a,b) \end{aligned} \quad (2.3)$$

Ketika kita akan meminimalkan masalah pergeseran yang dipecahkan pada sebuah kasus, terkadang kita menemukan pergeseran yang optimal disetiap prosesnya, dimana:

$$\phi(\Delta a, \Delta b) = \sum_{a,b} (g(a,b) - f(a,b) - \Delta a \frac{\partial}{\partial a} f(a,b) - \Delta b \frac{\partial}{\partial b} f(a,b))^2 \quad (2.4)$$

Karena ini adalah masalah kuadrat linear terkecil, Δa dan Δb optimal dapat ditentukan dengan menetapkan turunan dari fungsi objektif menjadi nol. Sehingga kita memiliki formula sebagai berikut:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial \Delta a} = 0 \quad \text{dan} \quad \frac{\partial \Phi}{\partial \Delta b} = 0 \quad (2.5)$$

Dengan demikian, kita dapat menata sistem persamaan linear sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} \sum_{a,b} \left(\frac{\partial f}{\partial a} \right)^2 & \sum_{a,b} \frac{\partial f}{\partial a} \frac{\partial f}{\partial b} \\ \sum_{a,b} \frac{\partial f}{\partial a} \frac{\partial f}{\partial b} & \sum_{a,b} \left(\frac{\partial f}{\partial b} \right)^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta a \\ \Delta b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{a,b} (g - f) \frac{\partial f}{\partial a} \\ \sum_{a,b} (g - f) \frac{\partial f}{\partial b} \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

Oleh karena itu, dengan memecahkan sistem persamaan linier (2.5-2.6) kita dapat menentukan solusi yang optimal. Adapun untuk menggunakan pendekatan Taylor yang valid, asumsikan secara implisit bahwa $|\Delta a| \ll 1$ dan $|\Delta b| \ll 1$. Untuk perhitungan turunan parsial, kita dapat memperkirakannya dengan menggunakan perbedaan yang terbatas (*finite difference*), yaitu : $\frac{\partial f}{\partial a} = f(a + 1, b) - f(a, b)$ dan $\frac{\partial f}{\partial y} = f(a, b + 1) - f(a, b)$. Dari persamaan fungsi yang ada dengan pendekatan Taylor dapat menunjukkan adanya perpindahan atau perubahan hingga *subpixel*. Setiap pergerakan atau perubahan nilai disetiap fungsi akan dilihat sebagai parameter pergeseran yang sangat sedikit atau halus (*subtle motion*).

2.8 Artificial Neural Network (ANN) Layer Jamak

ANN dapat diterapkan pada data *linear* maupun *non-linear*, dimana ketika data dapat dipisahkan secara *linear*, ANN yang biasa digunakan adalah *perceptron* yang dapat bekerja dengan baik pada set dengan distribusi kelas yang dapat dipisahkan dengan garis (*linear*). Ketika ANN menghadapi masalah dengan data yang banyak dan tidak dapat diselesaikan dengan baik menggunakan pendekatan linear. ANN memberikan solusi dengan layer jamak (layer dalam jumlah banyak) yang disebut dengan *Multilayer Neural Networks*.

Metode ini merupakan ANN turunan dari *Perceptron* berupa ANN umpan balik dengan satu atau lebih *hidden layer* yang dikenal dengan *Multilayer Perceptron* (MPL). Metode MPL memiliki beberapa layer yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Setiap layer memiliki fungsi sendiri-sendiri secara khusus, dimana *input layer* bertugas untuk menerima vector masukan (nilai fitur) untuk didistribusikan ke semua neuron dalam *hidden layer*. *Output layer* akan menerima sinyal keluaran/nilai yang diberikan atau hasil dari proses *hidden layer* dan akan memunculkan nilai/kelas keluaran dari keseluruhan jaringan yang terbentuk. Neuron pada *hidden layer* akan mendeteksi fitur-fitur dilayer tersebut. Fitur-fitur dalam layer ini akan digunakan untuk penentuan pola keluaran yang akan ditentukan. Tidak ada cara yang ditentukan secara jelas untuk mengetahui apa

output yang diinginkan oleh *hidden layer*. Dengan demikian, *output* yang diinginkan ditentukan oleh layer itu sendiri (E. Prasetyo, 2012).

Pada umumnya ANN *multilayer* diterapkan menggunakan satu *hidden layer* dengan *input layer* dan *output layer*. Akan tetapi, eksperimen bisa menggunakan lebih dari satu *hidden layer*, tiga atau empat. Jumlah banyaknya *hidden layer* akan meningkatkan beban komputasi, sehingga kebanyakan penerapan pada aplikasi menggunakan satu *hidden layer*.

MLP dalam proses pelatihan memerlukan algoritma untuk melakukan proses tersebut, yang paling sering dan populer digunakan adalah *Backpropagation*. Cara pelatihan yang dilakukan sama dengan *Perceptron*, sejumlah data yang digunakan untuk pelatihan sebagai pola masukan akan diberikan pada jaringan. Jaringan menghitung pola keluaran, dan jika terdapat error disetiap prosesnya, bobot dalam jaringan akan diperbarui hingga memperoleh nilai bobot yang paling optimal/mengurangi nilai error tersebut. Error yang dimaksudkan merupakan perbedaan antara target keluaran yang diinginkan dengan nilai keluaran. Adapun gambaran umum dari proses ANN berbasis *Backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 2.11 yang menunjukkan arsitektur MPL *Backpropagation*.

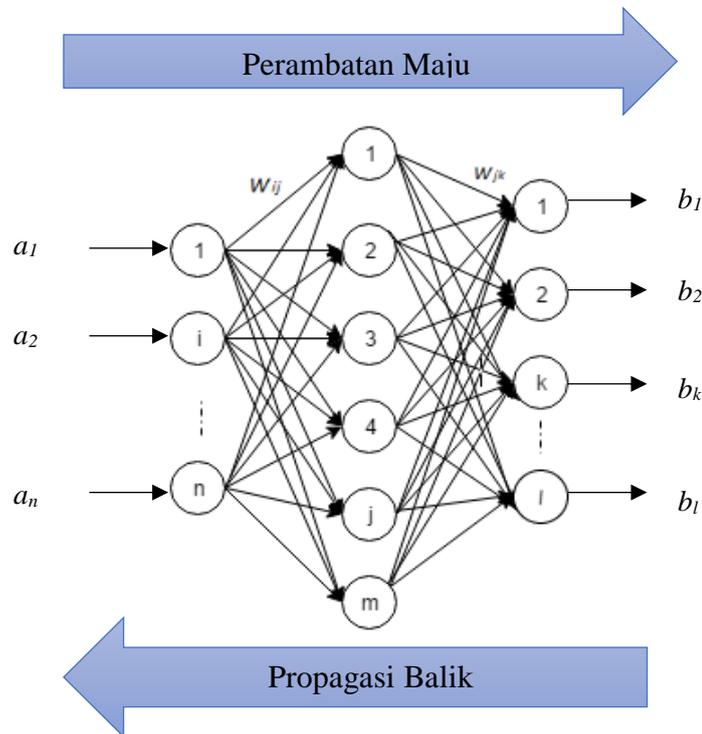
MLP *Backpropagation* neuron yang ada menggunakan cara yang sama seperti *Perceptron* untuk mencari nilai v dengan rumus:

$$v = \sum_{i=1}^n a_i \cdot w_i \quad (2.7)$$

Dimana nilai n merupakan jumlah fitur/sinyal masukan/inputan, a merupakan nilai fiur/vector, dan w adalah bobotnya. Dari nilai v yang dihasilkan akan dilakukan aktivasi dengan pendekatan fungsi aktivasi sigmoid atau bipolar dengan kemiringan bernilai 1, adapun formulanya adalah sebagai berikut:

$$b = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad \text{dan} \quad b = \frac{2}{1 + e^{-v}} - 1 \quad (2.8)$$

Untuk formula pertama yang disisi kiri merupakan fungsi aktivasi sigmoid biner dan formula kedua sisi kanan adalah fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Acuan ANN yang digunakan pada Gambar 2.11 yang menunjukkan penggunaan dengan tiga layer yang terdapat satu *hidden layer*.



Gambar 2.11 Arsitektur MLP *Backpropagation* dengan 1 *Hidden Layer*

Adapun indeks i, j, k , masing-masing merupakan indeks neuron dalam *input*, *hidden*, dan *output* layer. Untuk nilai *inputan*/ sinyal masukan ditandai dengan a_1, a_2, \dots, a_n dirambatkan maju dari kiri ke arah kanan. Untuk sinyal error/nilai kesalahan e_1, e_2, \dots, e_l akan dirambatkan balik dari kanan ke kiri. Dimana w_{ij} menyatakan bobot untuk koneksi dari *input layer* ke *hidden layer*, dimana i menyatakan neuron untuk *inputan* dan j untuk menyatakan neuron pada *hidden layer*. Sedangkan simbol w_{jk} merupakan keterangan bobot di *hidden layer* ke neuron k pada *output layer*. Perambatan nilai error akan dimulai dari *output layer* dan diteruskan ke *hidden layer*, dan akan dihitung dan diperbaharui nilai errornya, sehingga pembobotan akan berubah sesuai dengan nilai yang terbaik (koreksi bobot).

$$e_k(c) = b_{dk}(c) - b_k(c) \quad (2.9)$$

Rumus (2.3) merupakan nilai error di *output layer k* pada iterasi c , dimana $b_{dk}(c)$ adalah nilai *output* yang menjadi target untuk neuron k dan $b_k(c)$ menunjukkan keluaran yang sebenarnya didapatkan oleh neuron k di layer keluaran. Prosedur untuk memperbaharui bobot pada koneksi antara *hidden layer* ke *output layer* seperti *perceptron*, dimana $\Delta w_{jk}(c)$ sebagai koreksi bobot.

$$w_{jk}(c+1) = w_{jk}(c) + \Delta w_{jk}(c) \quad (2.10)$$

Walaupun prosedur untuk memperbaharui sama dengan *Perceptron*, akan tetapi pada MPL yang digunakan untuk menghitung koreksi bobot adalah nilai keluaran (*output*) neuron j pada *hidden layer* b_j untuk menggantikan x_i (pada *Perceptron*). Untuk koreksi bobot dalam MLP akan dihitung dengan formula sebagai berikut:

$$\Delta w_{jk}(c) = \eta \times b_j(c) \times \delta_k(c) \quad (2.11)$$

Dimana η merupakan laju pembelajaran (*learning rate*), gradien error dengan symbol $\delta_k(c)$ pada neuron k dalam *output layer*. Neuron k pada *Output layer*, didapat dari persamaan berikut ini:

$$\delta_k(c) = \frac{\partial y_k(c)}{\partial v_k(c)} \times e_k(c) \quad (2.12)$$

Symbol $b_k(c)$ menunjukkan *output* dari dari neuron k pada iterasi c , dan $v_k(c)$ adalah akumulasi dari nilai inputan terbobot yang masuk ke k pada iterasi yang sama.

$$\frac{\partial b_k(c)}{\partial v_k(c)} = \frac{\partial \left\{ \frac{1}{1 + e^{-v_k(c)}} \right\}}{\partial b_k(c)} = \frac{e^{-v_k(c)}}{(1 + e^{-v_k(c)})^2}$$

$$\frac{\partial b_k(c)}{\partial v_k(c)} = b_k(c) \times (1 - b_k(c)) \quad (2.13)$$

Rumus (2.13) merupakan turunan terhadap v dari fungsi aktivasi sigmoid biner, sehingga dari turunan fungsi tersebut untuk menghitung gradient *error* pada fungsi sigmoid biner, didapatkan persamaan berikut ini:

$$\delta_k(c) = b_k(c) \times (1 - b_k(c)) \times e_k(c) \text{ dimana } b_k(c) = \frac{1}{1 + e^{-v_k(c)}} \quad (2.14)$$

Sedangkan turunan terhadap v dari fungsi aktivasi bipolar adalah dapat di formulasikan sebagai berikut:

$$\frac{\partial b_k(c)}{\partial v_k(c)} = \frac{\partial \left\{ \frac{2}{1 + e^{-v_k(c)}} - 1 \right\}}{\partial b_k(c)}$$

$$\frac{\partial b_k(c)}{\partial v_k(c)} = \frac{1}{2} (1 - b_k(c))^2 \quad (2.15)$$

Dari persamaan (2.15), untuk mengetahui gradient *error* pada fungsi aktivasi sigmoid bipolar, dapat dirumuskan dengan persamaan berikut:

$$\delta_k(c) = \frac{1}{2} \times (1 - b_k(c))^2 \times e_k(c), \text{ dimana } b_k(c) = \frac{2}{1 + e^{-v_k(c)}} - 1 \quad (2.16)$$

Dari persamaan-persamaan fungsi yang didapat untuk mengetahui koreksi bobot yang baru pada *hidden layer*, bisa dihitung dengan menerapkan persamaan berikut:

$$\Delta w_{ij}(c) = \eta \times a_i(c) \times \delta_j(c) \quad (2.17)$$

$\delta_j(c)$ merupakan gradien *error* pada *neuron* j dalam *hidden layer* untuk sigmoid biner (2.18) dan sigmoid bipolar (2.19) adalah:

$$\delta_j(c) = b_j(c) \times [1 - b_j(c)] + \sum_{k=1}^1 \delta_k(c) \cdot w_{jk}(c) \quad (2.18)$$

$$\delta_j(c) = \frac{1}{2} (1 - b_j(c))^2 + \sum_{k=1}^1 \delta_k(c) \cdot w_{jk}(c) \quad (2.19)$$

Dimana 1 merupakan jumlah *neuron* pada *layer output*, untuk $v_j(c)$ didapatkan dari akumulasi *vector inputan* a yang sudah dikalikan dengan bobot. Untuk b_j pada sigmoid biner menggunakan persamaan akhir (2.14) dan untuk sigmoid bipolar menggunakan persamaan akhir (2.15).

$$v_j(c) = \sum_{i=1}^n a_i(c) \cdot w_{ij}(c) \quad (2.20)$$

Dimana n adalah jumlah *neuron* pada *input layer*. Untuk penerapan algoritma *backpropagation* dijelaskan pada bab selanjutnya yang membahas Metodologi Penelitian (BAB 3).

2.9 Pengukuran Kinerja Klasifikasi *Multiclass*

Setiap sistem yang dibuat untuk melakukan klasifikasi diharapkan memberikan hasil akurasi yang terbaik. Akan tetapi, tidak mungkin semua sistem berjalan lancar atau memberikan hasil yang sesuai dengan harapan (mencapai keberhasilan 100%). Oleh karena itu, perlu dilakukan pengukuran kinerja sistem klasifikasi. Pengukuran kinerja klasifikasi umumnya menggunakan matriks *konfusi*. Pendekatan yang umum digunakan merupakan *table pencatatan hasil kerja klasifikasi* apakah sesuai atau tidak. Pada umumnya yang dijadikan contoh adalah masalah biner (klasifikasi dua kelas) (E. Prasetyo, 2012). Semakin banyak kelas, maka semakin banyak kemungkinan ketidak tepatan pada proses klasifikasi. Adapun contoh perhitungan yang ditunjukkan pada penelitian dilakukan pada

masalah kasus klasifikasi *multiclass* (Tabel 2.1). Kelas yang dijadikan contoh pada kasus ini terdiri dari 3 kelas untuk dataset SMIC dan 5 kelas untuk dataset CASME II. Untuk dataset 3 kelas yaitu misalnya setiap emosi dikodekan dengan angka 0, 1, dan 2. Setiap sel f_{ij} dalam matrik menyatakan jumlah data dari kelas I yang hasil prediksinya masuk ke kelas j . Contoh, sel f_{11} merupakan jumlah data dalam kelas 1 yang secara benar dipetakan dalam kelas 1. Sedangkan f_{10} adalah data dalam kelas 1 yang dipetakan secara tidak benar ke kelas 0.

Tabel 2.1 Matriks Konfusi untuk klasifikasi *Multiclass*

		Hasil Prediksi class (j)		
		f_{ij}	Class 0	Class 1
Class (i)	Class 0	f_{00}	f_{01}	f_{02}
	Class 1	f_{10}	f_{11}	f_{12}
	Class 2	f_{20}	f_{21}	f_{22}

Dengan demikian, jumlah data dari masing-masing kelas yang diprediksi secara benar/sesuai adalah ($f_{22} + f_{11} + f_{00}$), dan data yang classnya tidak sesuai, adalah ($f_{01} + f_{02} + f_{10} + f_{12} + f_{20} + f_{21}$). Dengan mengetahui hasil data yang diklasifikasi dengan benar dan tidak sesuai, maka kuantitas matriks konfusi dapat dihitung menjadi dua nilai, yaitu akurasi dan *error*. Untuk mengetahui akurasi dapat digunakan formula sebagai berikut:

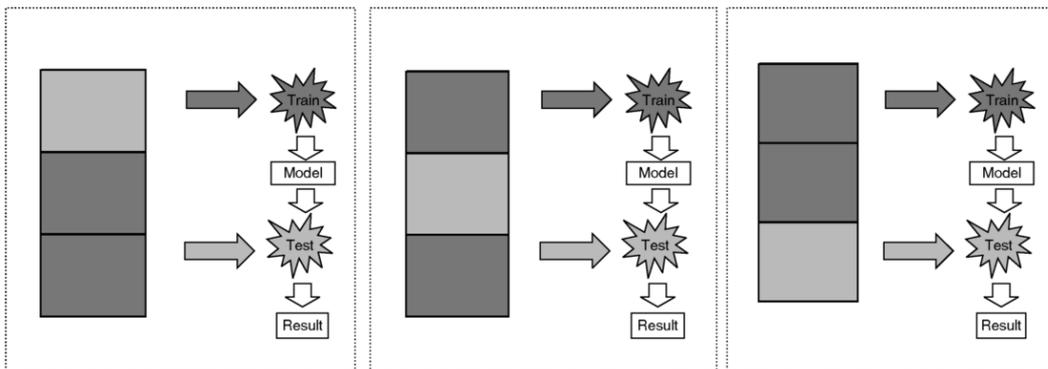
$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah data yang diprediksi dengan benar/sesuai}}{\text{Jumlah prediksi yang dilakukan (banyaknya data)}} \\
 &= \frac{f_{22} + f_{11} + f_{00}}{f_{00} + f_{01} + f_{02} + f_{10} + f_{11} + f_{12} + f_{20} + f_{21} + f_{22}} \quad (2.21)
 \end{aligned}$$

Untuk menghitung laju *error* (tidak sesuainya prediksi/kesalahan) digunakan formula berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Error} &= \frac{\text{Jumlah data yang diprediksi tidak sesuai (salah)}}{\text{Jumlah prediksi yang dilakukan (banyaknya data)}} \\
 &= \frac{f_{01} + f_{02} + f_{10} + f_{12} + f_{20} + f_{21}}{f_{00} + f_{01} + f_{02} + f_{10} + f_{11} + f_{12} + f_{20} + f_{21} + f_{22}} \quad (2.22)
 \end{aligned}$$

Semua metode klasifikasi mencoba untuk mencari hasil akurasi yang paling baik (tertinggi) dengan tingkat *error* serendah mungkin. Model yang dibangun bisa memprediksi dengan baik pada semua data yang menjadi data pelatihannya, tetapi ketika dihadapkan dengan data uji, barulah sebuah model yang bekerja kinerja klasifikasinya ditentukan.

Ada juga metode yang biasa digunakan untuk klasifikasi berbasis statistika yang membuat prediksi lebih umum dan mengatasi masalah *overfitting* adalah *Cross validation*. Dasar dari metode *cross validation* secara tipikal memvalidasi secara silang, setiap set data pelatihan dan data uji harus saling *cross-over* sehingga setiap data memiliki kesempatan untuk divalidasi ulang. Bentuk dasarnya adalah *k-fold* bentuk lain dari validasi silang yang melibatkan putaran berulang dari *k-fold cross-validation*.



Gambar 2.12 Contoh Prosedur dari 3-fold *Cross-validation* (Frank, Hall and Witten, 2016)

Dalam validasi silang *k-fold*, data dipartisi terlebih dahulu menjadi segmen atau lipatan ukuran yang sama atau hampir sama (Contoh pada Gambar 2.12). Kemudian *k* iterasi pelatihan dan validasi dilakukan sedemikian rupa sehingga dalam setiap iterasi, data yang berbeda digunakan untuk validasi. Sedangkan

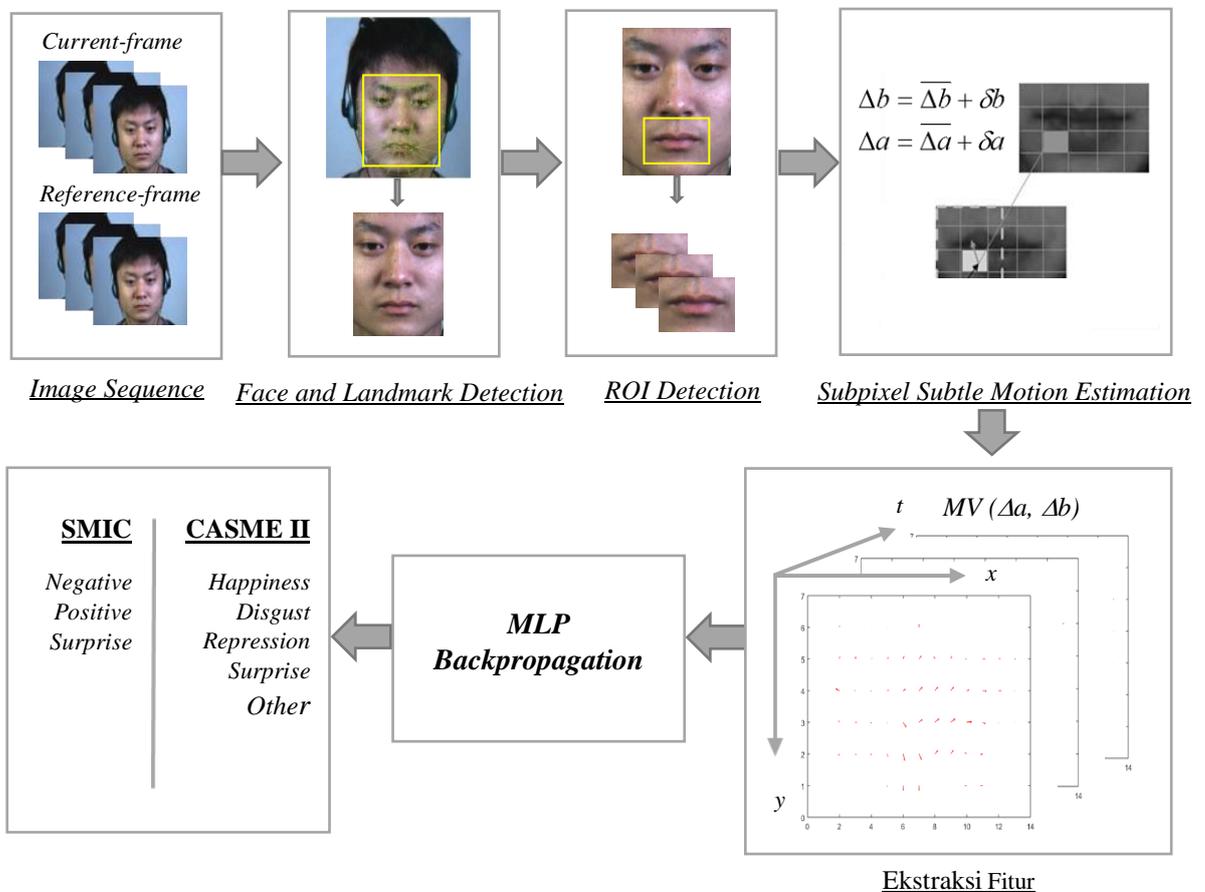
sisanya k , 1 kelipatan digunakan untuk pembelajaran. Data biasanya bertingkat sebelum dipecah lagi (Frank, Hall and Witten, 2016).

