



Pengenalan Ekspresi Mikro Wajah Berdasarkan *Point Feature Tracking* Menggunakan Fase *Apex* Pada Database Ekspresi Mikro

Priska Choirina¹⁾, Ulla Delfana Rosiani^{2)✉}, dan Indah Martha Fitriani³⁾

¹ Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Raden Rahmat, Indonesia

² Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang, Indonesia

³ Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Raden Rahmat, Indonesia

Info Artikel

Sejarah Artikel:

Diterima: Mei 2022

Direvisi: Juni 2022

Disetujui: Juni 2022

Keywords:

apex frame, DRMF, ekspresi mikro, fase ekspresi, KLT, micro-expression recognition

Abstrak

Ekspresi mikro merupakan ekspresi wajah yang terjadi secara tidak disengaja untuk menyembunyikan perasaan sebenarnya (*emotional leakage*). Penelitian sebelumnya menggunakan seluruh area wajah dan seluruh *frame* pada dataset video, hal ini menghasilkan waktu komputasi tergolong lama dan terjadinya *redundancy data*. Kontribusi utama penelitian ini menerapkan analisa pengenalan ekspresi mikro menggunakan perbandingan *frame apex* dengan pilihan manual (*handcrafted*) dan secara acak (*random sampling*) dan menerapkan pelacakan titik fitur pada area alis mata dan sudut bibir. *Discriminative Response Map Fitting* (DRMF) sebagai metode yang membentuk titik fitur dan selanjutnya dilakukan pelacakan titik-titik fitur wajah dengan Kanade-Lucas-Tomasi (KLT). Hasil pelacakan titik-titik fitur tersebut menghasilkan data *motion features* sebagai data ekstraksi fitur dan dilakukan analisa perbandingan metode klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan *MLP-Backpropagation* menggunakan dataset CASME II. Hasil eksperimen penelitian ini menunjukkan hasil yang signifikan dengan akurasi sebesar 81,3% pada *MLP-Backpropagation* dan waktu komputasi rata-rata 1,45 detik pada setiap video. Hal ini menunjukkan bahwa informasi pada fase *apex* memberikan informasi yang penting untuk pengenalan ekspresi mikro pada wajah.

Abstract

Micro-expressions are facial expressions that occur inadvertently to hide true feelings (emotional leakage). Previous research used the entire face area and all frames in the video dataset, resulting in a relatively long computation time and redundancy data. The main contribution of this study is to apply micro-expression recognition analysis using the comparison of the apex frame with manual (handcrafted) and random selection (random sampling) and apply feature point tracking to the eyebrows area and the corners of the lips. Discriminative Response Map Fitting (DRMF) is a method for forming feature points and tracking facial feature points using Kanade-Lucas-Tomasi (KLT). The results of tracking these feature points produce motion features data as feature extraction data, and a comparative analysis of classification methods using the Support Vector Machine (SVM) and MLP-Backpropagation using the CASME II dataset is carried out. The experimental results of this study showed significant results with an accuracy of 81.3% on MLP-Backpropagation and an average computation time of 1.45 seconds on each video. This indicates that the information on the apex phase provides essential information for the recognition of facial micro-expressions.

© 2022 Universitas Negeri Semarang

✉ Alamat korespondensi:
Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik
Negeri Malang.
Jl. Soekarno Hatta No.9, Mojolangu, Kec. Lowokwaru, Kota
Malang, Jawa Timur.
E-mail: rosiani@polinema.ac.id

ISSN 2252-6811
E-ISSN 2599-297X

PENDAHULUAN

Ekspresi mikro (*Micro-expression*) merupakan gerakan otot wajah yang tidak disengaja dan terjadi dalam waktu singkat untuk mengungkapkan emosi dalam *high-stake situation* dimana manusia tersebut berusaha untuk menyembunyikan perasaan (*emotional leakage*) yang sebenarnya (*true feelings*) (Ekman & Friesen, 1971). Ekspresi mikro dapat dikategorikan kedalam enam keadaan emosi yaitu bahagia (*happiness*), takut (*fear*), sedih (*sadness*), terkejut (*surprise*), marah (*anger*) dan jijik (*disgust*). Berbeda dari ekspresi makro, secara studi fisiologis (Ekman, 2009) menunjukkan bahwa ekspresi mikro terjadi dalam durasi singkat dan gerakan otot yang sangat halus. Ekspresi mikro bersifat mikro (durasi pendek) dan intensitas gerakan kecil (*subtle*) yang berlangsung 0.04 sampai 0.2 detik dengan area pergerakan hanya di beberapa bagian wajah (Ben et al., 2021; Hashmi et al., 2021; Tran et al., 2021).