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Klasifikasi emosi ekspresi mikro dapat dilakukan dengan tahapan awal melakukan estimasi gerak halus yang berubah dari pergerakan wajah yang muncul sesuai dengan emosi yang dirasakan. Menentukan gerak halus atau perpindahan gerak disetiap frame dan di daerah tertentu misalnya bagian sekitar mulut, alis, hidung, dan mata, diperlukan ketelitian hingga *subpixel* agar akurasi bisa lebih baik ketika emosi terdeteksi. Oleh karena itu, penelitian dilakukan dengan beberapa tahapan, adapun gambaran umum metode penelitian yang telah dilakukan digambarkan pada Gambar 3.1, sebagai berikut:

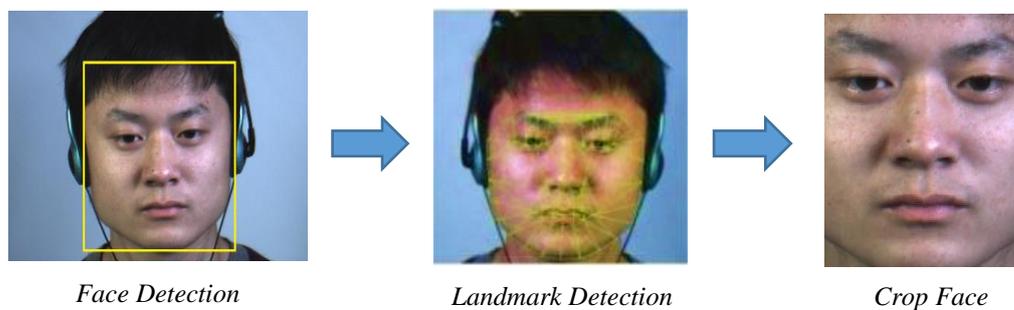


Gambar 3.1 Block Diagram Penelitian Klasifikasi *Micro-Expressions* Wajah

Setiap langkah-langkah pekerjaan dilakukan dengan tujuan dan maksud sesuai dengan prosesnya agar hasil yang diharapkan bisa tercapai. *Image Sequence* yang digunakan adalah dataset yang sudah sesuai standard merupakan data umum bisa digunakan oleh peneliti terkait penelitian yang diteliti, untuk penjelasan data secara rinci sudah dijelaskan pada BAB 2 (Dataset *Micro-Expressions*). Untuk penjelasan rinci dari setiap langkah atau proses pengerjaan dijelaskan pada sub-bagian ini.

3.1 Registrasi Citra *Micro-expressions* Wajah Berbasis ASM

Setelah wajah terdeteksi menggunakan metode *Viola-Jones* yang memanfaatkan *Haar-like feature* dan *adaboost*, proses selanjutnya menentukan bagian/penandaan area wajah tersebut (*landmark*) atau mengunci bagian wajah menggunakan ASM sebagai proses registrasi awal area wajah yang akan diamati. Langkah ini perlu dilakukan untuk memastikan area wajah yang terdeteksi sesuai dan tidak berubah. Wajah yang digunakan untuk pencocokan diambil dari frame awal yang masih netral, belum ada perubahan bentuk atau pergeseran posisi. Sehingga, bisa meminimalisir *noise* dan sesuai pada area wajah yang diinginkan. Hal ini dilakukan untuk mengontrol penempatan titik dan kemudian diperbaharui untuk memindahkan titik sampel lebih dekat ke titik yang diperoleh oleh frame selanjutnya.

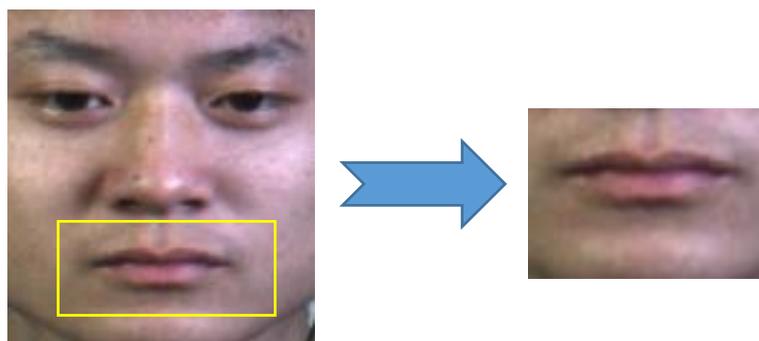


Gambar 3.2 Registrasi Citra Wajah *Micro-Expressions*

Seperti dalam studi sebelumnya (Kristian, Hariadi and Purnomo, 2014), sebuah penelitian yang dilakukan dengan ASM (Xia *et al.*, 2015), pada umumnya dilakukan di daerah dekat penempatan titik-titik wajah untuk menemukan titik terdekat yang paling tepat yang sesuai (Yan, Li, *et al.*, 2014). Semua wajah dinormalisasi dan terdaftar untuk model wajah dengan penentuan 68 titik penandaan pada wajah. Sebagai acuan utama pada proses selanjutnya ketika melakukan pembagian area-area kecil sesuai dengan AUs pada mikro-ekspresi yang sesuai. Ketika sudah terdeteksi area yang ditentukan *region of interest* (ROI), maka dilakukan pemotongan diarea tersebut.

3.2 ROI Detection

Region of Interest (ROI) pada penelitian ini digunakan untuk menentukan area fitur yang diproses dan dijadikan acuan untuk proses klasifikasi. ROI dideteksi sesuai area penentuan. Pada kasus mikro-ekspresi wajah, penelitian ini fokus pada satu area yaitu *lower face* yang dijadikan acuan untuk pergerakan di *AU* lainnya terkait pergerakan sesuai emosi yang terjadi. Area ini ditentukan berdasarkan pengamatan *dataset*, dan melihat posisi mana yang sering terjadi pergerakan, serta asumsi bahwa ketika secara intrinsik mulut secara anatomi merupakan bagian yang lentur dan mudah bergerak, otomatis peluang terjadinya pergeseran lebih besar dan bervariasi. Diharapkan dengan fokus pada satu area bisa menentukan terlebih dahulu acuan utama dalam pergerakan *micro-expressions*, sebelum mengacu ke beberapa *AU* di wajah. Setelah wajah pada citra sudah terdeteksi, maka ROI baru dilakukan agar posisi bisa sesuai.



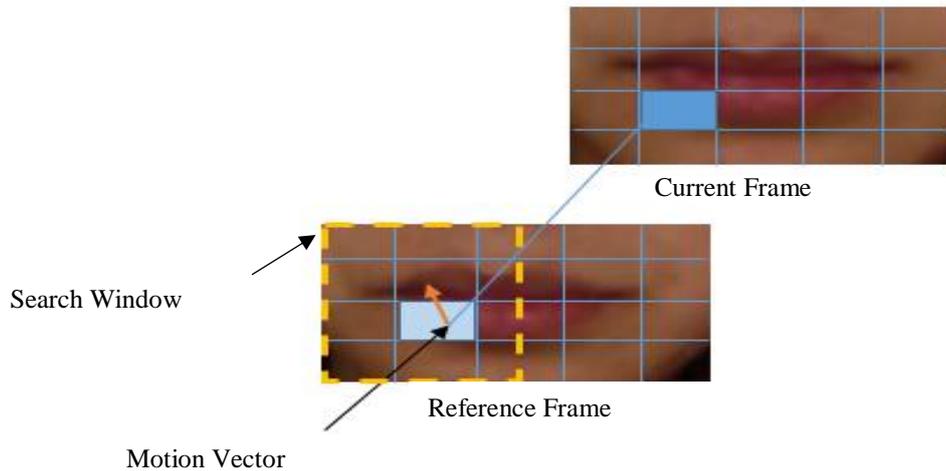
Gambar 3.3 Sampel ROI *lower face* pada dataset CASME II Subject 1

Untuk *Lower Face* area yang dijadikan ROI khusus diwilayah mulut (*lower face*). Untuk melakukan ROI pada area tersebut, metode yang digunakan algoritma *Viola-Jones* pada *cascade object detector* dengan menentukan wilayah khusus yang dicrop atau batasan area berdasarkan fitur *Lower face* bisa disebut sebagai *mouth detection* (deteksi area mulut).

3.3 Penerapan BMA dan Deret Taylor

Setelah fitur yang diproses sudah kita bagi dan tentukan sesuai bagiannya, penulis memproses setiap frame dengan mencocokkan block disetiap fitur untuk melihat pergerakan/pergeseran disetiap citra dari sebuah video berdasarkan *onset*, *apex*, dan *offset* frame (diambil beberapa sampel dari *frame* yang bergerak berurutan). Akan diambil beberapa *frame* sebagai acuan pergerakan yang mewakili ekspresi mikro terjadi disetiap video emosi yang sudah di labelkan berdasarkan *FACS*.

BMA akan menentukan perpindahan piksel dari frame awal yang dicocokkan dengan frame referensi, caranya membagikan frame kedalam bentuk blok-blok dalam ukuran piksel. Gambaran proses block matching secara umum pada Gambar 3.4. Untuk mendapatkan pencocokan block yang terbaik dari suatu area pencarian diperlukan teknik pencarian atau fungsi pencocokan untuk proses perhitungan. Penelitian ini menggunakan *Sum of Absolute Difference* (SAD) pada rumus (2.2). Banyak teknik pencarian yang digunakan pada BMA, pada umumnya yang lengkap dan mencari keseluruhan titik secara penuh adalah *full search*. Penelitian ini menggunakan metode *full search* untuk teknik pencarian titiknya.



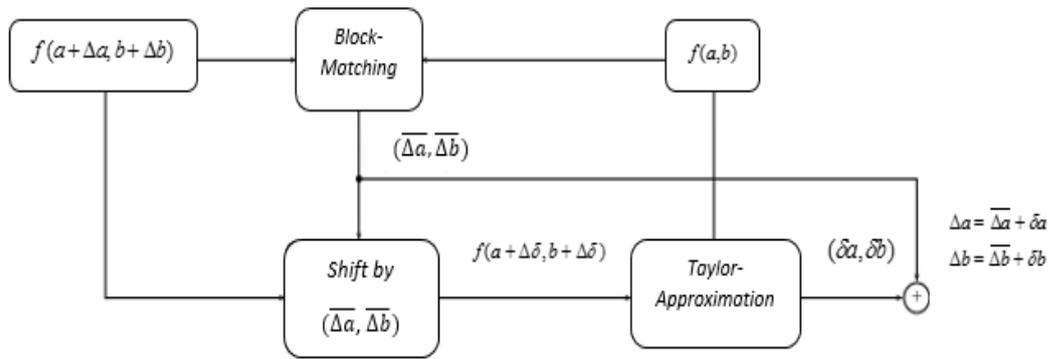
Gambar 3.4 BMA berbasis Area, contoh pada area Wajah bagian bawah (*Lower Face) Micro- Expressions*

Ukuran besarnya citra fitur dibagi menjadi beberapa blok yang ditentukan ukurannya sebagai makro blok. Penelitian ini menggunakan ukuran *default* yang umum digunakan 16 pixel. Untuk ukuran blok pencarian atau dapat disebut *search window* juga ditentukan sebagai batas limit pencarian titik-titik yang bergeser, dimana limit pencarian harus lebih besar dari ukuran makro blok, penelitian ini menggunakan batas limit pencarian 20 pixel. Jika terjadi pergeseran atau pergerakan maka ada panah atau arah yang menunjukkan adanya pergeseran yang disebut dengan *Motion Vector* (MV).

Setelah kita mendapatkan estimasi pergeseran atau perubahan nilai yang terbaik dari Δa menjadi $\overline{\Delta a}$ terhadap sumbu x dan Δb menjadi $\overline{\Delta b}$ terhadap sumbu y sebagai estimasi nilai terbaru. Langkah selanjutnya adalah menerapkan pendekatan deret Taylor. Ketika suatu citra bergeser $f(a+\delta a, b+\delta b)$ dan berbeda dengan citra awal/sebelumnya hanya $(\delta a, \delta b)$, yang mana $|\delta a| < 1$ dan $|\delta b| < 1$, secara keseluruhan citra perpindahan yang terjadi dapat ditentukan pada fomula berikut:

$$\Delta a = \overline{\Delta a} + \delta a \text{ dan } \Delta b = \overline{\Delta b} + \delta b \quad (3.1)$$

Pada pengambilan fitur ini, dapat kita sebut juga sebagai estimasi gerak halus (SME) dengan akurasi *subpixel* menggunakan algoritma pencocokan block tanpa melakukan interpolasi. Diagram alur dari proses perhitungan metode ini dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Block Diagram *Simplified Optical Flow* (Estimasi *Subpixel Subtle Motion* menggunakan Kombinasi BMA dan Deret Taylor (Chan, Vo and Nguyen, 2010))

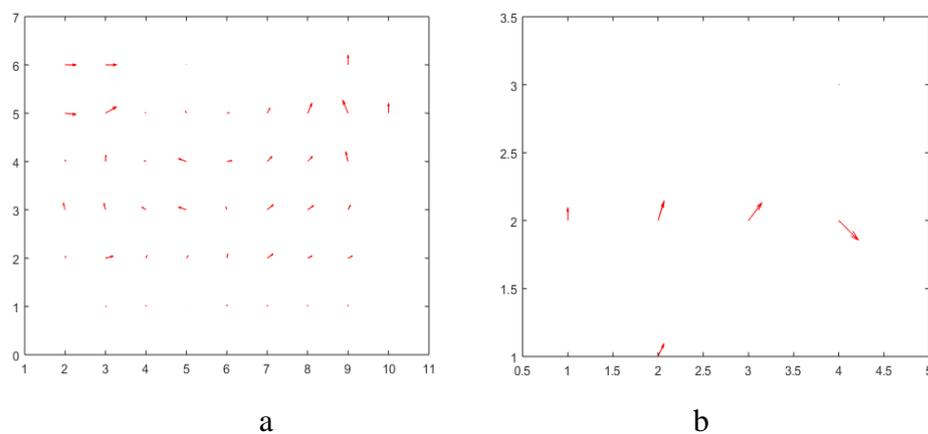
Cukup dengan mengkombinasi BMA dengan deret Taylor atau bisa disebut dengan *Simplified Optical Flow*, perubahan halus yang terjadi dapat terdeteksi dengan perhitungan yang lebih memudahkan. Metode dengan perhitungan yang sederhana dapat meningkatkan kecepatan dalam proses komputasi. Dengan penerapan dari kedua metode ini yang dikombinasi diharapkan mendapatkan fitur yang dapat diklasifikasi dengan hasil lebih baik.

3.4 Ekstraksi Fitur Berbasis *Subpixel Subtle Motion Estimation*

Tahapan proses untuk mengenali fitur-fitur yang ada pada *micro-expressions* dilakukan setelah perhitungan BMA yang sudah dikombinasi dengan deret Taylor memberikan hasil untuk analisis dan pengenalan fitur-fitur dari setiap dataset. Dari proses tersebut, *motion vector* dari gerak halus terlihat dengan ketelitian *subpixel*. Nilai MV terhadap sumbu x dan sumbu y diekstrak sebagai fitur-fitur pengenalan dimana MV-x merupakan nilai dari Δa dan MV-y merupakan nilai dari Δb proses akhir. Setiap fitur yang berbeda dari *lower face* tersebut akan

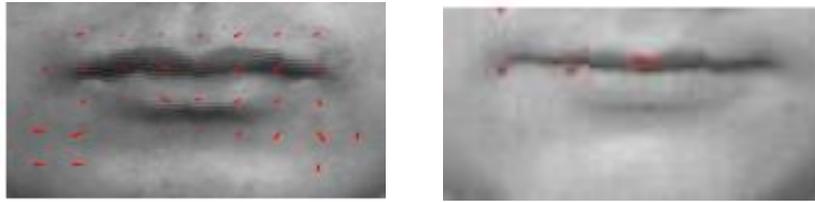
diurutkan menjadi 1 dimensi dimana n -jumlah frame dikali dengan banyaknya n fitur yang dihasilkan ($1, n-f \times n-Mv$), agar lebih mudah diproses nantinya pada pengenalan untuk klasifikasi emosi *micro-expressions* wajah.

Adapun gambaran hasil dari MV untuk *lower face* terhadap sumbu x dan y yang dihasilkan dapat dilihat pada Gambar 3.6. Setiap dataset diambil sampelnya berdasarkan kelas emosi, dan fitur diambil diarea tertentu (*lower face*) dengan jumlah banyaknya frame sebanyak 11 (*image sequence*) yang mewakili proses awal terjadinya pergerakan mikro (*onset*), puncak terjadinya gerakan (*apex*), dan *offset-frame* akhir dari pergerakan sehingga jumlah akhir pencocokan disetiap pergerakan 11 frame menghasilkan 10 frame baru. Jumlah frame dibatasi agar mengurangi *noise* dan gerakan yang berulang atau tidak adanya gerakan.



Gambar 3.6 Contoh *Motion Vector* Hasil Pencocokan dua citra (a) CASME II (b) SMIC-HS

Motion Vector yang ditampilkan pada gambar 3.6 merupakan hasil dari akumulasi nilai pergeseran terhadap sumbu x dan sumbu y yang ditampilkan didalam sebuah grafik sehingga muncul arah pergerakan *Motion Vector* (MV) *subtle* yang terjadi pada dataset CASME II dan SMIC pada grafik terlihat sedikit dan kecilnya arah vector yang terbentuk. Disini menandakan adanya pergerakan *subtle* yang begitu kecil dan sedikit. Ketika area wajah tidak mengalami perubahan maka pada grafik tidak muncul arah vector sedikitpun. Dengan munculnya arah vector yang sedikit dan kecil itulah yang menandakan adanya pergerakan yang *subtle* dengan akurasi *subpixel* hingga mencapai ketelitian 0.0000... sekian sesuai besarnya perubahan.

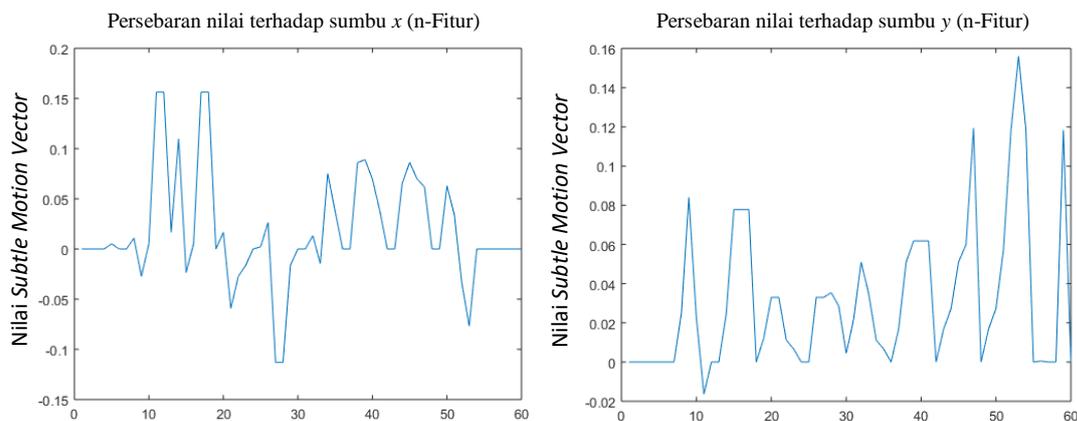


(a)

(b)

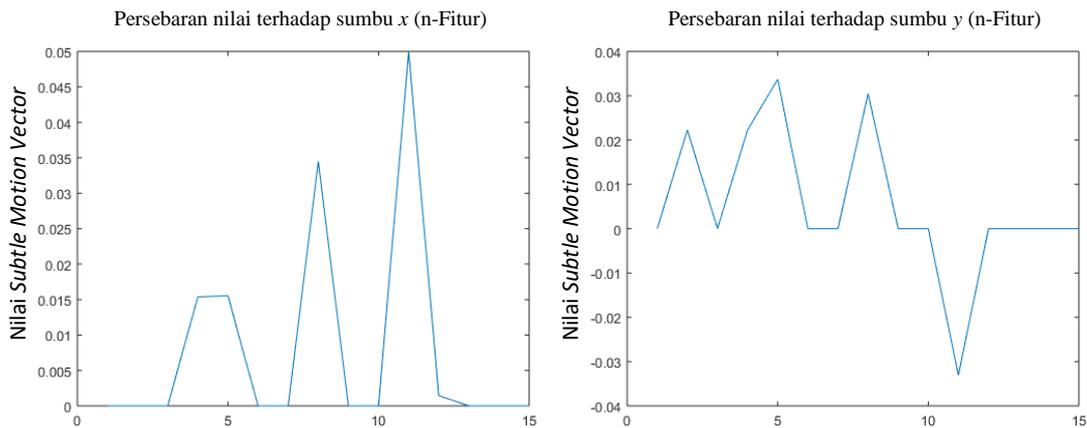
Gambar 3.7 Contoh *Subtle motion* yang sudah disatukan dengan citra (a) CASME II (b) SMIC-HS (Hasil Pencocokan antar 2 frame)

MV yang didapatkan (Gambar 3.7) diekstrak nilai pergeserannya diambil dan diamati pola persebaran data yang terjadi, seberapa besar pergeseran disetiap frame yang diamati terhadap sumbu x dan sumbu y . Ketika posisi awal citra terletak di $(0, 0)$.



Gambar 3.8 Contoh Plot Hasil Ekstraksi Fitur berbasis *SME* terhadap sumbu x dan sumbu y (sampel 1 Data pada CASME II)

Setiap pola pergeseran diekstrak dan diambil nilai pergerakannya dan dijadikan setiap 11 pergerakan frame, pola disimpan sebagai perwakilan 1 dataset (video) yang mewakili satu emosi. Sehingga butuh *space* yang cukup untuk proses penyusunan fitur-fitur. Gambar 3.8 merupakan sampel dari pengambilan fitur sesuai banyaknya nilai fitur yang dihasilkan $n\text{-fitur} = 60$ terhadap x dan 60 terhadap y berdasarkan hasil estimasi.



Gambar 3.9 Contoh Plot Hasil Ekstraksi Fitur berbasis *SME* terhadap sumbu *x* dan sumbu *y* (sampel 1 Data pada SMIC)

Pola masing-masing emosi dikelompokkan dan diberi label sesuai kelasnya. Setelah proses ekstraksi fitur selesai beserta normalisasi data yang benar. Proses selanjutnya melakukan langkah-langkah klasifikasi dari fitur-fitur yang sudah dikenali atau diperoleh, untuk melihat kinerja dari langkah-langkah penelitian yang sudah dilakukan.

3.5 Klasifikasi *Micro-expressions* menggunakan *Multilayer Perceptron*

Setelah fitur-fitur diperoleh dan diberi label sesuai dengan kelasnya, kita perlu melakukan proses pelatihan untuk mencari pola disetiap kelas. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi yang dapat mengklaster lebih dari dua kelas, atau yang biasa disebut dengan klasifikasi *Multiclass*. Metode yang digunakan adalah ANN layer jamak (*Multilayer Perceptron*), seperti yang sudah dijelaskan pada BAB II mengenai konsep MPL. Algoritma pelatihan yang digunakan *Backpropagation*. Asumsi yang digunakan pada penelitian lebih kepada fungsi aktivasi sigmoid pada semua layer.