Pada kehidupan sehari-hari, tidak mudah untuk mengenali emosi asli yang ditunjukkan oleh seseorang. Salah satu implementasi ekspresi mikro, melakukan analisa ekspresi untuk mendeteksi penipuan (Ekman, 2009), dan memiliki beberapa pengaplikasian yang potensial dalam bidang-bidang seperti kepolisian untuk deteksi kebohongan (Jordan et al., 2019; O'Sullivan et al., 2009). Dengan demikian, mengenali ekspresi mikro dapat bermanfaat untuk membantu pekerjaan para ahli dalam mengidentifikasi ekspresi mikro dengan baik. Tujuan penelitian ini adalah memberikan informasi secara cepat dan akurat dalam mengidentifikasi perubahan emosi yang disembunyikan dengan memanfaatkan perbandingan fase dalam ekspresi.

Ekspresi mikro adalah gerakan wajah secara dinamis berurutan dengan fase sebagai berikut : *neutral-onset-apex-offset-neutral* (He et al., 2021). Dimulai dalam keadaan *neutral*, kondisi *onset* menunjukkan awal dari ekspresi mikro dimana otot-otot wajah mulai mengalami kontraksi, sedangkan *offset* adalah kondisi akhir ekspresi dimana intensitas otot berkurang sampai ke posisi semula (Yao et al., 2018). Ekman seorang ahli ekspresi menyatakan bahwa "*frame* yang telah diekstraksi pada suatu titik ketika ekspresi berada di puncaknya dapat dengan mudah dianalisa sebagai pesan emosi". Dengan kata lain, *frame* memberikan kontribusi informasi utama untuk pengenalan ekspresi mikro pada wajah.

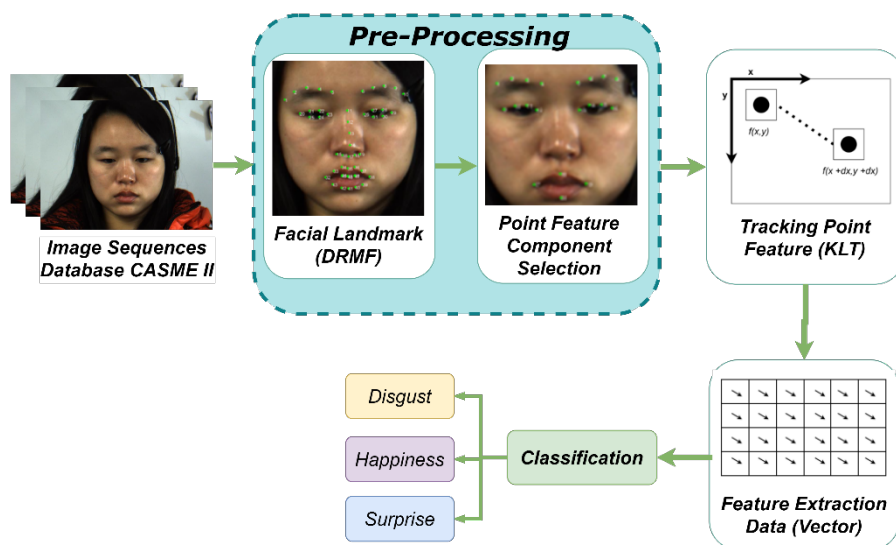
Penelitian sebelumnya oleh Liong dkk (Liong et al., 2018) melakukan ekstraksi fitur dari *frame onset*, dan *offset* dengan perbandingan secara

manual dan acak. Tujuan penelitiannya untuk meningkatkan kinerja pengenalan ekspresi mikro. Beberapa kombinasi *frame* yang dianalisa antara lain *random&onset* dan *apex&onset*. Selanjutnya proses ekstraksi fitur menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP), *Histogram of Oriented Optical Flow* (HOOF) dan *Bi-Weighted Oriented Optical Flow* (Bi-WOOF) pada masing masing kombinasi *frame*. Hasil dari penelitiannya menunjukkan bahwa kombinasi *apex frame&onset* dengan Bi-WOOF memberikan akurasi 61% pada CASME II dengan klasifikasi SVM-LOSOCV. Komputasi waktu yang dihasilkan dari penelitian tersebut untuk memproses dua *frame* tersebut menunjukkan rata-rata durasi 3.9499 detik pada MATLAB dengan prosesor Intel Core i7-4770 CPU 3.4Ghz. Waktu tersebut tergolong lama, karena memproses piksel seluruh area wajah dalam satu waktu.

Penempatan fitur titik wajah yang akurat pada komponen wajah memainkan peran penting dalam pengambilan data dalam pengenalan ekspresi mikro. Penelitian (Yan et al., 2014) menyatakan bahwa dua bagian wajah yang paling ekspresif terletak di daerah alis dan mulut. Penelitian lain, (Ringeval et al., 2015) menganalisis fitur wajah dengan membagi *landmark* menjadi 3 kelompok, yaitu mata kiri + alis, mata kanan + alis dan mulut. Keuntungan ekstraksi fitur sebagian area daripada keseluruhan wajah adalah: 1) mengurangi area wajah yang kurang relevan dengan ekspresi, 2) pengurangan waktu eksekusi proses, karena area yang diproses akan lebih sedikit.

Berdasarkan penelitian (Yan et al., 2014) dan (Ringeval et al., 2015), pada penelitian ini menggabungkan komponen wajah area alis, mata dan mulut sebagai area yang akan diidentifikasi pergerakannya. Penelitian Ringeval dan Yan yang menggunakan *Regions of Interest* (RoIs) seluruh komponen area, sehingga area pencocokan akan lebih luas. Pada penelitian ini memanfaatkan hanya beberapa bagian kecil dengan penanda titik-titik yang menonjol dan dianggap dapat mewakili pergerakan dari setiap otot wajah. Pembentukan setiap titik-titik yang mewakili komponen wajah yang menonjol menggunakan salah satu metode deteksi *landmark* wajah yaitu DRMF.

Penelitian sebelumnya (Choirina & Rosiani, 2020) yang telah dilakukan oleh peneliti yaitu menganalisa gerakan untuk pelacakan titik fitur pada area alis, mata dan sudut mulut dengan menggunakan metode Kanade-Lucas-Tomasi (KLT). Penelitian tersebut melacak seluruh titik-titik yang telah ditentukan mulai dari *frame* pada fase *neutral* sampai kembali ke fase *neutral*. Dengan data sampel berjumlah 6 video dan total 1606 *frame image* memberikan hasil seluruh titik terlacak



Gambar 1. *Framework* sistem pengenalan ekspresi mikro wajah berdasarkan *point feature tracking* menggunakan fase *apex* pada database ekspresi mikro

sesuai dengan lokasinya dengan prosentase sebesar 100%.

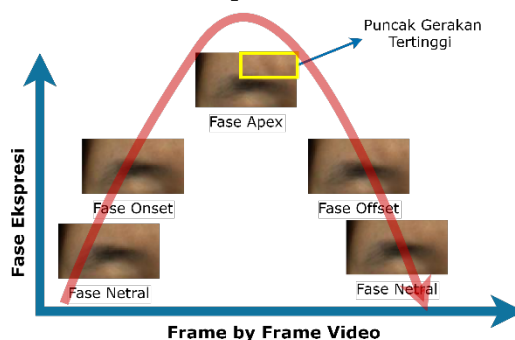
Penelitian ini merupakan penelitian lanjutan dari (Choirina & Rosiani, 2020) yang mengusulkan pendekatan pengenalan ekspresi mikro menggunakan perbandingan fase *apex* dengan fase *neutral* pada deretan *frame database* video CASME II. Dengan hanya menggunakan informasi gerakan yang kuat (fase *apex*), diharapkan informasi yang dihasilkan sesuai dan mengurangi *redundancy data* pada proses ekstraksi fitur. Informasi *apex frame* pada penelitian ini menggunakan data informasi fase yang telah terlampir pada file CASME II. Hal ini bertujuan untuk memvalidasi metode yang diusulkan mampu untuk memberikan informasi kelas yang sesuai dengan kelas ekspresi sesuai CASME II.