3.5.1 Cara Pelatihan MLP *Backpropagation*

Langkah pertama yang dilakukan untuk proses pelatihan adalah kita harus menginisialisasi bobot pada *hidden layer* dan keluaran, dengan menetapkan fungsi aktivasi (z. Li and K. Jain, 2011). Inisialisasi semua bobot menggunakan bilangan acak dalam jangkauan $[-0.5, 0.5]$. Langkah kedua kita dapat mengaktifkan jaringan

melalui penerapan masukan, $a_1(c), a_2(c), \dots, a_n(c)$, dan keluaran yang diharapkan, $b_{d1}(c), b_{d2}(c), \dots, b_{dn}(c)$ dengan menghitung keluaran yang didapatkan dari neuron *hidden layer* dengan rumus :

$$v_j(c) = \sum_{i=1}^n a_i(c) \cdot w_{ij}(c) \quad \text{dan} \quad b_j(c) = \frac{1}{1 + e^{-v_j(c)}} \quad (3.2)$$

Dimana n merupakan jumlah masukan di neuron j dalam *hidden layer*. Setelah menghitung dari rumus (3.2), kemudian kita juga menghitung keluaran yang didapat dari neuron dalam layer keluaran dengan rumus berikut:

$$v_k(c) = \sum_{j=1}^m a_j(c) \cdot w_{jk}(c) \quad \text{dan} \quad b_k(c) = \frac{1}{1 + e^{-v_k(c)}} \quad (3.3)$$

Dimana m merupakan jumlah masukan pada neuron k dalam layer keluaran. Setelah nilai diperoleh dengan bobot pertama yang ditentukan secara acak atau bebas. Penulis memperbaharui setiap bobot ketika diperoleh nilai error yang dikembalikan sesuai arah keluarnya sinyal keluaran (dirambatkan balik) dengan menghitung gradient error dengan rumus sebagai berikut:

$$e_k(c) = b_{dk}(c) - b_k(c) \quad \text{dan} \quad \delta_k(c) = b_k(c) \times [1 - b_k(c)] \times e_k(c) \quad (3.4)$$

Setelah nilai gradient error dieproleh dari perhitungan diatas, dilanjutkan dengan proses menghitung koreksi bobot dan memperbarui bobot pada neuron keluaran dengan rumus:

$$\Delta w_{jk}(c) = \eta \times b_j(c) \times \delta_k(c) \quad \text{dan} \quad w_{jk}(c+1) = w_{jk}(c) + \Delta w_{jk}(c) \quad (3.5)$$

Setelah error pada layer keluaran terpenuhi semuanya, kita berlanjut ke perhitungan *gradient error* untuk neuron pada *hidden layer* dengan rumus sebagai berikut:

$$\delta_j(c) = b_j(c) \times [1 - b_j(c)] + \sum_{k=1}^1 \delta_k(c) \cdot w_{jk}(c) \quad (3.6)$$

Ketika nilai telah diperoleh maka hitunglah koreksi dari bobot tersebut dan lakukan perbaharuan bobot pada neuron *hidden layer* dengan menghitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\Delta w_{ij}(c) = \eta \times a_i(c) \times \delta_j(c) \quad \text{dan} \quad w_{ij}(c+1) = w_{ij}(c) + \Delta w_{ij}(c) \quad (3.7)$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan iterasi dengan menaikkan satu untuk iterasi c , dan kembali ke langkah dua dan mengulangi proses tersebut sampai kriteria error tercapai, sehingga nilai bobot yang digunakan mendapat nilai yang terbaik disetiap prosesnya.

3.5.2 Pengukuran Kinerja MLP *Backpropagation*

Pada proses klasifikasi di sebuah sistem diperlukan hasil pengukuran dari metode yang diterapkan. Hasil pengukuran dapat menentukan kualitas kinerja dari sebuah metode. Dengan mengetahui hasil pengukuran kinerja dari sebuah metode, analisis dan evaluasi bisa dilakukan untuk meningkatkan kinerja dalam sebuah penelitian. Untuk metode klasifikasi pada umumnya pengukuran kinerja yang dilakukan terdiri dari beberapa hal utama yang secara umum terkait evaluasi hasil perhitungan meliputi: perhitungan akurasi (2.21) dan perhitungan *error* (2.22) yang sudah dijelaskan pada BAB 2. Untuk perhitungan akurasi secara detail disetiap kelas penelitian ini melakukan perhitungan terhadap beberapa komponen dibawah:

Tabel 3.1 Keterangan Pengukuran Detail Akurasi

Detail Akurasi	Keterangan
<i>TP Rate (True Positive)</i>	Tingkat positif yang benar (uji coba diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas yang diberikan)
<i>FP Rate (False Positive)</i>	Tingkat positif yang tidak benar (contoh yang salah dikategorikan sebagai kelas tertentu)

<i>Precision</i>	Proporsi sampel dataset yang benar-benar kelasnya dibagi dengan dataset total yang diklasifikasikan sebagai kelas itu
<i>Recall</i>	Proporsi sampel dataset yang diklasifikasikan sebagai kelas yang diberikan dibagi dengan jumlah aktual di kelas tersebut (setara dengan TP)
<i>F-Measure</i>	Ukuran gabungan untuk presisi dan <i>recall</i> dihitung sebagai $2 * Precision * Recall / (Precision + Recall)$
<i>ROC Area</i>	Kurva karakteristik operasi relatif, merupakan perbandingan dua karakteristik operasi (TP dan FP)
<i>PRC Area</i>	Kurva karakteristik dari proposi sampel uji coba, perbandingan <i>precision</i> dan <i>recall</i>

Metode penelitian untuk proses evaluasi pengujian dataset menggunakan MLP *Backpropagation* adalah *Cross validation*. Metode statistik yang digunakan untuk melakukan proses evaluasi suatu algoritma dengan membagi dua bagian proses, bagian pertama dijadikan sebagai pelatihan (*training*) dan bagian kedua dijadikan sebagai uji coba (*testing*). Dengan menggunakan metode *cross validation* setiap dataset *training* dan *testing* harus *crossover* berturut-turut sehingga setiap dataset memiliki kesempatan tervalidasi. Hasil dari setiap *crossover* yang berturut-turut dicari akurasi, kemudian diestimasi dan dicari rata-rata evaluasi secara keseluruhan dari banyaknya proses iterasi yang terjadi. *k-fold* yang digunakan 5 dan 10 sebagai pembanding akurasi.

Untuk mengetahui validasi dari sebuah metode diperlukan pendekatan yang mengevaluasi hasil perhitungan. Pada umumnya validasi yang dihitung juga berkaitan dengan perhitungan ROC area yang menghitung akurasi (Le Ngo, See and Raphael Phan, 2016), sensitifitas dan spesifisitas berdasarkan TP, FP, TN, dan FN. Dimana TP adalah *true positif* (nilai kebenaran antara hasil uji coba dengan kelas sebenarnya), TN adalah *true negatif* (nilai kebenaran antara hasil ujicoba dengan kelas lainnya), FP adalah *false positif* (nilai ketidaktepatan antara hasil ujicoba dengan kelasnya), dan FN adalah *false negatif* merupakan nilai ketidaktepatan antara hasil ujicoba dengan kelas lainnya (Davis and Goadrich, 2006).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.8)$$

$$Sensitifitas (Recall) = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.9)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3.10)$$

Untuk mengevaluasi hasil prediksi juga digunakan pengukuran hasil akurasi perkiraan suatu model. Dengan pendekatan *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) dengan rumus berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (a_{obs,i} - a_{model,i})^2}{n}} \quad (3.11)$$

RMSE adalah aturan penilaian kuadrat yang juga mengukur besarnya rata-rata kesalahan. Metode akar kuadrat dari rata-rata perbedaan kuadrat antara prediksi dan pengamatan sebenarnya. RMSE telah digunakan sebagai metrik statistik standar untuk mengukur kinerja model dalam sebuah penelitian (Chai and Draxler, 2014).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |a_i - a| \quad (3.12)$$

MAE juga merupakan ukuran lain yang berguna yang banyak digunakan dalam evaluasi model. MAE mengukur besarnya rata-rata kesalahan dalam serangkaian prediksi, tanpa mempertimbangkan arahnya. Ini merupakan rata-rata diatas sampel uji perbedaan *absolut* antara prediksi dan pengamatan aktual, dimana semua perbedaan memiliki bobot yang serupa.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dijelaskan hasil dan pembahasan dalam proses klasifikasi emosi *Micro-Expressions* wajah berbasis *subpixel subtle motion estimation* menggunakan *Multilayer Perceptron (Backpropagation)*. Analisis dan hasil evaluasi dari proses ekstraksi fitur hingga proses klasifikasi dan implementasi dari beberapa uji coba yang dilakukan, dijelaskan dalam bagian ini. Adapun hal utama yang akan dibahas dalam BAB 4 adalah Implementasi hasil ekstraksi fitur, Klasifikasi emosi *Micro-Expressions* pada dataset CASMEII dan SMIC, serta Pengukuran kinerja klasifikasi menggunakan MLP *Backpropagation* akan dijelaskan pada bagian ini

4.1 Implementasi Hasil Ekstraksi Fitur berbasis *Subpixel* SME

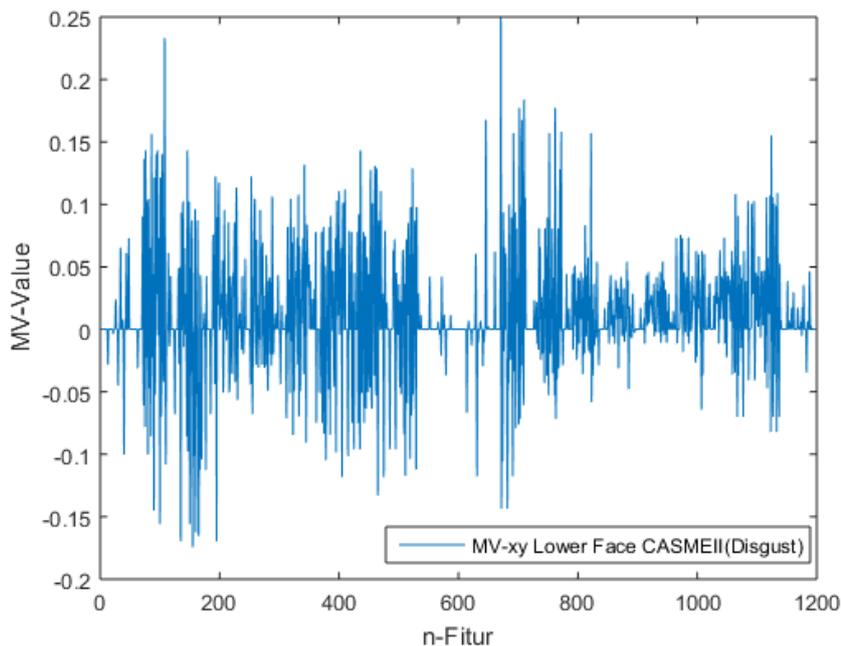
Proses ekstraksi fitur yang dilakukan dengan ketelitian hingga *subpixel* pada percobaan penelitian menggunakan dua jenis dataset yang berbeda sesuai pelabelan dan kelasnya masing-masing. Adapun dataset yang digunakan adalah CASME II dan SMIC. Implementasi dan tahapan proses di setiap dataset dilakukan dengan langkah-langkah pengujian yang sama. Untuk ukuran citra wajah yang sudah melalui proses registrasi, dan ROI disesuaikan dengan datasetnya masing-masing. Ukuran makro block dibuat sama sebesar 16 pixel (merupakan ukuran yang digunakan secara umum), dengan besarnya blok-limit sebesar 20 pixel, agar area pencarian tidak terlalu luas dari ukuran makro-blocknya, sehingga area pencarian lebih presisi. Untuk penjelasan masing-masing implementasi hasil di setiap dataset akan dibahas pada sub-bagian ini.

4.1.1 Hasil Ekstraksi Fitur pada Dataset CASMEII

Pada dataset CASME II, data yang digunakan pada uji coba adalah 27 emosi *happy*, 31 data *disgust*, 25 data *surprise*, 23 emosi *repression*, dan 28 *others*. Dengan total dataset CASME II video yang akan diklasifikasi sebanyak 134. Dari semua data yang ada, akan dibagi menjadi dua kelompok data yaitu data yang akan

digunakan sebagai pelatihan (*training*), dan data yang digunakan sebagai uji coba (*testing*). Proses pelatihan dan pengujian yang ada dilakukan dengan cara ROI yang dideteksi dibagi menjadi dua bagian utama yaitu *lower face* (area sekitar mulut). Untuk ROI *lower face* ukuran citra pada CASME II 96×163 (*grayscale*). Ukuran hasil MV terhadap sumbu x dan y pada *lower face* adalah 6×10 . Masing-masing fitur akan dijadikan satu dimensi ukuran menjadi 1×60 terhadap sumbu x dan 1×60 terhadap y (*lower face*).

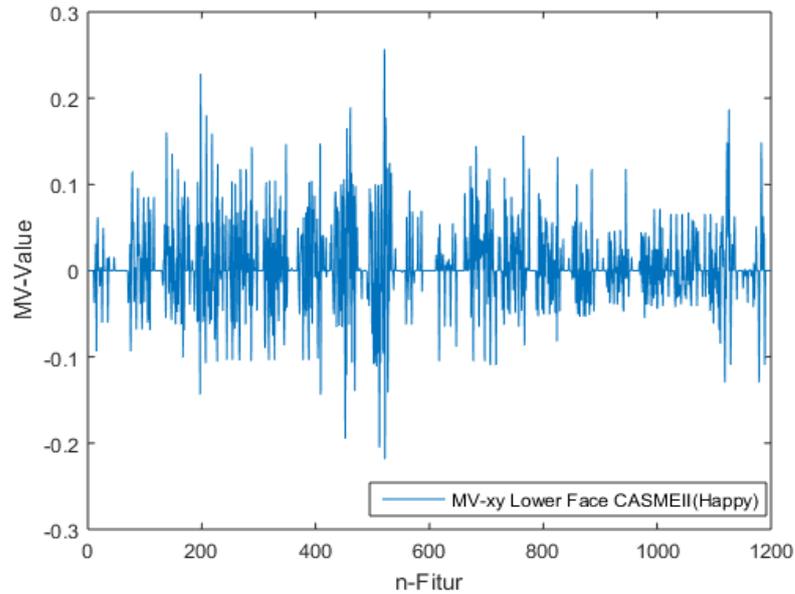
Adapun hasil implementasi proses ekstraksi fitur untuk dataset CASMEII pada masing-masing sampel kelas emosi berdasarkan ROI dapat dilihat pada Gambar-gambar berikut ini:



Gambar 4.1 Sampel Nilai *Motion Vector* CASME II (*Disgust*) pada *Lower Face*

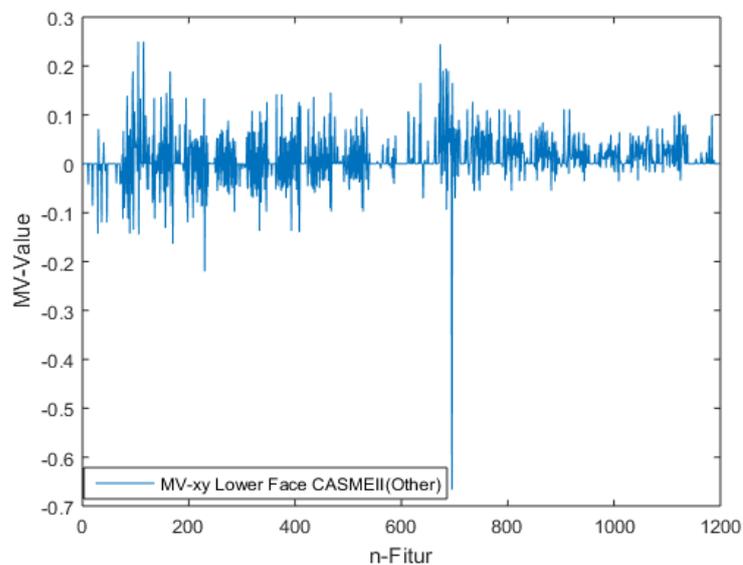
Pada grafik gambar 4.1 menunjukkan pola persebaran nilai MV pada *lower face* terhadap sumbu x dan y yang sudah dinormalisasi menjadi satu dimensi ukuran fitur untuk contoh sampel emosi *disgust*. Setiap sampel emosi memiliki pola persebaran nilai yang berbeda-beda dengan ketelitian hingga *subpixel*. Dengan nilai

maksimum pergeseran 0.25 pada sumbu x dan minimum -0.18 pada sumbu y dengan total atribut yang dimiliki (fitur) 1200.



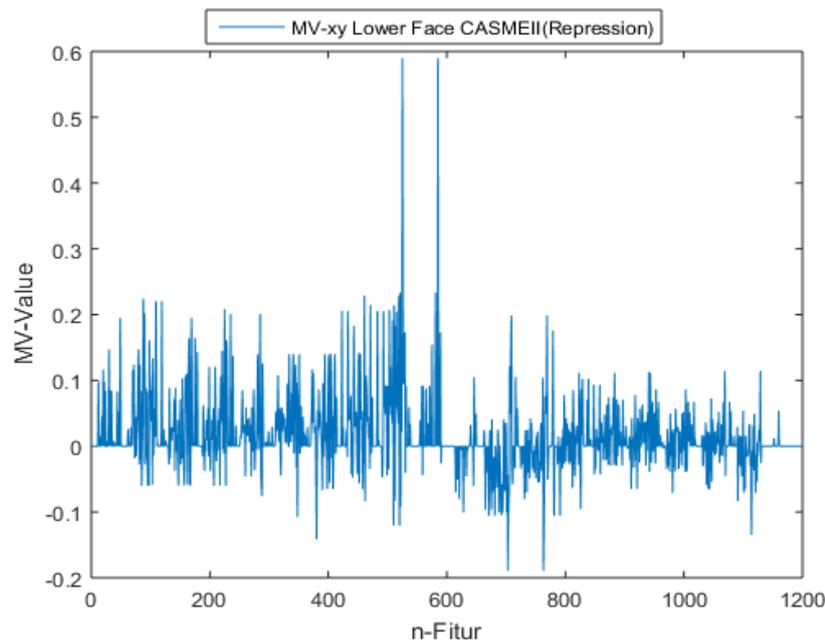
Gambar 4.2 Sampel Nilai *Motion Vector* CASME II (*Happy*) pada *Lower Face*

Pada grafik gambar 4.2 menunjukkan pola persebaran nilai MV pada *lower face* terhadap sumbu x dan y yang sudah dinormalisasi menjadi satu dimensi ukuran fitur untuk contoh sampel 1 video emosi *happy* dengan ketelitian *subpixel*. Terlihat nilai maksimum pergeseran pada sumbu x dapat mencapai nilai 0.28, dan terhadap sumbu y mencapai -0.24 untuk nilai minimum.



Gambar 4.3 Sampel Nilai *Motion Vector* CASME II (*Other*) pada *Lower Face*

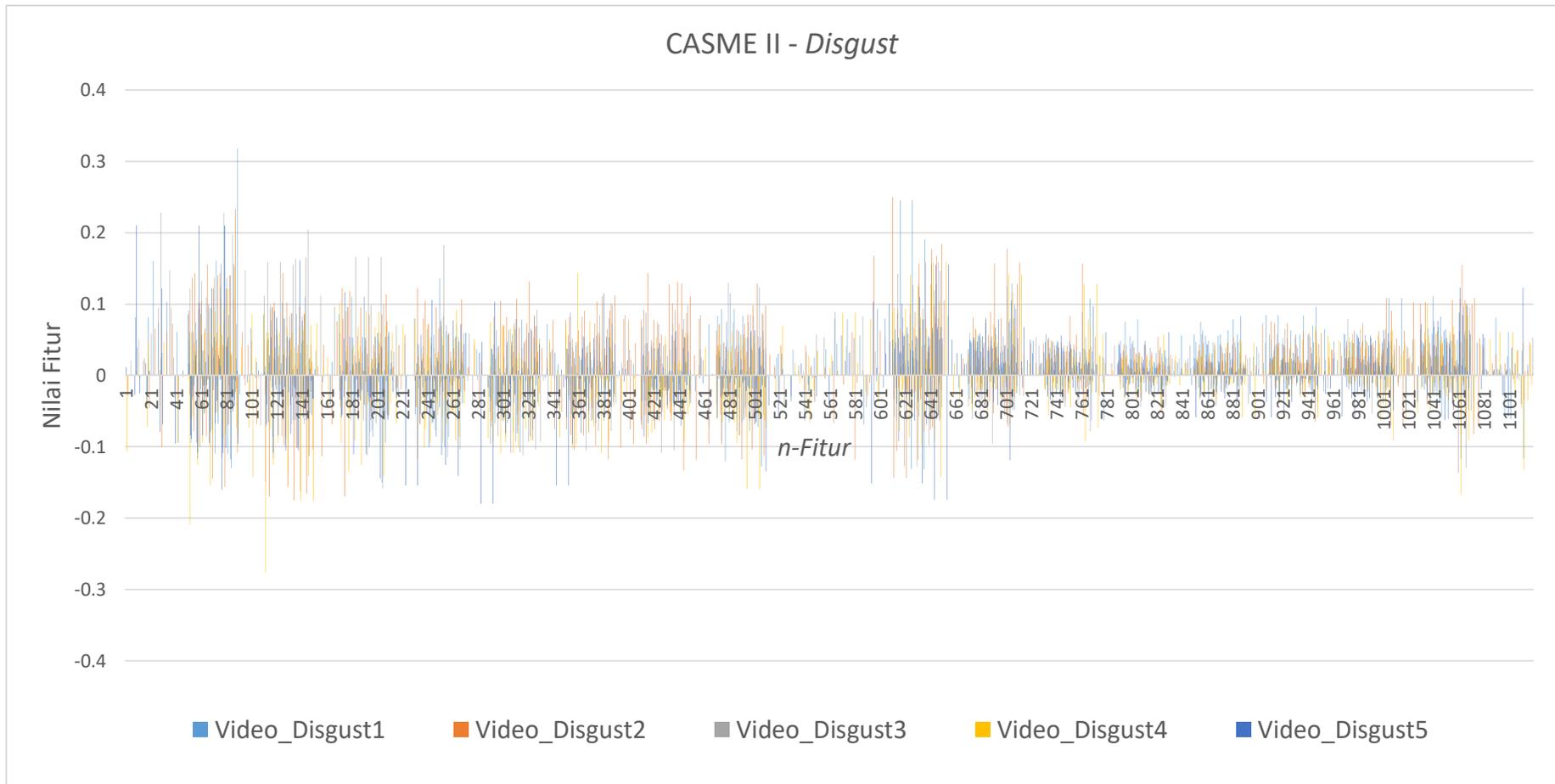
Pada grafik Gambar 4.3 menunjukkan pola persebaran nilai MV pada *lower face* terhadap sumbu x dan y yang sudah dinormalisasi menjadi satu dimensi ukuran fitur untuk contoh sampel emosi *Other*. Dengan nilai maksimum pergeseran 0.25 pada sumbu x dan -0.68 pada sumbu y untuk nilai minimum.



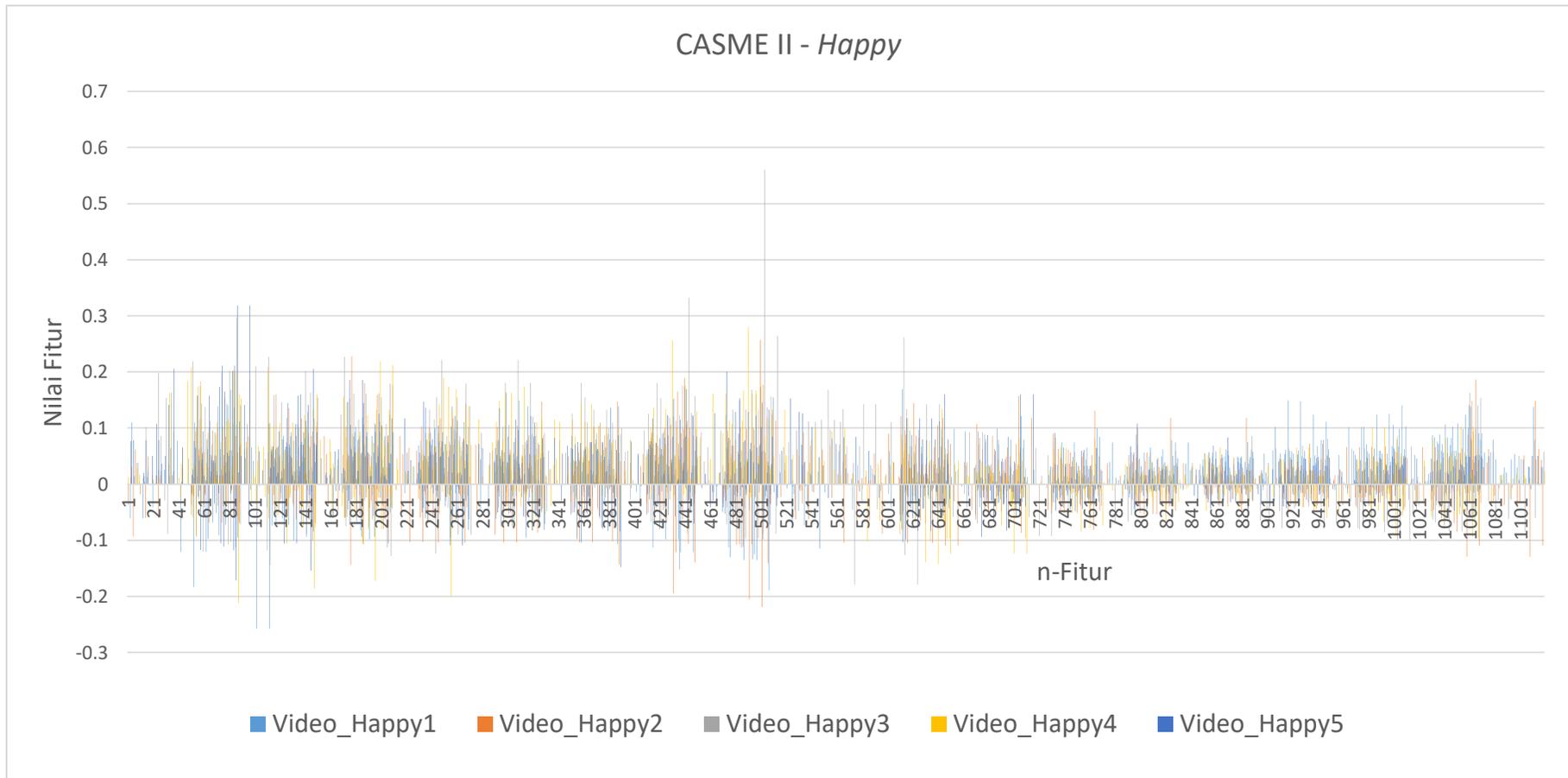
Gambar 4.4 Sampel Nilai *Motion Vector* CASME II (*Repression*) pada *Lower Face*

Pada grafik Gambar 4.4 menunjukkan pola persebaran nilai MV pada *lower face* terhadap sumbu x dan y yang sudah dinormalisasi menjadi satu dimensi ukuran fitur untuk contoh sampel emosi *repression* dengan ketelitian *subpixel*. Terlihat nilai maksimum pergeseran pada sumbu x dapat mencapai nilai 0.6, dan terhadap sumbu y mencapai -0.2 untuk nilai minimum.

Dari sampel-sampel yang sudah dijelaskan, fitur yang terlihat perdataset emosi terdiri dari 1 sampel dataset. Untuk proses kalsifikasi fitur digabungkan menjadi beberapa dataset pengujian. Untuk CASME II ada 134 jumlah data/video yang dijadikan sampel untuk proses pelatihan dan uji coba. Adapun pola persebaran untuk fitur-fitur yang digunakan pada dataset CASME II berdasarkan kelas emosi adalah (Gambar 4.5 - 4.9):



Gambar 4.5 Pola Persebaran Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset CASME II-Disgust



Gambar 4.6 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset CASME II-Happy

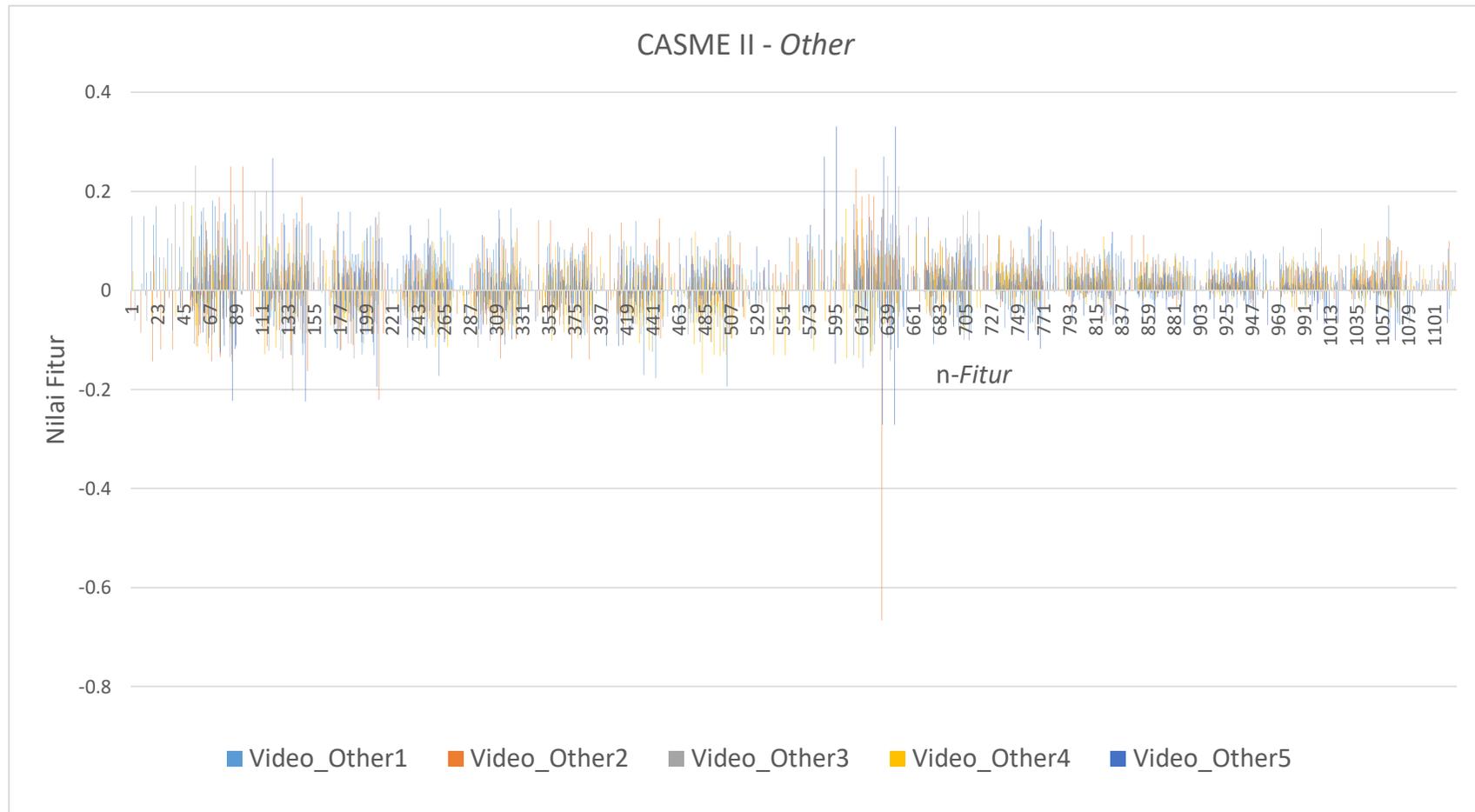
Grafik pada Gambar 4.5 menunjukkan proses persebaran nilai fitur pada *lower face* untuk dataset CASME II kelas emosi *disgust* dari 5 video *disgust* yang dijadikan sampel agar terlihat persebarannya. Adapun jumlah video yang diklasifikasikan sebanyak 31, dimana setiap 1 data mewakili 11 frame yang bergerak (10 frame baru). Dengan jumlah n-fitur = 1120 yang dijadikan sebagai hasil ekstraksi fitur yang akan dikenali pada proses klasifikasi. Bagian tersebut dijadikan dasar untuk dilakukan pelatihan dan uji coba data klasifikasi berdasarkan kelas emosinya.

Untuk Grafik pada Gambar 4.6 menunjukkan pola persebaran fitur untuk kelas emosi *Happy* dengan nilai maksimum dari seluruh dataset yang diuji cobakan= 1.722446873 dan nilai minimum = -0.68682979. Dengan jumlah video yang dijadikan sampel sebanyak 27. Adapun hasil yang ditunjukkan digrafik hanya 5 video sebagai sampel persebaran fitur disetiap video pada kelas emosi yang berbeda.

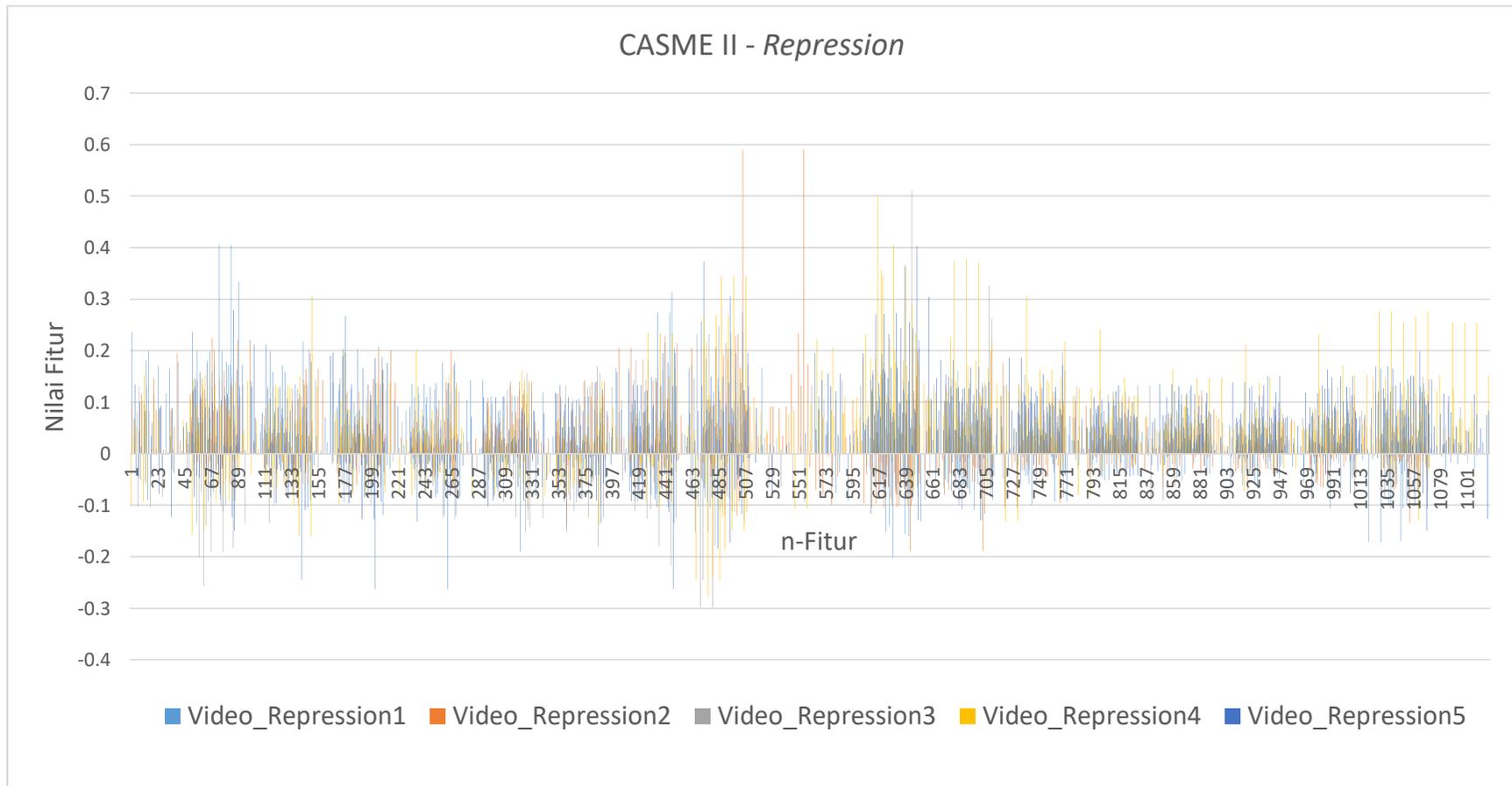
Pola persebaran nilai fitur grafik pada Gambar 4.7 menunjukkan pola persebaran fitur untuk kelas emosi *Other* dengan nilai maksimum dari seluruh dataset yang diuji cobakan= 2.204743903 dan nilai minimum = -0.666585636. Dengan jumlah video yang dijadikan sampel sebanyak 28 untuk kelas emosi *other*.

Untuk Grafik pada Gambar 4.8 menunjukkan pola persebaran fitur untuk kelas emosi *Repression* dengan nilai maksimum dari seluruh dataset yang diuji cobakan= 2.243101099 dan nilai minimum = -0.860903139. Dengan jumlah video yang dijadikan sampel sebanyak 23 untuk kelas emosi *Repression*.

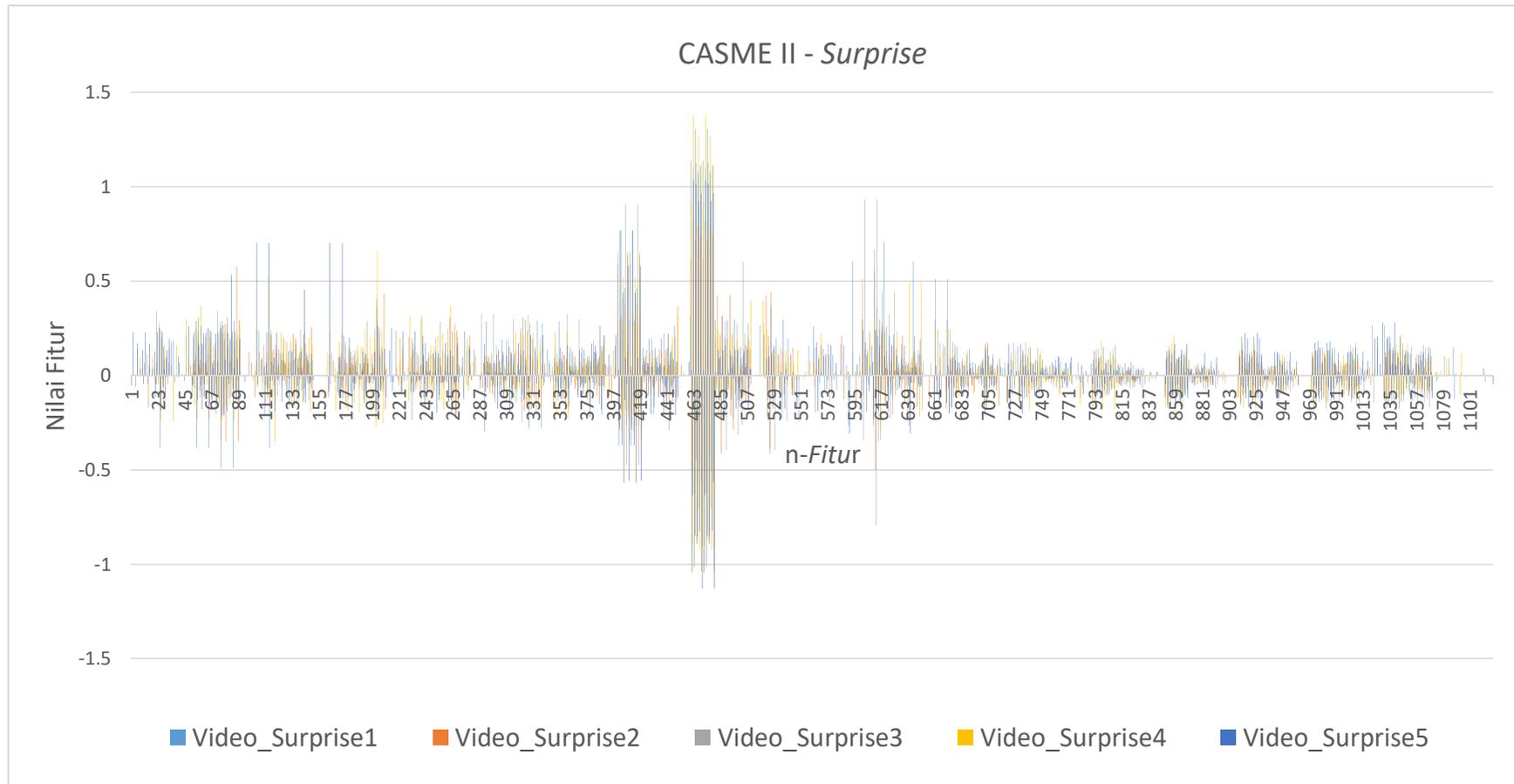
Nilai Grafik pada Gambar 4.9 menunjukkan pola persebaran fitur untuk kelas emosi *Surprise* dengan nilai maksimum dari seluruh dataset yang diuji cobakan = 2.151323674 dan nilai minimum = -1.32095509. Dengan jumlah video yang dijadikan sampel sebanyak 25.



Gambar 4.7 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset CASME II-Other



Gambar 4.8 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset CASME II-*Repression*



Gambar 4.9 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset CASME II-*Surprise*

Untuk mengetahui seberapa besar *error* yang terjadi pada proses estimasi pergerakan *subpixel subtle motion estimation*. Penulis melakukan perhitungan nilai *error* disetiap pergerakan atau perubahan frame ke frame, dengan hasil nilai rata-rata *error* pada masing-masing kelas emosi adalah:

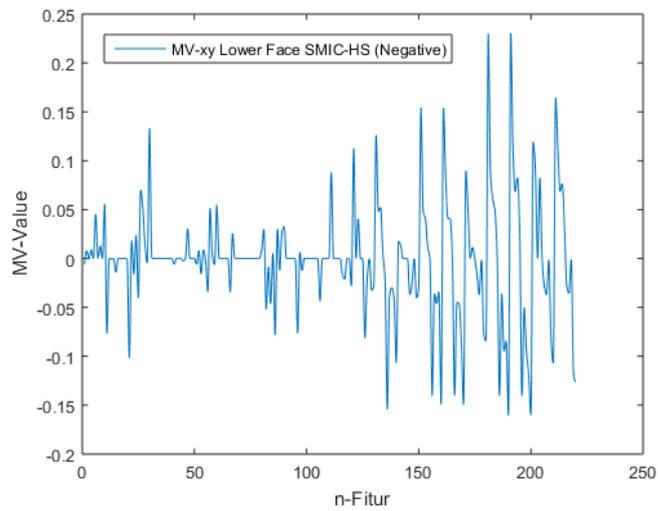
Tabel 4.1 Hasil Nilai *Error* Estimasi *Subtle Motion (Lower Face)* CASME II

Waktu (detik)	Kelas Emosi	MSE
1.286	<i>Disgust</i>	0.000149172
0.471	<i>Happy</i>	0.000157
0.867	<i>Other</i>	0.000151
1.083	<i>Repression</i>	0.00011845
1.241	<i>Surprise</i>	6.2206E-05

Pada Hasil Tabel 4.1 merupakan hasil akumulasi total disetiap kelas emosi, dimana MSE terkecil berada dikelas *surprise* dengan nilai 6.2206E-05 dan waktu rata-rata tercepat disetiap proses pergerakan frame berada di kelas *happy*. Adapun untuk nilai fitur dan estimasi nilai *error* lebih lengkapnya terdapat pada lampiran 3.

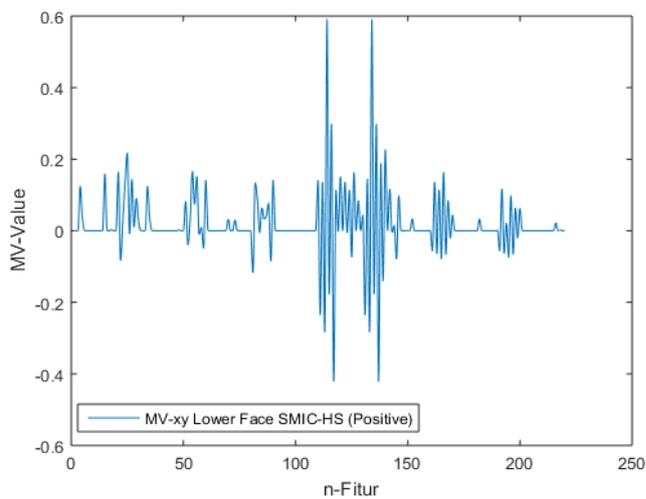
4.1.2 Hasil Ekstraksi Fitur pada Dataset SMIC

Pada dataset SMIC klasifikasi dikelompokkan menjadi 3 bagian (emosi) yaitu *negative*, *positive*, dan *surprise*. Dimana dataset SMIC dibagi menjadi 3 jenis dataset (HS, NIR dan VIS) sesuai dengan penjelasan pada BAB 2 (Dataset *Micro-Expressions*). Adapun ukuran citra wajah yang diperoleh dari proses awal adalah 165×135 (sebelum di ROI). Hasil ROI *lower face* ukuran citra menjadi 51×86. Untuk hasil ekstraksi fitur, ukuran *MV (Motion Vector)* terhadap sumbu *x* dan sumbu *y* 3×5 disetiap framenya. Adapun hasil normalisasi di masing-masing nilai adalah 1×15 (per satu frame baru/data hasil pencocokan dua buah frame).



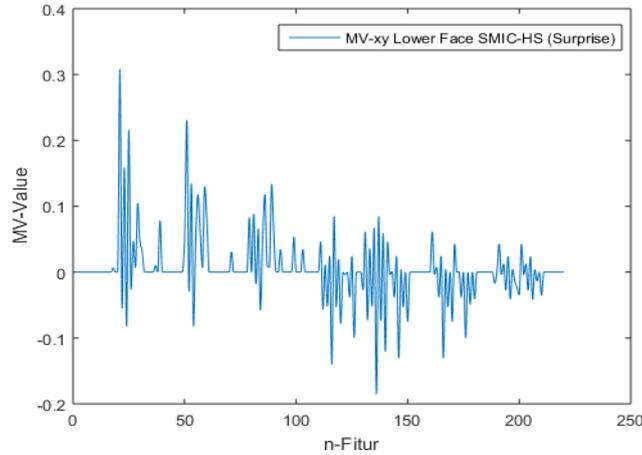
Gambar 4.10 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-HS (*Negative*)

Dataset SMIC-HS untuk emosi *Negative* (Gambar 4.10) pada sampel 1 data dengan total fitur sebanyak 220 memiliki nilai maksimum mencapai 0.23 terhadap sumbu x dan -0.16 terhadap sumbu y untuk nilai minimum.



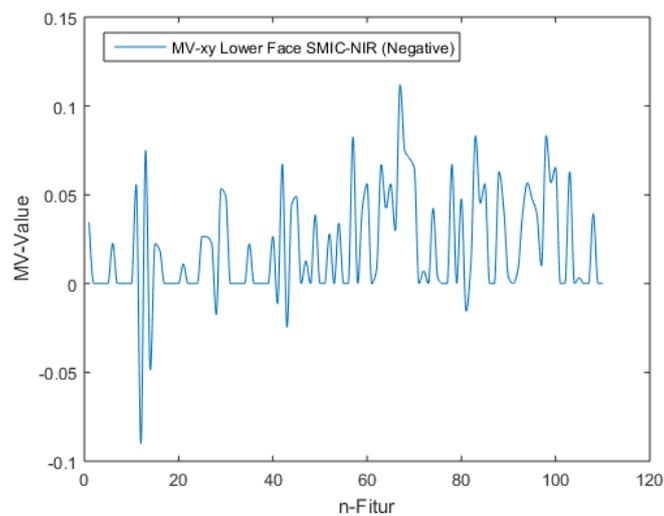
Gambar 4.11 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-HS (*Positive*)

Sampel berikutnya yaitu untuk keals *positive* (Gambar 4.11) pada dataset SMIC-HS, dimana persebaran nilai fitur (MV) memiliki nilai 0.587 terhadap sumbu x dan -0.42 terhadap sumbu y untuk nilai minimum.



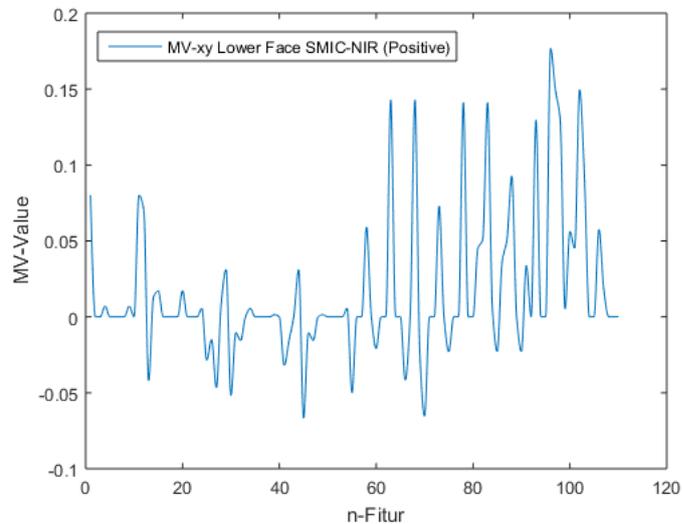
Gambar 4.12 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-HS (*Surprise*)

Terlihat persebaran nilai dari ekstraksi fitur yang dihasilkan pada sampel dataset SMIC-HS untuk emosi *surprise* (Gambar 4.12), nilai maksimum pergeseran yang dimiliki mencapai 0.318 dan nilai minimum yang ditunjukkan mencapai -0.19 (hampir mencapai -0.2).