Penelitian ini menggunakan metode pelacakan titik fitur Kanade-Lucas-Tomasi (KLT). Tujuan utama penelitian ini adalah analisa sistem pengenalan ekspresi mikro menggunakan *apex frame* sebagai data ekstraksi fitur. Sedangkan pada komponen fitur pada wajah hanya dipilih pada area tertentu yaitu area alis, mata dan sudut mulut (Asmara et al., 2019; Choirina & Rosiani, 2020). Area wajah tersebut dilakukan penandaan titik dengan menggunakan metode *Discriminative Response Map Fitting* (DRMF). Uji coba menggunakan database ekspresi mikro CASME II yang terdiri dari 3 kelas ekspresi yaitu *disgust*, *happiness*, dan *surprise*.

METODE PENELITIAN

Ekspresi mikro memiliki 5 fase diilustrasikan pada Gambar 2. Komponen wajah yang digunakan untuk sampel pada Gambar 2

yaitu komponen area alis kiri. Dengan penglihatan mata manusia biasa, pergerakan dari fase *neutral* hingga *onset* menunjukkan tidak ada perubahan pada otot wajah bagian alis kiri. Hingga pada fase *onset* ke fase *apex*, terlihat pergerakan yang terlihat pada alis yang menandakan adanya reaksi ekspresi yang dihasilkan. Selanjutnya, dari fase *apex* menuju ke fase *offset* pergerakan dari otot wajah bagian alis kiri bergerak menuju posisi semula, hingga akhirnya kembali pada posisi awal yang menandakan fase ekspresi kembali ke *neutral*.



Gambar 2. Fase ekspresi mikro pada CASME II subjek 07_EP06_02_01 - *disgust*

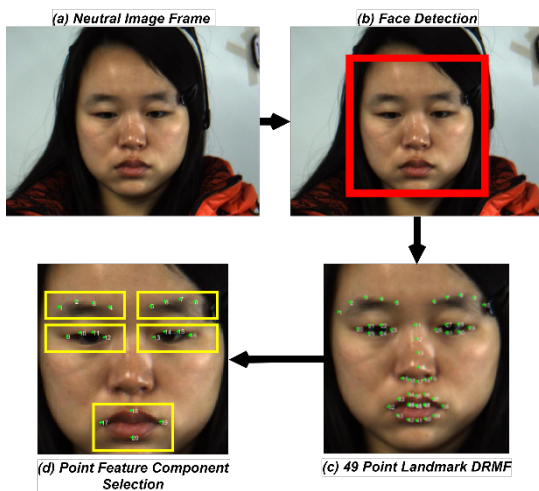
Dari penjelasan sebelumnya, terlihat mudah untuk membedakan fase ekspresi jika *frame image* yang digunakan untuk perbandingan adalah *frame* yang sesuai dengan fase-fase tersebut. Pada kenyataannya, dalam database ekspresi CASME II berbentuk sebuah video yang berisi deretan *frame* yang berurutan yang menimbulkan pergerakan yang sangat kecil antara *current frame* dengan *reference frame*

sehingga menimbulkan kurang jelasnya informasi yang dihasilkan pada saat melakukan proses ekstraksi fitur.

Untuk mengatasi hal itu pada penelitian ini, *frame image* yang digunakan hanya fase *neutral* dan fase *apex*. Dengan perbandingan kedua *frame image* tersebut, diharapkan gerakan otot pada setiap komponen wajah dapat diidentifikasi oleh metode pelacakan KLT dengan mudah. Selain itu dengan hanya menggunakan dua *frame* yang penting dapat mengurangi data yang bersifat redundan, mengingat gerakan ekspresi mikro memiliki karakteristik yang cepat dengan gerakan yang kecil. Kerangka kerja penelitian ini dijelaskan pada Gambar 1.

A. *Pre-processing*

Facial landmark detection menggunakan metode DRMF yang menghasilkan 49 titik-titik tersebar pada seluruh komponen wajah, diilustrasikan pada Gambar 4. DRMF merupakan pendekatan berbasis regresi diskriminatif baru dalam *framework* CLM. Metode ini menunjukkan kinerja yang bagus dalam kondisi *landmark* wajah secara umum dan sangat cocok untuk menangani background objek yang dinamis, oklusi dalam jumlah yang besar, serta kondisi *illumination*. Metode ini memiliki waktu komputasi yang lebih rendah pada kondisi *real-time* (Asthana et al., 2013).