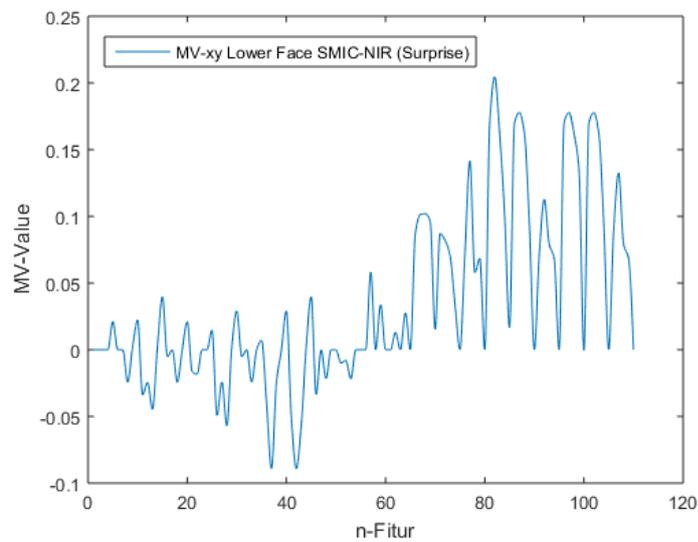
Gambar 4.13 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-NIR (*Negative*)

Adapun untuk sampel pada dataset SMIC yang berikutnya merupakan kelompok dataset pada NIR dengan kelas emosi *negative* memiliki nilai maksimum terhadap sumbu x 0.117 dan nilai minimum -0.0872 (Lihat Gambar 4.13).



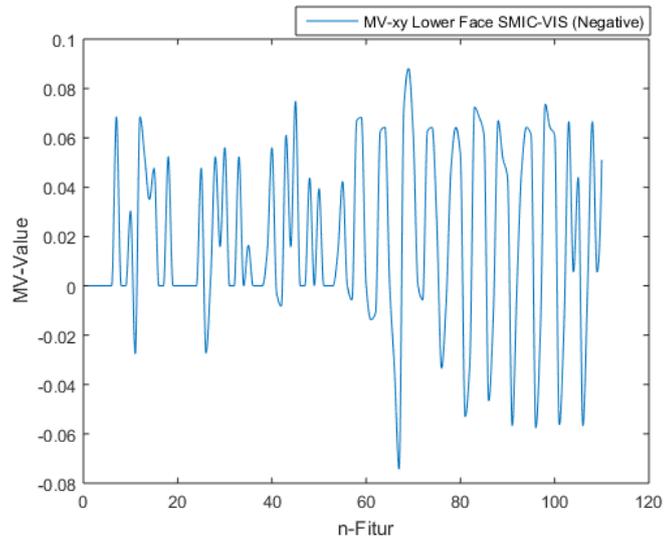
Gambar 4.14 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-NIR (*Positive*)

Untuk sampel selanjutnya pada kelompok sampel dataset memiliki nilai maksimum yang menunjukkan angka 0.173 terhadap sumbu y dan nilai minimum -0.0552 (Lihat Gambar 4.14).



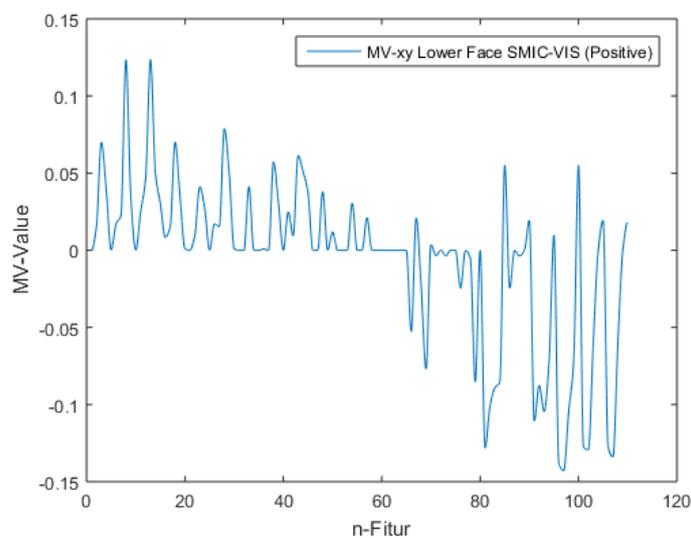
Gambar 4.15 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-NIR (*Surprise*)

Adapun kelompok terakhir dengan kelas emosi *surprise* (Gambar 4.15) pada dataset SMIC-NIR memiliki sampel pola yang lebih rapat dengan nilai maksimum mencapai 0.216 dan nilai minimum -0.0583.



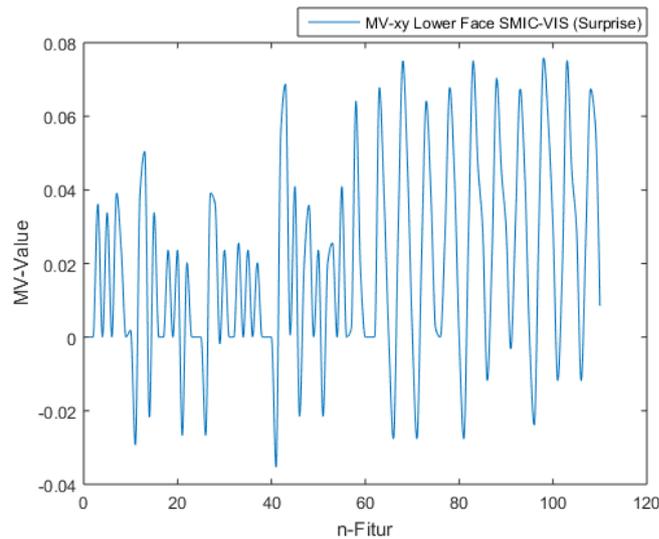
Gambar 4.16 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-VIS (*Negative*)

Model pola persebaran berikutnya adalah sampel dataset SMIC-VIS dengan kelas emosi *negative* (Gambar 4.16) memiliki nilai maksimum hampir mencapai 0.1 dan nilai minimum -0.0672. Memiliki pola yang lebih rapat.



Gambar 4.17 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-VIS (*Positive*)

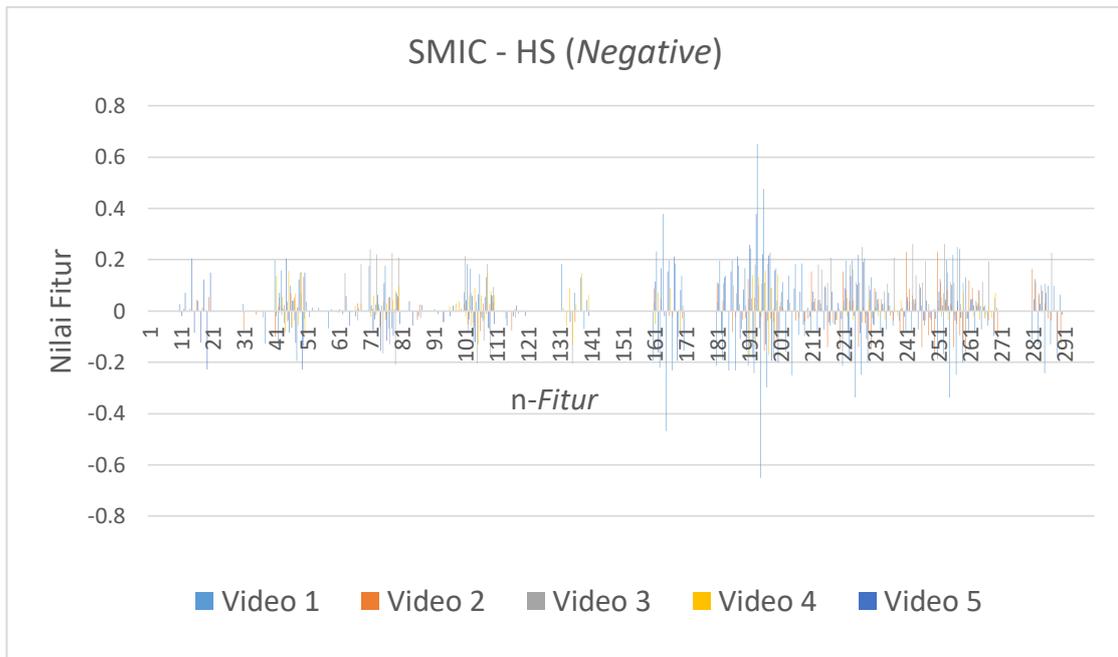
Model berikutnya pada dataset SMIC-VIS yang merupakan sampel dataset mewakili beberapa frame dalam sebuah video adalah kelas emosi *positive* (Gambar 4.17). Dari grafik terlihat nilai maksimum yang dicapai 0.1342 hampir mendekati nilai 0.15 dan nilai minimum -0.1462 .



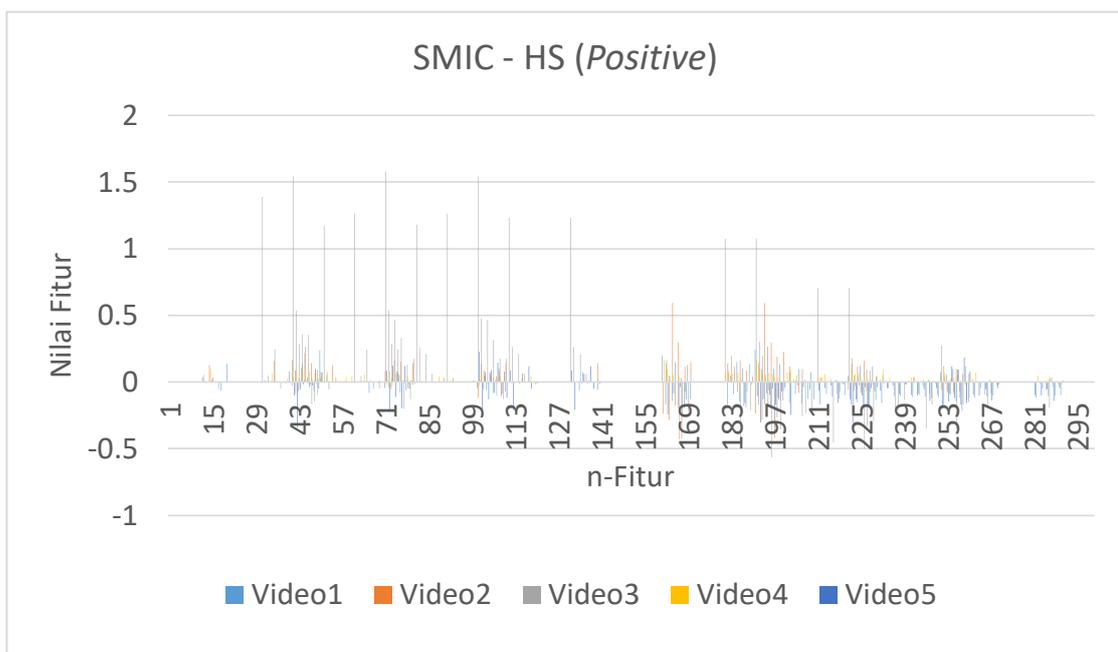
Gambar 4.18 Sampel Nilai Fitur *Lower Face* pada Dataset SMIC-VIS (*Surprise*)

Sampel pola fitur yang terakhir dari dataset SMIC-VIS (Gambar 4.18) adalah emosi *Surprise*. Salah satu sampel yang diambil memiliki pola yang lebih rapat dan banyak nilai yang mirip. Untuk nilai maksimum yang dimiliki hampir mencapai 0.08 an nilai minimum mencapai -0.04.

Adapun pola persebaran nilai fitur yang dimiliki masing-masing emosi dari setiap dataset SMIC dengan total jumlah sampel sebanyak 231 video yang dikelompokkan ke beberapa emosi dengan jenis kamera yang berbeda. Pembagian kelas dan pola persebaran nilai fitur ditampilkan pada Gambar 4.19-4.27, agar terlihat pola persebaran disetiap emosi yang berbeda.



Gambar 4.19 Pola Persebaran Nilai Fitur Area Mulut untuk Sampel Video untuk Kelas Emosi *Negative* pada Dataset SMIC-HS



Gambar 4.20 Pola Persebaran Nilai Fitur Area Mulut untuk Sampel Video Kelas Emosi *Positive* pada Dataset SMIC-HS

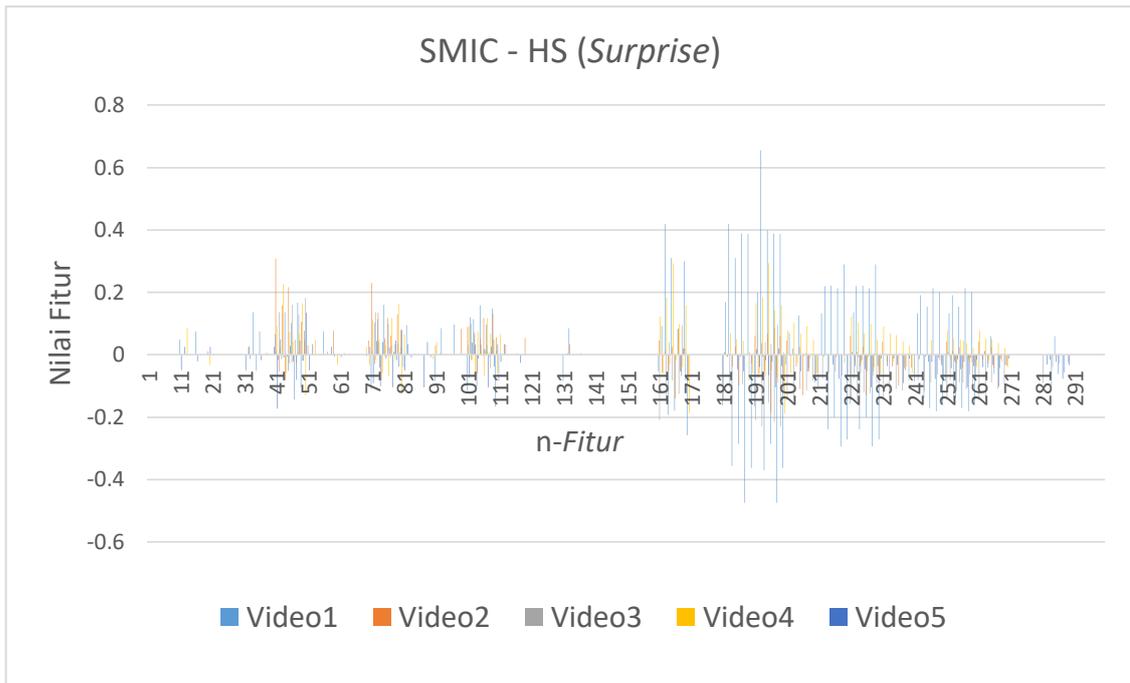
Pola persebaran fitur yang pertama adalah untuk kelas emosi *negative* pada dataset SMIC-HS (Lihat Gambar 4.19) memiliki jumlah *n*-data sebanyak 35 dari 16/20 partisipan yang dijadikan objek pengambilan data. Untuk grafik yang ditampilkan merupakan sampel dari 5 video yang ditampilkan. Pola persebaran fitur yang kedua adalah untuk kelas emosi *positive* pada dataset SMIC-HS memiliki jumlah *n*-data yang diambil sebagai pengujian sebanyak 30 dari 16/20 partisipan yang dijadikan objek pengambilan data pada kelompok HS.

Pola persebaran fitur yang ketiga pada kelas emosi *surprise* dataset SMIC-HS memiliki jumlah *n*-data yang bisa diambil sebagai pengujian dalam penelitian ini sebanyak 27. Pengambilan dataset disesuaikan dengan pelabelan dan pengkodean yang benar, dan memperhatikan batasan masalah yang dibuat. Pembahasan memberikan perincian hasil disetiap kelompok atau kelas yang berbeda sesuai jenis dataset. Selain HS, SMIC juga memiliki kelompok data NIR dan VIS. Adapun pola persebaran data NIR dapat dilihat pada penjelasan dan gambar 4.22 – 4.24.

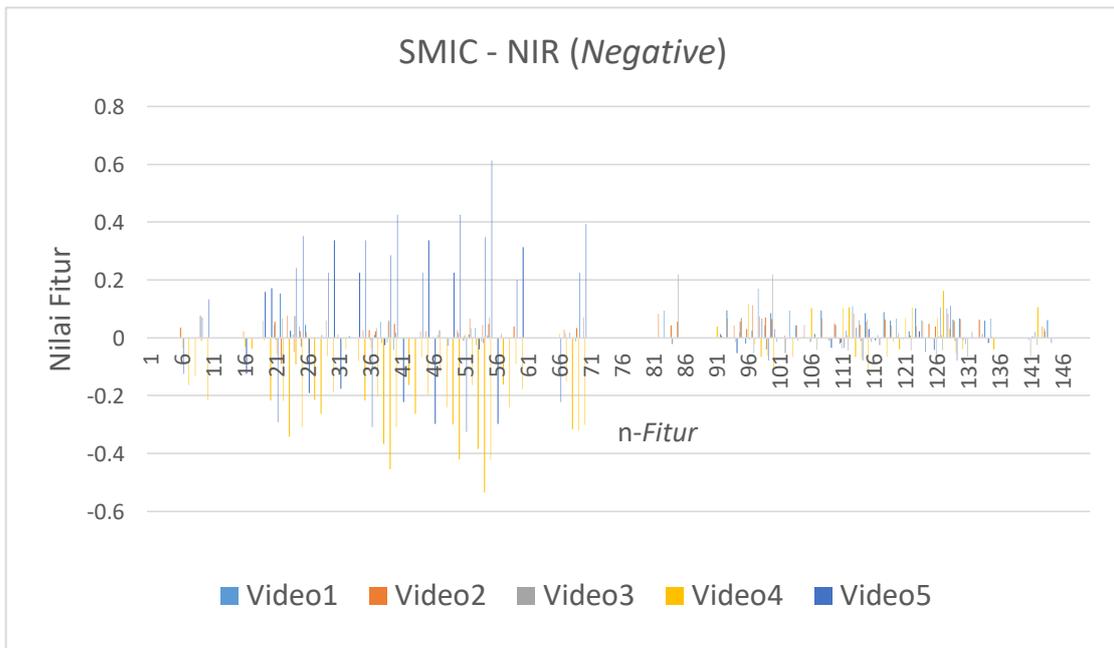
Kelas emosi *negative* pada kelompok dataset SMIC-NIR (Lihat Gambar 4.22) memiliki jumlah data sebanyak 23 (video) dengan pola pergerakan hingga ketelitian *subpixel* menunjukkan bahwa pola persebaran nilai yang ada memiliki fitur yang mirip dan nilainya dekat atau tidak terlampaui jauh. Sampel yang ditampilkan merupakan perwakilan sampel yang diuji cobakan.

Sedangkan untuk kelas emosi *positive* pada kelompok dataset SMIC-NIR (Lihat Gambar 4.23) memiliki jumlah data sebanyak 25 (video) dari 8/10 partisipan yang ikut sebagai objek pembuatan dataset SMIC. Setiap kelas memiliki pola persebaran yang berbeda-beda. Adapun kelas yang ketiga dari dataset SMIC-NIR ditunjukkan pada Gambar 4.24 (kelas emosi *surprise*).

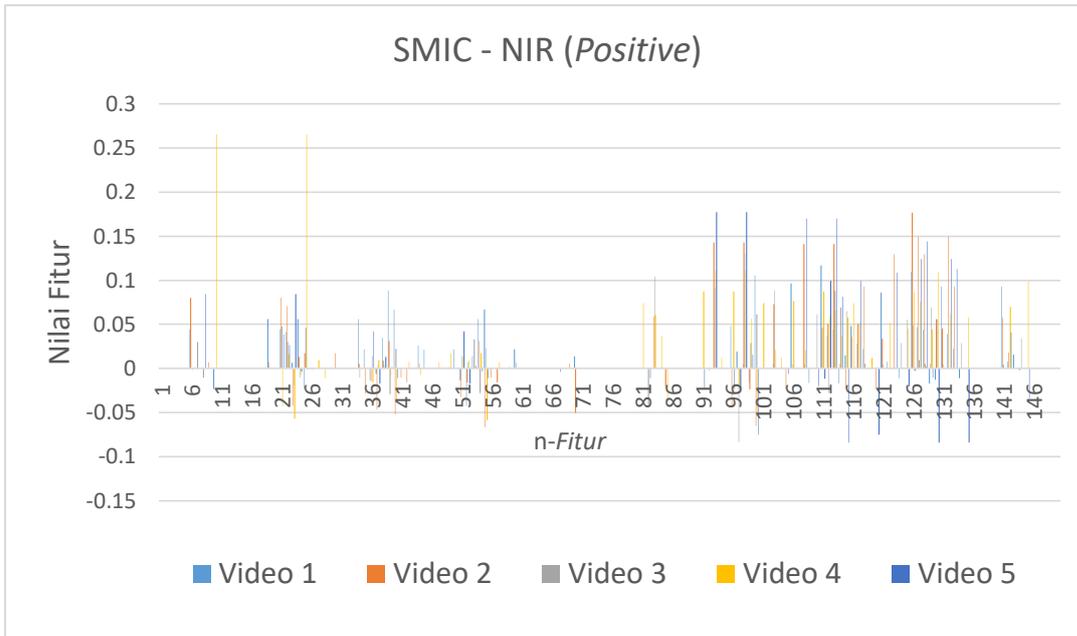
Kelas emosi lainnya pada dataset SMIC adalah jenis VIS yang direkam menggunakan kamera *Infrared*. Untuk melihat pola persebaran nilai fitur yang dimiliki dari setiap kelas emosi untuk beberapa sampel video yang diuji cobakan dapat dilihat pada Gambar 4.25 - 4.27.