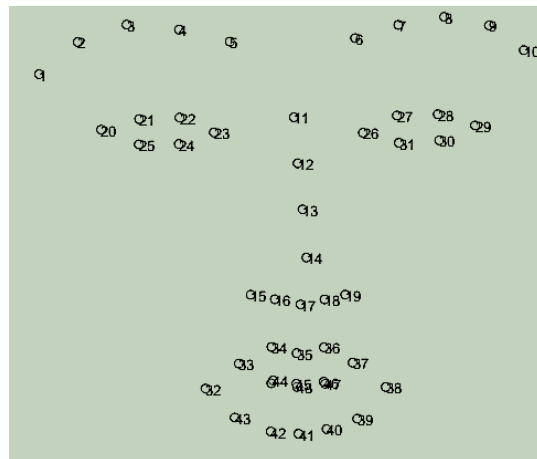


Gambar 3. Tahapan Pembentukan Titik-Titik Pada Komponen Wajah

Pada Gambar 3 merupakan tahapan pra-pemrosesan yang meliputi: a) *frame image* pada fase *neutral* pada database video CASME II, b) deteksi wajah menggunakan *viola-jones*, c) penentuan titik-titik seluruh komponen wajah dengan metode DRMF, dan d) menentukan titik fitur area yang diperlukan untuk proses selanjutnya. Seluruh

tahapan pada *pre-processing* hanya menggunakan *frame image* dari fase *neutral*, dalam hal ini seluruh data titik-titik fitur yang digunakan merupakan acuan untuk pelacakan pada proses selanjutnya.

Metode deteksi wajah untuk memisahkan antara bagian objek wajah dengan *foreground* pada *image* menggunakan metode *viola-jones*. Metode ini menghasilkan data area wajah (RoI) yang tepat (Rosiani et al., 2018). Setelah RoI wajah ditemukan, selanjutnya untuk menemukan setiap komponen area wajah menggunakan metode *facial landmark* yaitu DRMF. Dari 49 titik fitur yang tersebar (lihat Gambar 3 (c)), pemilihan area-area fitur yang diperlukan yaitu: alis kanan, alis kiri, kelopak mata kanan, kelopak mata kiri, dan sudut mulut. Penentuan titik wajah menggunakan acuan urutan titik pada Tabel 1. Komponen area alis kiri, menggunakan titik ke 2 sampai 5 yang dapat diartikan bahwa pada alis kiri memiliki 4 titik yang akan dilakukan proses pelacakan.



Gambar 4. Hasil 49 *landmark* DRMF

Tabel 1. Titik-titik Fitur Komponen Area Wajah (Asmara et al., 2019)

No	Fitur Wajah	Titik Ke-	Jumlah Titik
1	Alis Kiri	2-5	4
2	Alis Kanan	7-10	4
3	Mata Kiri	20-23	4
4	Mata Kanan	26-29	4
5	Sudut Mulut	32,35, 38 dan 41	4
		Jumlah	20

B. *Tracking Point Feature* (KLT)

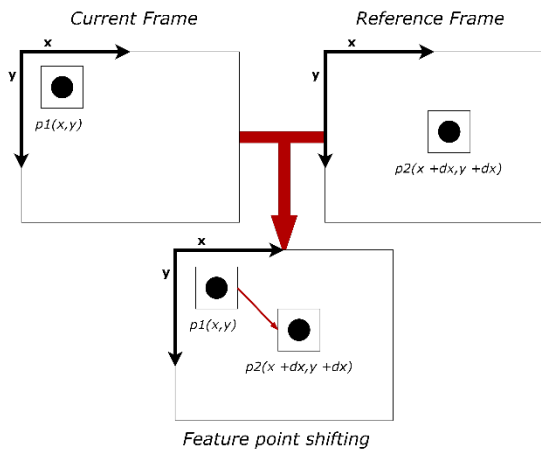
Salah satu keunggulan dari metode pelacakan KLT adalah pendeteksian yang dihasilkan mampu mendeteksi titik-titik fitur yang memiliki sifat tekstur yang baik (*good feature to track*) (Jianbo Shi & Tomasi, 1994). Penentuan titik fitur yang baik dengan tekstur yang menonjol

Tabel 2. Perhitungan Data Ekstraksi *Motion Features* Hasil Pelacakan KLT Video Disgust-07_EP06_02_01