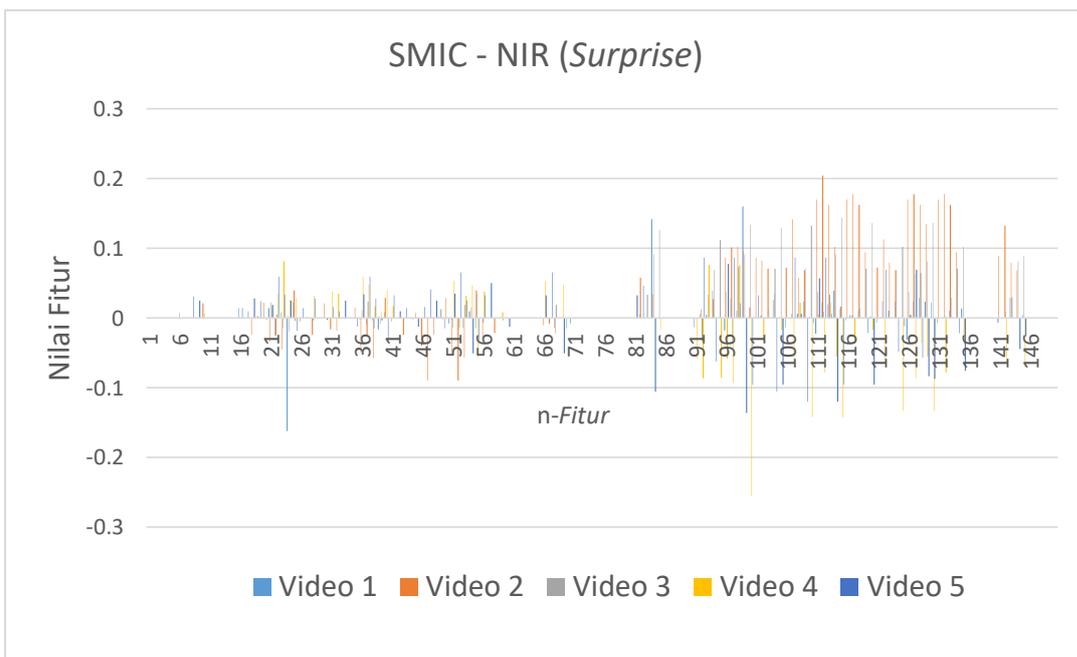
Gambar 4.21 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-HS (*Surprise*)



Gambar 4.22 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-NIR (*Negative*)



Gambar 4.23 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-NIR (Positive)



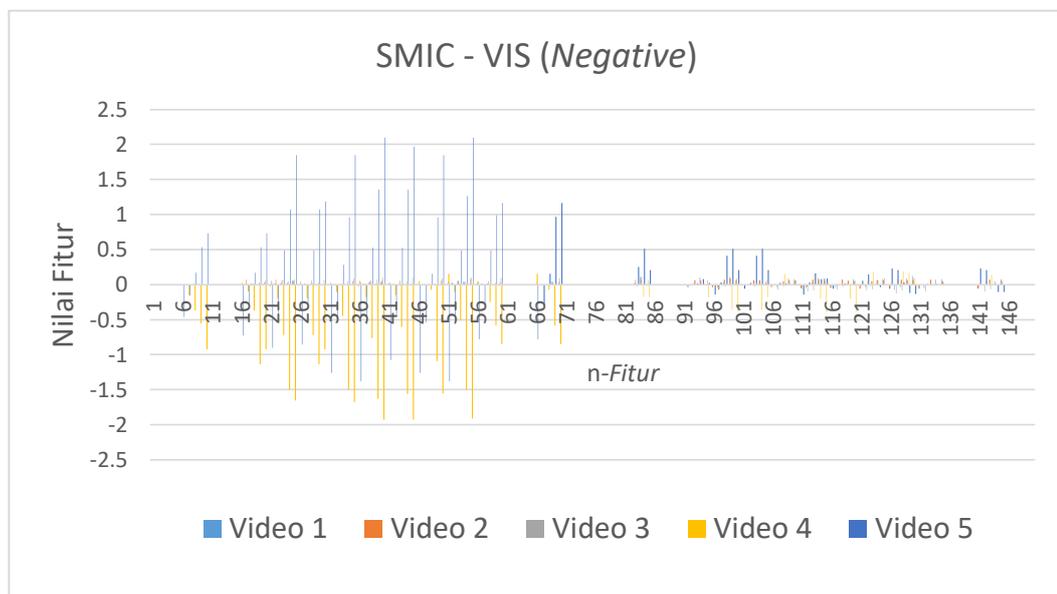
Gambar 4.24 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-NIR (Surprise)

Kelas ketiga ini, memiliki jumlah dataset yang digunakan untuk pengujian adalah 20 dari total keseluruhan data pada kelompok dataset SMIC-NIR 70. Pola-pola yang ditampilkan disetiap kelasnya sudah mengalami proses normalisasi dataset awal sebelum dilakukan proses klasifikasi. Normalisasi awal yang dilakukan pada setiap dataset penyamaan dimensi n-frame maupun fitur yang digunakan dimasing-masing dataset.

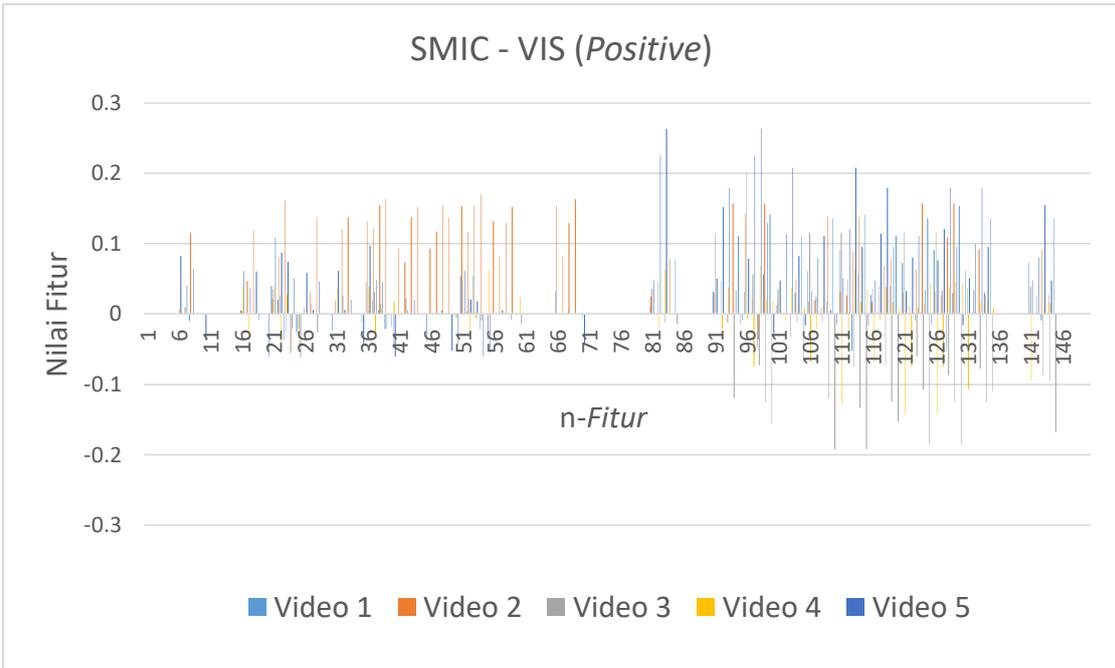
Pola fitur dari seluruh dataset yang digunakan dalam uji coba dan terdiri dari beberapa atribut (nilai fitur) untuk dataset SMIC-VIS pada emosi *negative* terlihat pada Gambar 4.25. dengan dataset series sebanyak 23.

Dataset SMIC-VIS pada kelas emosi *positive* memiliki jumlah data sebanyak 28 *series* dengan jumlah atribut sebanyak 155. Untuk kelas *surprise* memiliki jumlah *series* data 20, dengan jumlah atribut yang sama. Adapun pola persebaran nilai fitur dapat dilihat pada Gambar 4.26.

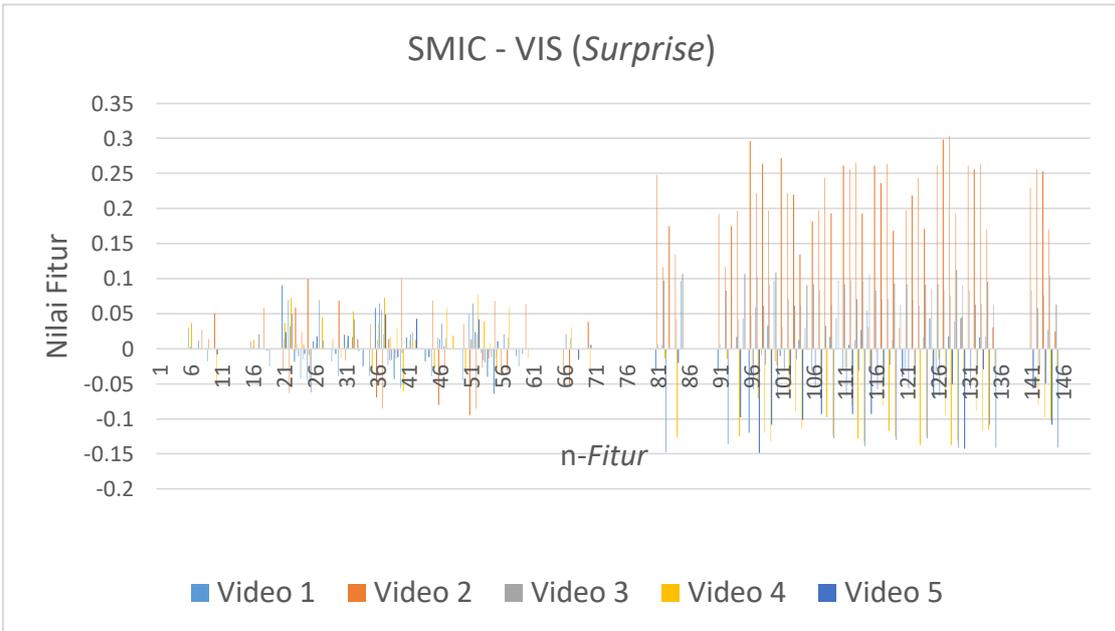
Adapun untuk mengukur estimasi *subtle motion* berbasis *subpixel* pada dataset SMIC evaluasinya sama dengan perhitungan estimasi pada CASME II, nilai *error* dari setiap pergerakan frame dihitung. Hasil yang ditampilkan pada Tabel 4.2 dan 4.3 merupakan estimasi dari akumulasi setiap pergerakan yang diambil nilai rata-rata *error* yang terjadi. Untuk nilai lengkap per-frame dapat dilihat pada lampiran 4.



Gambar 4.25 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-VIS (*Negative*)



Gambar 4.26 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-VIS (Positive)



Gambar 4.27 Pola Persebaran Nilai Fitur *Lower Face* (Area Mulut) pada Dataset SMIC-VIS (Surprise)

Tabel 4.2 Hasil Nilai *Error* Estimasi *Subtle Motion (Lower Face)* SMIC-HS

Waktu (detik)	Kelas Emosi	MSE
0.17589	<i>Negative</i>	7.91893E-05
0.181515	<i>Positive</i>	9.56035E-05
0.192653	<i>Surprise</i>	5.19032E-05

Tabel 4.3 Hasil Nilai *Error* Estimasi *Subtle Motion (Lower Face)* SMIC-NIR

Waktu (detik)	Kelas Emosi	MSE
0.19804	<i>Negative</i>	7.64703E-05
0.13353	<i>Positive</i>	0.000108
0.28429	<i>Surprise</i>	9.81558E-05

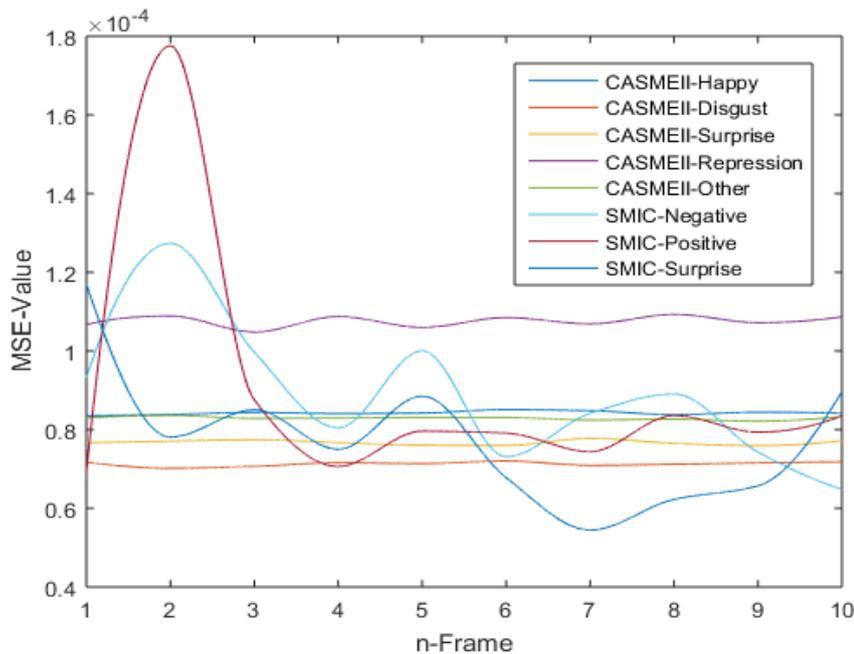
Tabel 4.4 Hasil Nilai *Error* Estimasi *Subtle Motion (Lower Face)* SMIC-VIS

Waktu (detik)	Kelas Emosi	MSE
0.241792	<i>Negative</i>	9.22901E-05
0.24646	<i>Positive</i>	9.65103E-05
0.283304	<i>Surprise</i>	8.50818E-05

Nilai *error* paling rendah terdapat pada dataset SMIC-HS kelas *surprise* dengan nilai 5.19032E-05 (Tabel 4.2), dan waktu tercepat pada proses ekstraksi fitur dimiliki dataset SMIC-NIR pada kelas *positive* dengan nilai 0.13353. Adapun untuk grafik rata-rata nilai *error* disetiap urutan frame pada dataset dan kelas emosi yang telah dikelompokkan dapat dilihat pada Gambar 4.28 berikut:

Grafik diatas menunjukkan nilai MSE terkecil (minimal) yang ditunjukkan adalah 0.5449×10^{-4} dan nilai MSE terbesar (maksimal) yang dihasilkan = 1.7751×10^{-4} . MSE menunjukkan pergeseran atau pergerakan disetiap frame sangatlah kecil.

Setelah semua fitur-fitur dikenali dan memiliki pola masing-masing, kita berlanjut keproses selanjutnya. Untuk melakukan pengenalan disetiap kelas dan jenis dataset. Kita perlu menerapkan sebuah metode pengenalan yang mampu memberikan solusi untuk mengelompokkan kelas dataset yang telah dilabelkan dan dikodekan. Penelitian ini menggunakan pendekatan metode klasifikasi *multiclass* yang diharapkan mampu memberikan hasil kinerja yang lebih baik dari penelitian sebelumnya. Adapun implementasi dari proses klasifikasi *micro-expressions* dan hasil kinerjanya dibahas pada bagian selanjutnya.



Gambar 4.28 Grafik Nilai *error* dari Estimasi *Subtle Motion* disetiap urutan Frame berdasarkan kelas emosi pada Dataset CASME II dan SMIC

4.2 Implementasi Klasifikasi *Micro-Expressions* menggunakan MLP

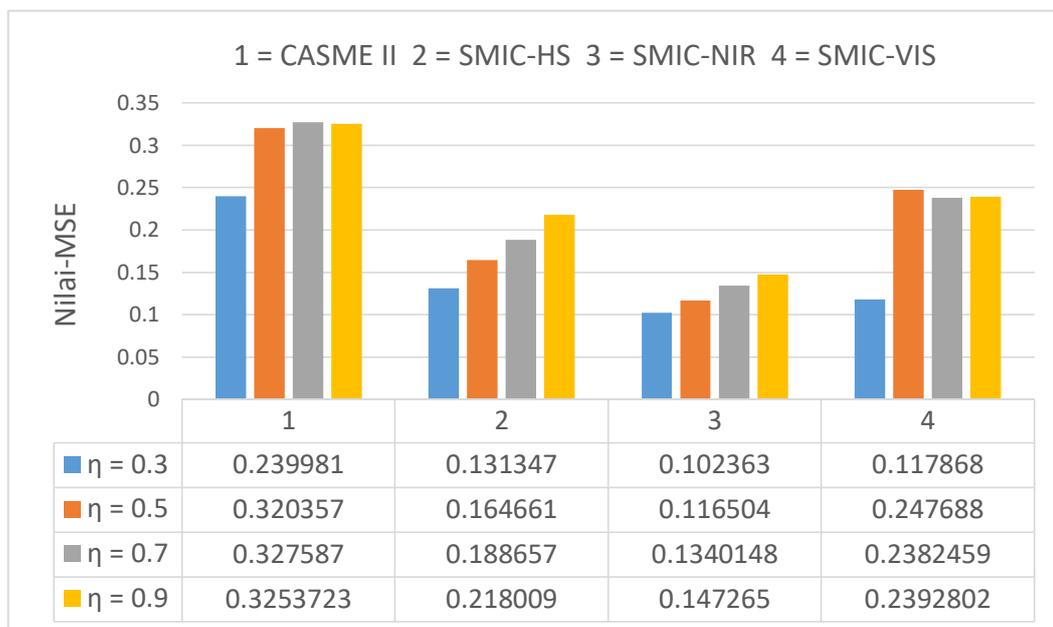
Backpropagation

Setelah proses ekstraksi fitur dilakukan dan hasil dari setiap kelas sudah diketahui nilai-nilai fiturnya (pola pengenalan). Langkah selanjutnya adalah melakukan proses klasifikasi berdasarkan kelas emosi *micro-expressions*. Dengan menghitung nilai-nilai yang dibutuhkan untuk proses klasifikasi, dan mengikuti langkah-langkah yang sudah dijelaskan pada BAB 2 dan BAB 3 terkait proses Klasifikasi menggunakan MLP *Backpropagation*.

Ada beberapa variable yang perlu ditentukan untuk menghitung nilai keluaran dari masing-masing kelas, dan uji coba pemrosesannya. Variabel pertama yang harus ditentukan adalah η (*learning rate*) untuk menghitung koreksi bobot (Hasil percobaan untuk menentukan η terbaik dapat dilihat pada Gambar 4.29). Percobaan ini menggunakan $\eta = 0.3$ dengan *error* paling kecil (nilai berada diantara 0-1). Gambar 4.29 menunjukkan rata-rata dari proses uji coba dengan nilai MSE

terkecil berada pada $\eta = 0.3$. Semakin kecil MSE, maka tingkat akurasi dalam proses klasifikasi diharapkan semakin baik.

Kemudian, menentukan nilai momentum dengan nilai 0.2 (antara 0-1). Nilai dari *epochs* yang dilalui untuk proses pelatihan dengan nilai 500. Menentukan *threshold* untuk jumlah kesalahan yang terjadi berturut-turut (terus-menerus) dengan jumlah sebanyak 20. *Layer inputan* merupakan hasil ekstraksi fitur sebanyak n-jumlah data, dengan jumlah data 134 dan fitur yang dimiliki sebanyak 134 (attribut) untuk *lower face* pada dataset CASME II. Untuk dataset SMIC dibagi menjadi beberapa kelompok HS, dan NIR.



Gambar 4.29 Hasil Nilai *error* (MSE) dari Uji Coba *Learning Rate* (η) pada Dataset CASME II dan SMIC

Dataset SMIC-HS memiliki jumlah data sebanyak 92 dengan jumlah attribut (nilai fitur) 231. Sedangkan untuk SMIC-NIR memiliki data sebanyak 64 dengan jumlah atribut sebanyak 116. Untuk penentuan jumlah *Hidden layer* ditentukan secara acak sesuai jumlah *layer inputan* yang masuk (belum ada ketentuan yang pasti mengenai jumlah *hidden layer*), tetapi jumlah *hidden layer harus* > dari *layer keluaran (output)*. Adapun implementasi hasil kinerja dari setiap dataset yang diuji cobakan menggunakan *MLP Backpropagation* dibahas pada sub-

bagian dari sub-bab ini. Untuk hasil perhitungan node disetiap *layer* dan pembobotan (w) yang dihasilkan terdapat pada lampiran.

4.2.1 Hasil Kinerja MLP *Backpropagation* pada Dataset CASME II

Dari hari fitur-fitur yang diperoleh, telah diterapkan sebuah metode klasifikasi menggunakan MLP *Backpropagation* pada penelitian ini. Adapun hasil dari masing-masing uji coba secara rinci ada di tabel 4.5 sampai tabel 4.8. Uji coba pada dataset CASME II, dilakukan dengan penerapan 2 langkah pengujian berbasis *k-folds Cross Validation*. Uji coba pertama dengan menerapkan *5-folds* dan uji coba kedua dengan menerapkan *10-folds Cross Validation*. Metode ini dipilih agar setiap uji coba mendapatkan pemerataan pengujian. Sehingga diharapkan mendapatkan hasil yang maksimal.

Tabel 4.5 Hasil Konfusi Matrik Dataset CASME II (*Lower Face*) dengan *5-folds Cross Validation*

		Hasil Prediksi				
		<i>Disgust</i>	<i>Happy</i>	<i>Other</i>	<i>Repression</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Disgust</i>	27	0	0	0	4
	<i>Happy</i>	0	27	0	0	0
	<i>Other</i>	0	0	28	0	0
	<i>Repression</i>	7	0	1	13	2
	<i>Surprise</i>	8	0	1	2	14

Pada Tabel hasil perhitungan uji coba pertama (*5-folds*), dengan metode yang diterapkan didapatkan konfusi matrik dengan jumlah total pengujian 134 dengan akurasi **81.3433 %** dengan jumlah data yang diklasifikasi benar 109 dan yang tidak sesuai sebesar **18.6567 %** berjumlah 25. Untuk nilai *error* pada pengujian pertama nilai *MAE* sebesar **0.0905** dan nilai *RMSE* sebesar **0.2488**. Adapun untuk hasil akurasi secara detail dari uji coba pertama dapat dilihat pada Tabel 4.6 dimana setiap kelasnya dihitung dan dievaluasi masing-masing.

Tabel 4.6 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas CASME II (*Lower Face*) dengan *5-folds Cross Validation*

Kelas	<i>TP - Rate</i>	<i>FP- Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F- Measure</i>	<i>ROC Area</i>	<i>PRC Area</i>
<i>Disgust</i>	0.871	0.146	0.643	0.871	0.740	0.758	0.794
<i>Happy</i>	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
<i>Other</i>	1.000	0.019	0.933	1.000	0.966	1.000	1.000
<i>Repression</i>	0.565	0.018	0.867	0.565	0.684	0.813	0.718
<i>Surprise</i>	0.560	0.055	0.700	0.560	0.622	0.807	0.719
Average	0.813	0.051	0.825	0.813	0.808	0.917	0.843

Untuk hasil perhitungan uji coba kedua (*10-folds*), dengan metode yang diterapkan didapatkan konfusi matrik dengan jumlah total pengujian 134 dengan akurasi **82.8358 %** dengan jumlah data yang diklasifikasi benar 111 dan yang tidak sesuai sebanyak **17.1642 %** berjumlah 23. Selisih nilai dengan uji coba pertama tidaklah jauh, hanya berbeda 1.4925% dari kebenaran akurasi yang dicapai. Untuk hasil konfusi matriknya dapat dilihat secara rinci pada tabel berikut:

Tabel 4.7 Hasil Konfusi Matrik Dataset CASME II (*Lower Face*) dengan *10-folds Cross Validation*

		Hasil Prediksi				
		<i>Disgust</i>	<i>Happy</i>	<i>Other</i>	<i>Repression</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Disgust</i>	28	0	0	1	2
	<i>Happy</i>	0	27	0	0	0
	<i>Other</i>	0	0	28	0	0
	<i>Repression</i>	5	0	1	13	4
	<i>Surprise</i>	7	0	0	3	15

Adapun untuk hasil nilai analisis *error* pada uji coba kedua memiliki nilai *Mean absolute error* (MAE) mencapai **0.0852** dan *Root mean squared error* (RMSE) **0.2407**. Untuk rincian hasil akurasi perkelas secara detail dari masing-masing emosi disetiap dataset ditunjukkan pada tabel berikut ini:

Tabel 4.8 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas CASME II (*Lower Face*) dengan *10-folds Cross Validation*

Kelas	<i>TP - Rate</i>	<i>FP- Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F- Measure</i>	<i>ROC Area</i>	<i>PRC Area</i>
<i>Disgust</i>	0.903	0.117	0.700	0.903	0.789	0.945	0.794
<i>Happy</i>	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
<i>Other</i>	1.000	0.009	0.966	1.000	0.982	1.000	1.000
<i>Repression</i>	0.565	0.036	0.765	0.565	0.650	0.814	0.700
<i>Surprise</i>	0.600	0.055	0.714	0.600	0.652	0.783	0.700
Average	0.828	0.045	0.830	0.828	0.822	0.915	0.845

Dari dua uji coba yang dilakukan pada dataset CASME II, hasil yang baik terdapat pada uji coba kedua, dengan selisih nilai yang tidak jauh berbeda. Hasil pengujian dataset CASME II dengan fitur diarea *lower face* sudah dapat memberikan nilai akurasi yang baik dari penelitian sebelumnya dimana rata-rata akurasi pengenalan tidak mencapai 80% keatas, sedangkan percobaan ini mencapai akurasi dengan rata-rata (akumulasi dari semua percobaan dataset CASME II) sebesar **82.08955%** dengan akurasi kesalahan yang diperoleh dari seluruh percobaan sebesar **17.91045%**. Adapun sebagai pembandingan dataset lain yang diujicobakan dengan metode dan langkah-langkah sama adalah SMIC yang dibagi menjadi beberapa bagian. Untuk hasil kinerja pada uji coba dataset SMIC dibahas pada bagian selanjutnya.