Fitur	Fitur Ke	Koordinat <i>Frame Neutral</i>		Koordinat <i>Apex frame</i>		Komponen Vektor (<i>Motion Features</i>)			
		<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>RX</i>	<i>RY</i>	$ \overline{PQ} $	$O(x,y)$
Alis Kiri	1	70	106	71	108	1	-2	2.24	297
	2	95	97	97	99	2	-2	2.83	315
	3	121	100	121	99	0	1	1.00	90
	4	147	106	152	109	5	-3	5.83	329
Alis Kanan	5	211	104	211	105	0	-1	1.00	270
	6	233	97	233	99	0	-2	2.00	270
	7	256	93	257	94	1	-1	1.41	315
Mata Kiri	8	279	97	279	98	0	-1	1.00	270
	9	82	151	83	152	1	-1	1.41	315
	10	101	146	102	147	1	-1	1.41	315
Mata Kanan	11	122	145	121	146	-1	-1	1.41	225
	12	139	152	139	153	0	-1	1.00	270
	13	215	153	215	153	0	0	0.00	0
	14	232	144	233	144	1	0	1.00	0
Mulut	15	253	143	253	144	0	-1	1.00	270
	16	272	149	272	149	0	0	0.00	0
	17	135	284	135	284	0	0	0.00	0
	18	181	266	181	266	0	0	0.00	0
	19	227	283	227	283	0	0	0.00	0
	20	182	307	181	307	-1	0	1.00	180

dapat diatasi pada tahapan penentuan titik-titik fitur komponen area dengan DRMF.

sesuai dengan titik perpindahan pada *reference frame* (*image frame* fase *apex*).



Gambar 5. Ilustrasi gerakan titik pada *current frame* (*frame* pertama) dan *reference frame* (*frame* pembanding)

Secara garis besar, pelacakan titik-titik dengan KLT melalui proses perhitungan perpindahan titik yang terlacak dari *current frame* dan *reference frame* (Asmara et al., 2019; Yongyong et al., 2020), ilustrasi dapat dilihat pada Gambar 5. Metode ini dapat melacak gerakan pada area wajah dalam dua tahapan sederhana: a) menemukan titik-titik fitur yang telah diinisiasi sebelumnya pada *current frame* dalam hal ini dapat diartikan *frame* image fase *neutral*, b) selanjutnya titik-titik tersebut dilacak

Tahapan alur kerja pada KLT: 1) melakukan inisiasi titik-titik fitur yang akan dilakukan pelacakan, 2) perpindahan titik-titik fitur pada *reference frame* dilakukan perhitungan proses minimal kesalahan dengan fitur perpindahannya, 3) fitur diklasifikasikan dalam 2 bagian yaitu *foreground features* dan *background features* 4) hasil total perpindahan target dihitung dengan perpindahan yang berubah diperoleh untuk setiap fitur titik *foreground point features*, bobot bergantung pada jarak setiap titik terhadap pusat. Setiap koordinat dari titik-titik perubahan setiap *frame* disimpan untuk dilakukan proses ekstraksi fitur (*feature extraction*).

C. Feature Extraction

Setelah data dari pelacakan titik-titik fitur pada Tabel 1 diseluruh *frame* dilakukan, proses selanjutnya adalah ekstraksi fitur. Fitur yang akan diekstraksi dari tahapan pelacakan adalah, mengekstraksi karakteristik *motion features* (Lu et al., 2018) dari perubahan lokasi setiap perpindahan titik (lihat Gambar 5). *Motion features* terdiri dari empat komponen yaitu kooordinat X, koordinat Y, *magnitude* ($|\overline{PQ}|$) dan *orientation* ($O_{x,y}$). komponen *motion feature* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$RX = (x_{p,f} - x_{p,f-1}) \tag{1}$$

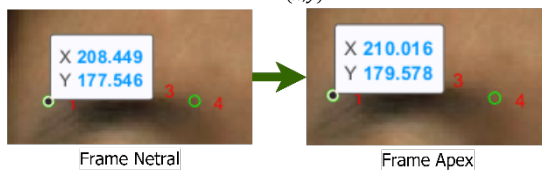
$$RY = (y_{p,f} - y_{p,f-1}) \tag{2}$$

dimana $x_{p,f}$ dan $y_{p,f}$ variabel untuk titik RX dan RY pada *reference frame* dan $x_{p,f-1}$ dan $y_{p,f-1}$ menandakan *current frame*. Persamaan 1 dan Persamaan 2 menghasilkan nilai fitur selisih (perpindahan) untuk setiap titik yang dilacak. Terdapat 20 fitur pada setiap *frame*, sehingga dimensi vektor berjumlah 20 data. Perpindahan titik pada setiap *frame* tersebut, menghasilkan vektor yang memiliki komponen besaran (*magnitude*) dan orientasi (*tetha*). Persamaan 3 merupakan rumus untuk menghitung *magnitude* dari kedua *frame*.