4.2.2 Hasil Kinerja MLP *Backpropagation* pada Dataset SMIC

Untuk penerapan pada dataset SMIC menggunakan metode dan langkah-langkah yang sudah dikerjakan pada dataset CASME II. Dataset SMIC yang diujicobakan dibagi menjadi 3 kelompok jenis data (HS, NIR, dan VIS) yang diklasifikasikan menjadi 3 kelas emosi yaitu *negative*, *positive*, dan *surprise*. Adapun hasil dan penjelasan dari masing-masing ujicoba yang dilakukan adalah sbagai berikut:

Tabel 4.9 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-HS dengan *5-folds Cross Validation*

		Hasil Prediksi		
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Negative</i>	21	11	3
	<i>Positive</i>	9	14	7
	<i>Surprise</i>	1	7	19

Uji coba pertama yang dilakukan adalah menggunakan dataset SMIC-HS dimana total data yang diklasifikasi berjumlah 92. Dengan percobaan pertama yang dilakukan menggunakan *5-folds Cross Validation* dengan hasil konfusi matrik dapat dilihat pada tabel 4.9. Dengan waktu dalam proses komputasi 43.73 detik, uji coba pertama menghasilkan akurasi sebesar **58.6957 %** dengan jumlah 54 data yang berhasil diklasifikasi dengan benar dan **41.3043 %** sebanyak 38 data yang tidak diklasifikasi dengan benar atau sesuai.

Tabel 4.10 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-HS (*Lower Face*) dengan *5-folds Cross Validation*

	<i>TP -</i>	<i>FP -</i>		<i>F -</i>	<i>ROC</i>	<i>PRC</i>
Kelas	<i>Rate</i>	<i>Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Measure</i>	<i>Area</i>
<i>Negative</i>	0.600	0.175	0.677	0.600	0.636	0.709
<i>Positive</i>	0.467	0.290	0.438	0.467	0.452	0.522
<i>Surprise</i>	0.704	0.154	0.655	0.704	0.679	0.669
Average	0.587	0.207	0.593	0.587	0.589	0.636

Untuk detail akurasi pada dataset SMIC-HS dengan uji coba pertama yang dilakukan dapat dilihat pada tabel 4.10, secara rinci detail akurasi dihitung sesuai kelas emosinya. Adapun hasil untuk nilai *error* yang dihasilkan pada percobaan peratam adalah MAE sebesar **0.2811** dan RMSE **0.4652**.

Percobaan kedua yang dilakukan pada penelitian menggunakan *10-folds cross validation* dengan jumlah data yang diujicobakan sebanyak 92. Adapun hasil akurasi yang diperoleh dari uji coba kedua dataset SMIC-HS adalah **54.3478 %**

dengan jumlah data yang benar dalam proses klasifikasi sebanyak 50 dan jumlah data yang tidak diklasifikasi sesuai kelas sejumlah 42 dengan akurasi **45.6522 %**. Hasil tidak semakin baik dari dataset uji coba sebelumnya. Untuk hasil konfusi matrik dataset SMIC-HS uji coba kedua dapat dilihat

Tabel 4.11 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-HS (*Lower Face*) dengan *10-folds Cross Validation*

		Hasil Prediksi		
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Negative</i>	22	10	3
	<i>Positive</i>	11	10	9
	<i>Surprise</i>	2	7	18

Adapun hasil akurasi secara detail untuk uji coba kedua dari dataset SMIC-HS pada masing-masing kelas dapat dilihat pada tabel 4.12. Uji coba kedua memiliki nilai MAE sebesar **0.3222** dan RMSE sebesar **0.5079**. Untuk selisih akurasi dari percobaan pertama dan kedua memiliki nilai sebesar **4.3479 %** merupakan angka yang cukup besar.

Tabel 4.12 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-HS (*Lower Face*) dengan *10-folds Cross Validation*

Kelas	<i>TP - Rate</i>	<i>FP- Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F- Measure</i>	<i>ROC Area</i>	<i>PRC Area</i>
<i>Negative</i>	0.629	0.228	0.629	0.629	0.629	0.748	0.612
<i>Positive</i>	0.333	0.274	0.370	0.333	0.351	0.532	0.417
<i>Surprise</i>	0.667	0.185	0.600	0.667	0.632	0.788	0.556
Average	0.543	0.230	0.536	0.543	0.539	0.690	0.532

Dataset SMIC berikutnya yang diuji cobakan adalah kelompok data NIR yang berjumlah 68. Hasil dari uji coba pertama dari masing-masing kelas yang diklasifikasikan menghasilkan akurasi sebesar **58.8235 %** dengan jumlah data yang benar dalam proses klasifikasi sebanyak 40 dan jumlah data yang tidak

diklasifikasikan dengan benar 28. Uji coba pertama dilakukan dengan *5-folds cross validation*. Adapun hasil konfusi matrik dari proses klasifikasi adalah:

Tabel 4.13 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-NIR dengan *5-folds Cross Validation*

		Hasil Prediksi		
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Negative</i>	8	7	8
	<i>Positive</i>	5	20	0
	<i>Surprise</i>	5	3	12

Dengan detail akurasi yang dapat dilihat pada tabel 4.14 dari masing-masing kelas yang diklasifikasi. Untuk nilai *error* pada uji coba ini adalah nilai MAE **0.3158** dan RMSE sebesar **0.4866**.

Tabel 4.14 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-NIR (*Lower Face*) dengan *5-folds Cross Validation*

	<i>TP -</i>	<i>FP -</i>		<i>F -</i>	<i>ROC</i>	<i>PRC</i>
Kelas	<i>Rate</i>	<i>Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>Area</i>	<i>Area</i>
<i>Negative</i>	0.348	0.222	0.444	0.348	0.390	0.422
<i>Positive</i>	0.800	0.233	0.667	0.800	0.727	0.698
<i>Surprise</i>	0.600	0.167	0.600	0.600	0.600	0.567
Average	0.587	0.207	0.593	0.587	0.589	0.636

Untuk percobaan kedua yang dilakukan pada dataset SMIC-NIR menggunakan *10-folds cross validation* mencapai akurasi hingga **55.8824 %** dengan jumlah dataset yang berhasil diklasifikasi dengan benar sebanyak 38 dan yang tidak dapat diklasifikasi dengan benar atau tidak sesuai 30 dengan akurasinya **44.1176 %**. Dataset pada kelompok ini memiliki hasil yang tidak jauh berbeda dengan SMIC-HS dan belum bisa memberikan akurasi yang lebih baik dari sebelumnya. Adapun rincian dari hasil konfusi matrik dataset SMIC-NIR adalah:

Tabel 4.15 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-NIR (*Lower Face*) dengan 10-*folds Cross Validation*

		Hasil Prediksi		
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Negative</i>	10	7	6
	<i>Positive</i>	7	17	1
	<i>Surprise</i>	7	2	11

Untuk detail dari hasil akurasi disetiap kelasnya pada dataset SMIC-NIR dapat dilihat pada tabel 4.16 dengan nilai *TP-rate* terbesarnya berada di kelas *positive* 0.680, *FP-rate* terbesar pada kelas *negative* 0.311, *precision* terbesar di kelas *positive* 0.654, *recall* dan *F-Measure* terbesar pada kelas *positive* sebesar 0.680 dan 0.667, untuk *MCC* terbesar pada kelas *positive* 0.467, *ROC area* dengan nilai terbesar pada kelas *surprise* 0.799 dan nilai *PRC area* terbesar pada kelas *positive* sebesar 0.629.

Tabel 4.16 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-NIR (*Lower Face*) dengan 10-*folds Cross Validation*

Kelas	<i>TP - Rate</i>	<i>FP - Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F - Measure</i>	<i>ROC Area</i>	<i>PRC Area</i>
<i>Negative</i>	0.435	0.311	0.417	0.435	0.426	0.614	0.417
<i>Positive</i>	0.680	0.209	0.654	0.680	0.667	0.752	0.629
<i>Surprise</i>	0.550	0.146	0.611	0.550	0.579	0.799	0.607
Average	0.559	0.225	0.561	0.559	0.559	0.719	0.551

Adapun untuk nilai *MAE* pada uji coba kedua dataset SMIC-NIR mencapai nilai **0.3013** dan *RMSE* sebesar **0.4834**. Dari beberapa percobaan yang dilakukan untuk dataset SMIC belum memberikan nilai akurasi yang lebih baik. Adapun selisih akurasi yang diperoleh dari uji coba pertama SMIC-NIR dan uji coba kedua adalah sebesar **2.9411%**.

Tabel 4.17 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-VIS dengan 5-folds Cross Validation

		Hasil Prediksi		
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Negative</i>	9	7	4
	<i>Positive</i>	9	13	3
	<i>Surprise</i>	3	10	7

Untuk uji coba selanjutnya adalah SMIC-VIS dengan detail akurasi yang dapat dilihat pada tabel 4.18 dari masing-masing kelas yang diklasifikasi. Dataset SMIC-VIS untuk uji coba pertama memiliki akurasi yang tidak bagus sebesar **44.6154 %** dengan jumlah total dataset yang berhasil diklasifikasi dengan benar 29 dan akurasi kegagalan mencapai **55.3846 %** dengan jumlah data yang tidak sesuai diklasifikasi berjumlah 36.

Tabel 4.18 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-VIS (*Lower Face*) dengan 5-folds Cross Validation

Kelas	<i>TP - Rate</i>	<i>FP - Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F - Measure</i>	<i>ROC Area</i>	<i>PRC Area</i>
<i>Negative</i>	0.450	0.267	0.429	0.450	0.439	0.578	0.397
<i>Positive</i>	0.520	0.425	0.433	0.520	0.473	0.589	0.514
<i>Surprise</i>	0.350	0.156	0.500	0.350	0.412	0.553	0.370
Average	0.446	0.293	0.452	0.446	0.444	0.575	0.434

Adapun untuk hasil perhitungan nilai MAE pada uji coba pertama dataset SMIC-VIS adalah **0.4016** dan nilai RMSE **0.5573**. SMIC-VIS ternyata tidak dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik.

Tabel 4.19 Hasil Konfusi Matrik Dataset SMIC-VIS (*Lower Face*) dengan 10-folds Cross Validation

		Hasil Prediksi		
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>	<i>Surprise</i>
Kelas Emosi	<i>Negative</i>	5	8	7
	<i>Positive</i>	8	12	5
	<i>Surprise</i>	3	8	9

Percobaan kedua yang dilakukan pada dataset SMIC-VIS menggunakan 10-folds cross validation dengan jumlah data yang diujicobakan sebanyak 65. Untuk hasil akurasi yang diperoleh dari uji coba kedua dataset SMIC-VIS akurasi hanya mencapai **40%** dengan jumlah data yang benar dalam proses klasifikasi sebanyak 26 dan jumlah data tidak sesuai dengan kelasnya sejumlah 39 dengan akurasi tingkat kesalahan lebih besar dari tingkat kebenaran **60%**. Ternyata hasil semakin menurun. Adapun hasil akurasi secara detail untuk uji coba kedua dari dataset SMIC-VIS pada masing-masing kelas dapat dilihat pada tabel 4.20.

Tabel 4.20 Hasil Detail Akurasi dari Setiap Kelas SMIC-VIS (*Lower Face*) dengan 10-folds Cross Validation

Kelas	<i>TP - Rate</i>	<i>FP- Rate</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F- Measure</i>	<i>ROC Area</i>	<i>PRC Area</i>
<i>Negative</i>	0.250	0.244	0.313	0.250	0.278	0.617	0.418
<i>Positive</i>	0.480	0.400	0.429	0.480	0.453	0.615	0.564
<i>Surprise</i>	0.450	0.267	0.429	0.450	0.439	0.652	0.513
Average	0.400	0.311	0.393	0.400	0.395	0.627	0.503

Uji coba terakhir pada dataset SMIC memiliki nilai MAE sebesar **0.3726** dan RMSE sebesar **0.534**. Untuk selisih akurasi dari percobaan pertama dan kedua dataset SMIC-VIS memiliki nilai sebesar **4.6154%** merupakan angka yang cukup besar dari selisih perbandingan yang didapatkan.

4.3 Hasil Perbandingan Kinerja Dataset CASME II dan SMIC

Dataset yang digunakan pada ujicoba penelitian merupakan dataset *micro-expressions* wajah yang memiliki ukuran dan pengelompokan yang berbeda. Pemilihan dataset yang berbeda memang dilakukan untuk melihat kinerja metode yang diterapkan apakah bisa memberikan hasil yang lebih baik atau sebaliknya. Terpenting adalah dataset merupakan dataset *micro-expressions* yang diambil dan dibuat sesuai standard dan merupakan hasil penelitian dan pengembangan pada bidang yang sesuai.

Bagian ini membahas mengenai perbandingan kinerja metode yang diterapkan pada dua buah dataset yaitu CASME II dan SMIC. Adapun hasil akurasi disetiap percobaan yang sudah diakumulasi dapat dilihat pada tabel 4.21.

Tabel 4.21 Hasil Perbandingan Akurasi Dataset CASME II dan SMIC

Uji Coba	Dataset			
	CASMEII	SMIC -HS	SMIC -NIR	SMIC-VIS
5-folds CV	81.3433	58.6957	58.8235	44.6154
10-folds CV	82.8358	54.3478	55.8824	40
<i>Average</i>	82.08955	56.52175	57.35295	42.3077

Akurasi terbaik mencapai nilai **82.08955%** pada dataset CASME II yang memiliki hasil kinerja lebih baik dibandingkan dengan dataset SMIC yang hanya dapat mencapai nilai tertinggi **57.35295%** pada dataset SMIC-NIR. Adapun rata-rata akurasi yang dimiliki dataset SMIC adalah **52.0608%**.

Tabel 4.22 Hasil Perbandingan MAE Dataset CASME II dan SMIC

Uji Coba	Dataset			
	CASMEII	SMIC -HS	SMIC -NIR	SMIC-VIS
MAE (5-folds)	0.0905	0.2811	0.3158	0.4016
MAE (10-folds)	0.0852	0.3222	0.3013	0.3726
<i>Average</i>	0.08785	0.30165	0.30855	0.3871

Nilai *mean absolute error* (MAE) terkecil pada perbandingan dataset yang diujicobakan adalah dataset CASME II dengan nilai akumulasi keseluruhan uji

coba adalah **0.08785**. Untuk nilai error terbesar pada dataset SMIC-VIS dengan nilai **0.3871**. Adapun untuk perbandingan nilai *error* menggunakan pendekatan *root mean squared error (RMSE)* dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.23 Hasil Perbandingan *RMSE* Dataset CASME II dan SMIC

Uji Coba	Dataset			
	CASMEII	SMIC -HS	SMIC -NIR	SMIC-VIS
RMSE (5-folds)	0.2488	0.4652	0.4866	0.5573
RMSE (10-folds)	0.2407	0.5079	0.4834	0.534
<i>Average</i>	0.24475	0.48655	0.485	0.54565

RMSE terkecil dimiliki dataset CASME II, karena akurasi klasifikasinya paling tinggi sehingga memiliki nilai *error* yang kecil dengan nilai **0.24475**. Akurasi terendah pada dataset SMIC-VIS memiliki tingkat *error* yang tinggi dengan nilai **0.54565**.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Pengenalan *micro-expressions* wajah berbasis *SME* dengan ketelitian *subpixel* merupakan pendekatan baru yang dilakukan untuk melihat pergerakan halus (*subtle*) dan cepat berbasis block area. Hasil dari pengenalan fitur digunakan untuk proses klasifikasi. Penelitian dikerjakan sesuai langkah-langkah (metodologi penelitian) dan diuji cobakan menggunakan dua dataset yang berbeda yaitu CASMEII dan SMIC sebagai pembanding. MLP *Backpropagation* yang bekerja pada proses klasifikasi berusaha memberikan bobot terbaik di setiap layer inputannya yang selalu mengupdate nilai *error* dari layer output yang dihasilkan diproses balik ke *hidden layer* hingga *inputan layer*. Sehingga nilai bobot yang digunakan mencapai nilai maksimal yang terbaru. Pemilihan fitur hingga ketelitian *subpixel* berdasarkan pergeseran setiap block citra dari frame awal ke frame referensi juga dianggap mampu memberikan hasil yang lebih baik, walaupun tidak semua dataset *micro-expressions* dapat diterapkan.

Hasil akurasi terbaik pada proses klasifikasi secara umum menggunakan MLP *Backpropagation* mencapai nilai **82.08955%** untuk dataset CASME II dan **52.0608%** pada dataset SMIC. Adapun untuk klasifikasi disetiap uji coba yang dilakukan, pada dataset CASME II akurasi terbaik mencapai **82.8358%** (*10-folds cross validation*) dengan nilai MAE **0.0852** dan RMSE **0.2407**. Sedangkan pada dataset SMIC yang terbaik **58.8235%** (*5-folds cross validation*) dengan MAE **0.3158** dan RMSE **0.4866** (SMIC-NIR). Tantangan dalam penelitian ini dapat terjadi karena tingkat kemiripan pola (fitur) disetiap citra memiliki nilai yang tidak jauh berbeda (mirip). Akan tetapi, dari hasil yang terlihat (BAB 4), metode yang diusulkan telah memberikan hasil yang tidak jauh berbeda dari penelitian sebelumnya dan dapat mengklasifikasi *micro-expressions* wajah berdasarkan emosi pada *Image Sequence*.

5.2 Saran

Penelitian mengenai pengenalan *micro-expressions* wajah masih perlu untuk dikembangkan dan ditingkatkan kembali kinerja metode yang diterapkan baik untuk proses ekstraksi fitur maupun proses klasifikasi berdasarkan emosi. Penelitian yang telah dilakukan masih bersifat khusus dan fokus pada satu area *AU* (*lower face*) pada *FACS* yang terstandarisasi. Untuk penelitian kedepan (lanjutan), penggabungan beberapa *AU* bisa dijadikan standar untuk pengenalan fitur. Dengan banyaknya ciri yang ditemukan (*fitur*) diharapkan bisa memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Chai, T. and Draxler, R. R. (2014) ‘Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? -Arguments against avoiding RMSE in the literature’, *Geoscientific Model Development*, 7(3), pp. 1247–1250. doi: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
- Chan, S. H., Vo, D. T. and Nguyen, T. Q. (2010) ‘Subpixel motion estimation without interpolation’, pp. 2–5.
- Cootes, T. F., Taylor, C. J., Cooper, D. H. and Graham, J. (1995) ‘Active Shape Models-Their Training and Application’, *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1), pp. 38–59. doi: 10.1006/cviu.1995.1004.
- Davis, J. and Goadrich, M. (2006) ‘The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves’.
- E. Prasetyo (2012) *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB*. Edited by Nikodemus Wk. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Ekman, P. (2003) ‘Darwin, Deception, and Facial Expression’, *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1000, pp. 205–221. doi: 10.1196/annals.1280.010.
- Frank, E., Hall, M. A. and Witten, I. H. (2016) ‘Workbench’.
- Godavarthy, S. (2010) ‘Microexpression spotting in video using optical strain’, *Computer*.
- Happy, S. L. and Routray, A. (2015) ‘Automatic facial expression recognition using features of salient facial patches’, *IEEE Transactions on Affective Computing*. doi: 10.1109/TAFFC.2014.2386334.
- Huang, X., Zhao, G., Hong, X., Zheng, W. and Pietikäinen, M. (2015) ‘Spontaneous facial micro-expression analysis using Spatiotemporal Completed Local Quantized Patterns’, *Neurocomputing*. Elsevier, 175, pp. 564–578. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.096.
- Kristian, Y., Hariadi, M. and Purnomo, M. H. (2014) ‘Ideal Modified Adachi Chaotic Neural Networks and active shape model for infant facial cry detection on still image’, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2783–2787. doi: 10.1109/IJCNN.2014.6889520.
- Li, X., Pfister, T., Huang, X., Zhao, G. and Pietikainen, M. (2013) ‘A Spontaneous Micro-expression Database: Inducement, collection and baseline’, *2013 10th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition, FG 2013*. doi: 10.1109/FG.2013.6553717.
- Metkar, S. and Talbar, S. (2013) ‘Motion Estimation Techniques for Digital Video Coding’, *Motion Estimation Techniques for Digital Video Coding*, pp. 13–31. doi: 10.1007/978-81-322-1097-9.

- Le Ngo, A., See, J. and Raphael Phan, C. (2016) ‘Sparsity in Dynamics of Spontaneous Subtle Emotion: Analysis and Application’, *Affective Computing, IEEE Transactions on*, PP(99), p. 1. doi: 10.1109/TAFFC.2016.2523996.
- Paper, C. and Pietik, M. (2015) ‘Facial Micro-Expression Recognition using Spatiotemporal Local Binary Pattern with Integral Projection Facial Micro-Expression Recognition using Spatiotemporal Local Binary Pattern’, (November). doi: 10.1109/ICCVW.2015.10.
- Pfister, T., Li, X., Zhao, G. and Pietikäinen, M. (2011) ‘Recognising spontaneous facial micro-expressions’, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1449–1456. doi: 10.1109/ICCV.2011.6126401.
- Prabowo, H. and Prasetyadi, B. S. (2004) ‘Analisis Ekspresi Wajah Berbantuan Media Cetak, Internet, Dan Software’, pp. 24–25.
- Setyati, E., Suprpto, Y. K. and Purnomo, M. H. (2012) ‘Facial emotional expressions recognition based on Active Shape Model and Radial Basis Function Network’, *2012 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMS) Proceedings*, pp. 41–46. doi: 10.1109/CIMS.2012.6269607.
- Shreve, M., Brizzi, J., Fefilatye, S., Luguev, T., Goldgof, D. and Sarkar, S. (2014) ‘Automatic expression spotting in videos’, *Image and Vision Computing*, 32(8), pp. 476–486. doi: 10.1016/j.imavis.2014.04.010.
- Shreve, M., Godavarthy, S., Goldgof, D. and Sarkar, S. (2011) ‘Macro- and micro-expression spotting in long videos using spatio-temporal strain’, *2011 IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition and Workshops, FG 2011*, pp. 51–56. doi: 10.1109/FG.2011.5771451.
- Viola, P. and Jones, M. (2001) ‘Rapid object detection using a boosted cascade of simple features’, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1, p. I-511–I-518. doi: 10.1109/CVPR.2001.990517.
- Wang, S.-J., Yan, W.-J., Li, X., Zhao, G., Zhou, C.-G., Fu, X., Yang, M. and Tao, J. (2015) ‘Micro-expression Recognition Using Color Spaces.’, *IEEE transactions on image processing: a publication of the IEEE Signal Processing Society*, 24(12), pp. 6034–6047. doi: 10.1109/TIP.2015.2496314.
- Wang, S. J., Yan, W. J., Li, X., Zhao, G. and Fu, X. (2014) ‘Micro-expression recognition using dynamic textures on tensor independent color space’, *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, pp. 4678–4683. doi: 10.1109/ICPR.2014.800.
- Xia, Z., Feng, X., Peng, J., Peng, X. and Zhao, G. (2015) ‘Spontaneous micro-expression spotting via geometric deformation modeling’, *Computer Vision and Image Understanding*. Elsevier Inc. doi: 10.1016/j.cviu.2015.12.006.
- Yan, W., Guoyuan, L. and Jing, F. (2013) ‘How to Make Virtual Community More Active and Cohesive: From Brand and Perceived Protection Perspectives’,

China Communications, 10(12), pp. 1–15.

- Yan, W. J., Li, X., Wang, S. J., Zhao, G., Liu, Y. J., Chen, Y. H. and Fu, X. (2014) 'CASME II: An improved spontaneous micro-expression database and the baseline evaluation', *PLoS ONE*, 9(1), pp. 1–8. doi: 10.1371/journal.pone.0086041.
- Yan, W. J., Wang, S. J., Liu, Y. J., Wu, Q. and Fu, X. (2014) 'For micro-expression recognition: Database and suggestions', *Neurocomputing*, 136, pp. 82–87. doi: 10.1016/j.neucom.2014.01.029.
- z. Li, S. and K. Jain, A. (eds) (2011) *Handbook of Face Recognition*. Second. Springer London Dordrecht Heidelberg New York.

Halaman ini sengaja dikosongkan

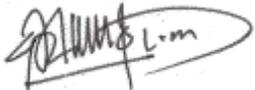
LAMPIRAN

Lampiran 1: *License Agreement* CASME II

License Agreement Chinese Academy of Sciences Micro-expression Database II (CASME2)

I agree

- to use the video or images for research purposes only.
- not to provide the video or images to second parties.
- if I reproduce images and video in electronic or print media, to use only in **scientific journals** and include notice of copyright (©Xiaolan Fu).
Images and video from sub12 and sub22 should not be published.

Signature:  _____

Name: Niyatul Muna

Title: Bachelor of Computer Science

Institution: Institute Technology Sepuluh Nopember

Date: 10 August 2016

Email address: niyalatul.muna@gmail.com

Halaman ini sengaja dikosongkan

Lampiran 2: License Agreement SMIC

License Agreement “SMIC-Spontaneous Micro-expression Database_V1”

By signing this document the user, intended as who will make use of the database, agrees to the following terms.

1. Commercial use

The user may not use the database for any commercial purpose. Commercial purposes include, but are not limited to:

- proving the efficiency of commercial systems,
- testing commercial systems,
- using screenshots of subjects from the database in advertisements,
- selling data from the database,
- broadcasting data from the database.

2. Distribution

The user may not distribute or broadcast the database in any way. Small portions (i.e.: screenshots) may be distributed in publications as long as the publication complies with the terms stated in this License Agreement (LA) (article 4). The user will forward all requests for copies of the database to the database administrators at: lxiaobai@ee.oulu.fi

3. Access

The user may only use the database after this LA has been signed and returned to the Center for Machine Vision Research (CMV). The user must return the signed and dated LA by email, in PDF format to:

lxiaobai@ee.oulu.fi

Multiple users may sign one LA in order to grant access to a group of researchers. Each request will be given an individual password.

The user may not grant anyone access to the database by giving out their password.

4. Publications

Publications include not only research papers, but also presentations for conferences or educational purposes.

All documents and research papers that report on research that use the “**SMICSpontaneous Micro-expression Database**” should include a citation to:

Tomas Pfister, Xiaobai Li, Guoying Zhao, Matti Pietikainen, "**Recognising spontaneous facial micro-expressions**," *ICCV, pp.1449-1456, 2011 International Conference on Computer Vision, 2011*

The user will send an electronic copy of all papers that reference the database to: lxiaobai@ee.oulu.fi

5. Research

The user may only use the database for scientific research.

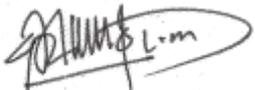
6. Changes

The Center for Machine Vision Research (CMV) is allowed to change this LA at any time; users will be informed about changes beforehand and given the choice to opt out of the new LA. Opting out will render the previous LA void.

7. Warranty

The database comes without any warranty, CMV cannot be held accountable for any damage (physical, financial or otherwise) caused by the use of the database. CMV will try to prevent any damage by keeping the database virus free.

If you read and agree with this LA, please sign here:

Name: Niyalatul Muna	Title: Bachelor of Computer Science
Affiliation: Institute Technology Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya, Indonesia	
Address Street Raya ITS, Keputih, Sukolilo, Surabaya, Indonesia	
Signature 	Date 10 ugust 2016

Lampiran 3: Tabel Pelabelan Dataset CASME II

Sub	Filename	Onset	Apex	Offset	AU	Emotion
01	EP02_01f	46	59	86	12	happiness
01	EP03_02	131	139	161	18	others
01	EP04_02	21	54	76	4	others
01	EP04_03	31	41	56	4	others
01	EP04_04	23	49	66	4	others
01	EP19_01	26	49	66	4	others
01	EP19_03f	81	96	161	4	others
01	EP19_05f	396	416	446	4+L10	disgust
01	EP19_06f	36	71	161	4+5+L10	disgust
02	EP01_11f	46	91	96	15	repression
02	EP02_04f	31	79	141	12+15	repression
02	EP03_02f	16	81	136	15	repression
02	EP06_01f	56	121	155	14	repression
02	EP06_02f	36	64	111	14	repression
02	EP08_04	16	69	106	14	others
02	EP09_01	26	56	125	1+12	happiness
02	EP09_06f	11	49	151	4	others
02	EP09_10	26	36	66	17	others
02	EP11_01	16	69	106	1+L2	surprise
02	EP13_04	21	51	76	1	surprise
02	EP14_01	81	114	126	1+L2	surprise
02	EP15_04	26	66	96	17	others
03	EP01_2	51	69	91	1	surprise
03	EP07_03	16	46	76	4	others
03	EP07_04	21	81	106	4+L10	disgust
03	EP08_1	11	44	91	4	others
03	EP09_03	61	76	121	4+9	disgust
03	EP18_06	26	81	126	4+7	disgust
03	EP19_08	101	121	141	4+7+9	disgust
04	EP12_01f	261	/	321	4+7	disgust

04	EP12_02f	356	387	406	4+L9+14	disgust
04	EP13_02f	51	81	111	4	others
04	EP13_06f	71	108	161	4+6+7	disgust
04	EP19_01f	191	209	226	4	others
05	EP02_07	36	66	101	1+2	surprise
05	EP03_01	41	81	101	14	happiness
05	EP03_06	33	66	83	1	surprise
05	EP03_07	41	64	83	4	others
05	EP04_05	16	44	66	1	surprise
05	EP04_06	6	49	91	L2+12	surprise
05	EP05_03	51	71	141	?	others
05	EP05_09	49	94	136	15	others
05	EP06_10	85	116	136	4	others
05	EP07_01	49	66	106	?	others
05	EP08_05	6	39	71	4	others
05	EP09_05f	69	69	123	R2+15	disgust
05	EP12_03f	11	36	61	25	surprise
05	EP12_06	46	76	121	17	others
05	EP13_04f	36	69	111	?	others
05	EP13_06	16	46	76	4	others
05	EP16_03f	39	81	138	4	others
05	EP16_04f	141	181	181	4	others
05	EP19_03	6	29	58	4	others
06	EP01_01	81	111	136	L14+L15	happiness
06	EP02_31	99	131	148	L2+26+38	surprise
06	EP10_08	116	139	161	4	others
06	EP15_02	56	79	106	R1+R2	surprise
06	EP16_05	94	114	151	L10	disgust
07	EP01_01	79	109	156	4+R10	disgust
07	EP03_04	11	49	76	R4	others
07	EP06_01	15	49	68	4+38	others
07	EP06_02_01	11	66	91	4+R10	disgust
07	EP06_02_02	36	81	91	4+R10	disgust

07	EP08_02	141	174	191	R4+R10	disgust
07	EP15_01	36	64	91	R10	disgust
07	EP18_01	6	24	51	R14	others
07	EP18_03	11	54	96	7	others
08	EP12_07f	26	74	118	4	others
08	EP12_08f	71	106	170	4	others
08	EP13_01f	49	86	126	15+17	repression
09	EP02_01f	21	74	91	L12	happiness
09	EP05_02	66	119	196	4+7	others
09	EP05_03	91	116	156	4+7	others
09	EP05_05	46	84	96	L12	happiness
09	EP06_01f	66	144	186	15	repression
09	EP06_02f	36	101	131	12+15	happiness
09	EP09_04	26	71	146	15+17	repression
09	EP09_05	26	81	111	15	repression
09	EP09f	26	64	86	15	happiness
09	EP13_01	31	74	121	17	repression
09	EP13_02	71	96	131	20	fear
09	EP15_05	56	91	111	L12	happiness
09	EP17_08	6	41	76	17	repression
09	EP18_03	11	39	81	4+7	others
10	EP06_01f	11	54	101	4	others
10	EP08_01f	76	114	141	4	others
10	EP10_01f	111	136	171	4	others
10	EP11_01	31	64	101	4	others
10	EP11_01f	36	64	91	4	others
10	EP12_02f	26	54	86	4	others
10	EP12_03f	26	81	111	4	others
10	EP12_04	61	101	146	4	others
10	EP13_01	11	59	76	L16	fear
10	EP13_02f	41	109	131	4	others
10	EP13_03f	11	46	76	4	others
10	EP16_02f	21	64	110	4	others

10	EP18_01f	11	44	73	4	others
10	EP19_04f	81	84	126	4	others
11	EP02_06f	71	96	116	4+L14	others
11	EP08_01f	96	121	146	4	disgust
11	EP12_03f	91	141	185	4	others
11	EP13_02f	51	111	141	4+9	disgust
11	EP13_03f	6	49	81	4	disgust
11	EP13_05f	16	61	111	4+9	disgust
11	EP15_01f	56	89	111	4	others
11	EP15_04f	61	76	96	R14	others
11	EP18_03f	56	106	131	4	others
11	EP19_03f	11	94	151	4	others
12	EP01_02	31	99	106	4+10	disgust
12	EP02_05	41	61	140	1+2	surprise
12	EP03_02	26	59	91	14	others
12	EP03_04	60	129	156	6+12	happiness
12	EP04_16	36	56	135	4	disgust
12	EP06_06	36	76	111	1+2	surprise
12	EP08_01	46	81	106	1+2	surprise
12	EP08_03	76	114	156	1+2	surprise
12	EP08_07	111	134	186	R6+R12	happiness
12	EP09_02	16	59	101	4+7	disgust
12	EP09_06	66	111	111	4+7	disgust
12	EP16_02	136	189	226	4+5+7+9	disgust
13	EP01_01	76	111	131	4	others
13	EP01_02	76	101	116	14	others
13	EP02_02	11	34	68	14	others
13	EP02_03	26	59	66	14	others
13	EP03_01	31	86	111	12	happiness
13	EP08_01	54	81	106	4	others
13	EP09_10	51	76	126	6+12	happiness
13	EP12_01	6	41	61	4	others
14	EP04_04f	11	44	86	14	others

14	EP09_03	6	29	41	14	happiness
14	EP09_04	21	71	106	14	happiness
14	EP09_06	11	59	91	6+12	happiness
15	EP03_02	16	49	76	L12	happiness
15	EP04_02	21	46	111	1+R2+25	surprise
15	EP08_02	21	54	78	4+7	disgust
16	EP01_05	66	106	156	4+R12	happiness
16	EP01_08	73	94	110	17	repression
16	EP01_09f	51	76	163	4+12	others
16	EP04_02f	181	269	271	R12	happiness
17	EP01_06	81	86	121	12	happiness
17	EP01_13	76	134	166	2	surprise
17	EP01_15	86	101	126	12	happiness
17	EP02_01	91	119	136	4+6+7+9	disgust
17	EP02_03	81	109	131	4+7	disgust
17	EP02_11	161	181	210	4+9+17	disgust
17	EP02_18f	91	134	181	17	repression
17	EP03_02	118	139	161	4+7	disgust
17	EP03_09	96	132	161	6+12	happiness
17	EP05_02	25	91	121	12	happiness
17	EP05_03	21	56	101	12+L14	happiness
17	EP05_03f	11	59	76	17	repression
17	EP05_04	6	39	71	17	repression
17	EP05_09	121	144	196	17	repression
17	EP05_10	111	129	151	17	repression
17	EP06_04	71	91	161	4+7	disgust
17	EP06_07	216	225	246	L12	happiness
17	EP06_08	156	194	231	17	repression
17	EP07_01	21	71	115	4+7	disgust
17	EP08_02	21	66	88	4+7	disgust
17	EP08_03	51	69	84	4	others
17	EP10_06	104	121	161	17	repression
17	EP11_01	9	31	53	4+7	disgust

17	EP11_02	36	81	121	4+7	disgust
17	EP12_03	131	156	184	17	repression
17	EP13_01	146	164	191	4	others
17	EP13_03	51	79	136	4+7	disgust
17	EP13_04	86	104	121	4+7	disgust
17	EP13_06	86	109	131	4+7	disgust
17	EP13_09	6	46	101	L12	happiness
17	EP15_01	81	104	111	1	sadness
17	EP15_03	319	338	356	1	sadness
17	EP15_04	109	131	185	17	repression
17	EP15_05	21	49	66	R14	others
17	EP16_01f	8	29	71	4+7+9	disgust
17	EP18_07	36	69	103	4+7+9	disgust
18	EP08_01	111	139	147	4	others
18	EP18_01	66	91	126	4	others
18	EP19_01	95	121	140	4	others
19	EP01_01f	121	189	220	12	happiness
19	EP01_02f	36	61	127	6+12	happiness
19	EP02_01	91	119	151	L1+L2	surprise
19	EP06_01f	146	174	201	L1+L2	surprise
19	EP06_02f	211	264	291	6+7+12	others
19	EP08_02	76	119	155	6+7+12	happiness
19	EP11_01f	61	81	116	?	others
19	EP11_04f	76	96	131	L2+14	surprise
19	EP13_01	71	104	156	4+7+6	disgust
19	EP15_03f	51	81	101	12	others
19	EP16_01	86	109	136	4+9+10	disgust
19	EP16_02	61	79	101	4+9+10	disgust
19	EP19_01	66	86	101	4	others
19	EP19_02	106	129	151	L1+L2	surprise
19	EP19_03	61	91	116	L1+L2	surprise
19	EP19_04	46	69	86	L1	sadness
20	EP01_03	76	101	126	L4	disgust

20	EP03_02	45	74	111	14	others
20	EP06_03	31	49	61	4	disgust
20	EP07_04	96	116	151	4	others
20	EP10_02	131	166	216	14	others
20	EP12_01	41	104	106	14	others
20	EP13_02	71	109	121	4	others
20	EP15_03f	86	129	181	4	others
20	EP16_01	71	111	111	4	others
20	EP16_04	81	106	121	14	others
20	EP18_03	48	90	126	4	others
21	EP01_07	6	21	36	4	others
21	EP05_02	111	141	206	12+14+17	repression
22	EP01_12	50	119	146	15+17	repression
22	EP13_08	151	216	256	15+17	repression
23	EP02_01	36	86	130	6+12+17	happiness
23	EP03_14f	51	91	111	4+R10	disgust
23	EP04_03f	16	91	115	14+15	repression
23	EP05_24f	106	141	171	4+15+17	repression
23	EP05_25f	51	86	131	4+7+10	disgust
23	EP07_01	36	64	96	4	others
23	EP12_02f	46	84	130	4+7+10	disgust
23	EP12_03	86	129	161	4+10	disgust
23	EP13_03	36	56	91	4	others
23	EP13_04	21	41	86	17	repression
23	EP13_07f	56	64	126	4	others
23	EP17_01	81	114	146	4	others
24	EP01_08	33	69	131	L7+L10	disgust
24	EP02_02f	71	94	106	4+7	disgust
24	EP07_01	24	41	66	1	sadness
24	EP07_04f	4	24	41	1	sadness
24	EP08_02	121	156	181	4	others
24	EP10_01f	131	149	154	4	others
24	EP10_02	101	121	136	4	others

24	EP10_03	334	356	376	1	sadness
24	EP12_01	81	99	121	L6+L7	others
24	EP18_03	53	76	88	L1+L2	surprise
25	EP03_01	56	81	116	24	others
25	EP03_02	51	101	134	24	others
25	EP09_02	76	101	111	4+7	disgust
25	EP10_01	101	129	176	4+7	disgust
25	EP10_10	61	91	158	R2	surprise
25	EP12_01	131	151	186	R2	surprise
25	EP18_04f	76	116	116	4+7	disgust
26	EP03_10	116	149	201	R12	happiness
26	EP07_28	31	51	71	14	others
26	EP07_37	92	119	190	14	others
26	EP08_04	31	79	89	4+7+12	others
26	EP09_04	31	56	91	4+7	disgust
26	EP09_09	46	76	101	4	disgust
26	EP13_01	4	29	61	?	others
26	EP13_02	32	54	116	R12	happiness
26	EP13_11	20	59	101	4+9	disgust
26	EP15_01	42	61	81	1+4	sadness
26	EP16_01	26	54	76	4	disgust
26	EP18_44	11	36	71	4	disgust
26	EP18_46	31	46	101	17	others
26	EP18_47	6	49	86	4	disgust
26	EP18_49	16	54	80	4	disgust
26	EP18_50	78	99	161	4	disgust
26	EP18_51	21	64	81	4	disgust

Lampiran 4: Tabel Pelabelan Dataset SMIC - HS

Subject	Filename	OnsetF	OffsetF	Emotion
20	s20_ne_01	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_02	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_03	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_04	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_05	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_06	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_07	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_08	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_09	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_10	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_11	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_12	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_13	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_ne_14	1.8E+07	1.8E+07	negative
20	s20_po_01	1.8E+07	1.8E+07	positive
20	s20_po_02	1.8E+07	1.8E+07	positive
20	s20_po_03	1.8E+07	1.8E+07	positive
20	s20_sur_01	1.8E+07	1.8E+07	surprise
20	s20_sur_02	1.8E+07	1.8E+07	surprise
20	s20_sur_03	1.8E+07	1.8E+07	surprise
20	s20_sur_04	1.8E+07	1.8E+07	surprise
20	s20_sur_05	1.8E+07	1.8E+07	surprise
14	s14_ne_01	34208	34207	negative
14	s14_ne_02	37634	37633	negative
14	s14_ne_03	199541	199540	negative
14	s14_po_01	212541	212540	positive
14	s14_po_02	285183	285182	positive
14	s14_sur_01	81902	81901	surprise
14	s14_sur_02	86607	86606	surprise
14	s14_sur_03	106337	106336	surprise
14	s14_sur_04	233391	233390	surprise

14	s14_sur_05	278976	278975	surprise
18	s18_ne_01	1644341	1644340	negative
18	s18_ne_02	1760613	1760612	negative
18	s18_sur_01	1642685	1642684	surprise
18	s18_sur_02	1692902	1692901	surprise
18	s18_sur_03	1695782	1695781	negative
18	s18_sur_04	1712971	1712970	surprise
18	s18_sur_05	1859405	1859404	surprise
19	s19_po_01	3.3E+07	3.3E+07	positive
19	s19_sur_01	3.2E+07	3.2E+07	surprise
13	s13_po_01	90884	90883	positive
13	s13_po_02	92721	92720	positive
13	s13_po_03	93081	93080	positive
13	s13_po_04	93850	93849	positive
13	s13_po_05	94312	94311	positive
13	s13_po_06	103371	103370	positive
13	s13_po_07	109647	109646	positive
13	s13_po_08	110314	110313	positive
13	s13_po_09	141444	141443	positive
13	s13_po_10	143012	143011	positive
12	s12_po_01	8463663	8463662	positive
12	s12_po_02	8468220	8468219	positive
12	s12_po_03	8473248	8473247	positive
12	s12_po_04	8556703	8556702	positive
12	s12_po_05	8557042	8557041	positive
12	s12_po_06	8559942	8559941	positive
12	s12_po_07	8596344	8596343	positive
12	s12_po_08	8641010	8641009	positive
12	s12_sur_01	8394314	8394313	surprise
11	s11_ne_01	425358	425357	negative
11	s11_ne_02	514569	514568	negative
11	s11_ne_03	559504	559503	negative
11	s11_po_01	472873	472872	positive

11	s11_po_02	609978	609977	positive
11	s11_po_03	622777	622776	positive
11	s11_sur_01	653392	653391	surprise
15	s15_ne_01	729591	729590	negative
15	s15_po_01	923822	923821	positive
15	s15_sur_01	835624	835623	surprise
15	s15_sur_02	925646	925645	surprise
1	s1_ne_01	559740	559739	negative
1	s1_ne_02	563854	563853	negative
1	s1_ne_03	658536	658535	negative
1	s1_po_01	701843	701842	positive
1	s1_po_02	702609	702608	positive
1	s1_sur_01	549990	549989	surprise
2	s2_po_01	76518	76517	positive
2	s2_sur_01	90868	90867	surprise
2	s2_sur_02	106180	106179	surprise
2	s2_sur_03	112010	112009	surprise
2	s2_sur_04	131313	131312	surprise
2	s2_sur_05	219114	219113	surprise
3	s3_ne_01	257900	257899	negative
3	s3_ne_02	302330	302329	negative
3	s3_ne_03	302370	302369	negative
3	s3_ne_04	303090	303089	negative
3	s3_ne_05	304365	304364	negative
3	s3_ne_06	304979	304978	negative
3	s3_ne_07	307920	307919	negative
3	s3_ne_08	325380	325379	negative
3	s3_ne_09	357430	357429	negative
3	s3_ne_10	358085	358084	negative
3	s3_ne_11	362132	362131	negative
3	s3_ne_12	365106	365105	negative
3	s3_ne_13	388781	388780	negative
3	s3_ne_14	401504	401503	negative

3	s3_ne_15	406314	406313	negative
3	s3_ne_16	409046	409045	negative
3	s3_ne_17	425101	425100	negative
3	s3_ne_18	425330	425329	negative
3	s3_ne_19	425879	425878	negative
3	s3_ne_20	426679	426678	negative
3	s3_ne_21	427607	427606	negative
3	s3_ne_22	443812	443811	negative
3	s3_po_01	272800	272799	positive
3	s3_po_02	291386	291385	positive
3	s3_po_03	293422	293421	positive
3	s3_po_04	294795	294794	positive
3	s3_po_05	304630	304629	positive
3	s3_po_06	379734	379733	positive
3	s3_po_07	387920	387919	positive
3	s3_po_08	402194	402193	positive
3	s3_po_09	402936	402935	positive
3	s3_po_10	442880	442879	positive
3	s3_po_11	443304	443303	positive
3	s3_sur_01	308860	308859	surprise
3	s3_sur_02	397654	397653	surprise
3	s3_sur_03	399885	399884	surprise
3	s3_sur_04	401806	401805	surprise
3	s3_sur_05	402300	402299	surprise
3	s3_sur_06	403395	403394	surprise
4	s4_ne_01	104317	104316	negative
4	s4_ne_02	147350	147349	negative
4	s4_ne_03	148798	148797	negative
4	s4_ne_04	219199	219198	negative
4	s4_ne_05	219343	219342	negative
4	s4_ne_06	219413	219412	negative
4	s4_ne_07	229561	229560	negative
4	s4_ne_08	230055	230054	negative

4	s4_ne_09	232225	232224	negative
4	s4_ne_10	244824	244823	negative
4	s4_po_01	36219	36218	positive
4	s4_po_02	82525	82524	positive
4	s4_po_03	166242	166241	positive
4	s4_po_04	191963	191962	positive
4	s4_sur_01	62922	62921	surprise
4	s4_sur_02	69757	69756	surprise
4	s4_sur_03	85893	85892	surprise
4	s4_sur_04	89333	89332	surprise
4	s4_sur_05	196085	196084	surprise
5	s5_ne_01	1038175	1038174	negative
5	s5_sur_01	888353	888352	surprise
6	s6_ne_01	397681	397680	negative
6	s6_ne_02	431016	431015	negative
6	s6_sur_01	377459	377458	surprise
6	s6_sur_02	465510	465509	surprise
8	s8_ne_01	252626	252625	negative
8	s8_ne_02	253559	253558	negative
8	s8_ne_03	253737	253736	negative
8	s8_ne_04	268321	268320	negative
8	s8_ne_05	392225	392224	negative
8	s8_ne_06	389675	389674	negative
8	s8_ne_07	394020	394019	negative
8	s8_ne_08	399100	399099	negative
8	s8_ne_09	416956	416955	negative
8	s8_po_01	305253	305252	positive
8	s8_po_02	332684	332683	positive
8	s8_po_03	405004	405003	positive
9	s9_po_01	72643	72642	positive
9	s9_sur_01	61206	61205	surprise
9	s9_sur_02	61250	61249	surprise
9	s9_sur_03	91099	91098	surprise

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIOGRAFI PENULIS



Niyalatul Muna lahir di Pontianak pada 6 Desember 1990. Pontianak adalah Ibukota Provinsi Kalimantan Barat yang dikenal sebagai kota Khatulistiwa. Anak ke-4 dari 5 bersaudara, Ayahnya bernama H. Asy'ari, S.Ag (Alm) dan ibunya bernama Dr. Hj. Lailiah Muhtifah, M.Pd. Riwayat pendidikan yang pernah ditempuh dari jenjang Sekolah Dasar hingga sekarang: SD Muhammadiyah 1 Pontianak lulus pada tahun 2003, kemudian melanjutkan di MTs Negeri 2 Pontianak lulus pada tahun 2006, selanjutnya Sekolah Menengah Atas di SMAN 1 Pontianak lulus pada tahun 2009. Setelah lulus, melanjutkan kuliah di Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang. Selama kuliah pernah mendapatkan beasiswa pendidikan dari Kementerian Agama dan Beasiswa dari Supersemar hingga menyelesaikan pendidikan sarjananya pada tahun 2013 dengan gelar Sarjana Komputer (S.Kom). Pada tahun 2015 mendapat beasiswa dari LPDP (Lembaga Pengelola Dana Pendidikan) untuk melanjutkan pendidikan Magister di ITS (Institut Teknologi Sepuluh Nopember) Surabaya.

Penulis bisa dihubungi melalui niyalatul.muna@gmail.com dan niyalatul.muna@ieee.org