$$|\overrightarrow{PQ}| = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (3)$$

dimana simbol *magnitude* didefinisikan $|\overrightarrow{PQ}|$. Jika koordinat titik awal dan akhir pada vektor telah diketahui, maka perhitungan jarak dapat menjadi acuan untuk mencari *magnitude*. Arah (*orientation*) vektor merupakan besar sudut yang dibentuk terhadap garis horizontal. Persamaan 4 menjelaskan tentang formula dari *orientation*.

$$O(x, y) = \tan^{-1} \frac{i(x,y)}{j(x,y)} \quad (4)$$



Gambar 6. Koordinat perpindahan area alis kiri antara *frame neutral* dengan *apex frame* pada video *disgust-07_EP06_02_01*

Pada Gambar 6 terdapat informasi koordinat pada titik ke 1 di area alis kiri yang memiliki dua bagian yaitu *frame neutral* (*current frame*) dan *apex frame* (*reference frame*). Pada *current frame*, posisi titik ke 1 berada di koordinat $(x, y) = (208, 177)$. Pelacakan titik dengan KLT dilakukan antara kedua *frame* tersebut secara berurutan, hasilnya pada area alis kiri terlihat adanya pergeseran titik ke-1. Saat ini titik ke-1 pada *apex frame* berada di posisi koordinat $(x, y) = (210, 179)$. Selanjutnya kedua koordinat tersebut akan dilakukan perhitungan dengan komponen vektor dari Persamaan 1 sampai persamaan 4. Hasil dari seluruh komponen fitur area pada video “Disgust-07_EP06_02_01” ditunjukkan pada Tabel 2.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data Uji Coba

Evaluasi kinerja dari penelitian ini dengan melakukan percobaan pada database ekspresi mikro yaitu CASME II. Objek *database video* yang dilakukan analisa menggunakan empat

kelas ekspresi yaitu *disgust*, *sadness*, *surprise* dan *happiness*. Jumlah data dari masing-masing kelas dapat dilihat pada Tabel 2. CASME II berisi 247 sampel video ekspresi mikro yang diperoleh dari 26 peserta. Video direkam menggunakan kamera *Point Grey GRAS-03K2C* dengan resolusi temporal tinggi hingga 200 fps dan resolusi 280x340 piksel. Dalam database CASME II terdapat informasi fase ekspresi dan *action units* (AUs) yang dapat membantu proses untuk mengambil *frame image* sesuai dengan informasi tersebut.

Tabel 3. Sampel Video Data Uji CASME II

No	Kelas	Jumlah Data			
		CASME II	Training (60%)	Testing (40%)	Total
1	<i>Disgust</i>		37	24	61
2	<i>Happiness</i>		19	12	31
3	<i>Surprise</i>		14	9	23
			Jumlah	Jumlah	115

Penelitian ini menggunakan sebagian data dari video CASME II yang berjumlah 115 video (lihat Tabel 3). Data tersebut tersebar pada 4 kelas yaitu *disgust*, *happiness*, *sadness* dan *surprise*. Pembagian data untuk pengenalan ekspresi mikro pada tahap klasifikasi dibagi menjadi 60% untuk data *training* dan 40% untuk data *testing* pada masing-masing kelas.

B. Waktu Komputasi

Pengenalan ekspresi mikro membutuhkan waktu pemrosesan yang *real-time*, maka dalam segi analisa membutuhkan pemrosesan yang cepat. Eksperimen pada penelitian ini dilakukan pada MATLAB yang dijalankan pada CPU Intel Core i5 dengan ukuran RAM 4GHz menggunakan OS Windows 64-bit. Tabel 4 menunjukkan komparasi waktu untuk kebutuhan keseluruhan pemrosesan pengenalan ekspresi mikro dengan CASME II antara penelitian (Liong et al., 2018) dan penelitian saat ini.

Tabel 4. Perbandingan Waktu Komputasi

Penulis	Teknik Data	Waktu (detik)
(Liong et al., 2018)	<i>Frame onset</i> dan <i>apex</i>	3.9499
Penelitian ini	<i>Frame neutral</i> dan <i>apex</i>	1.454

Penelitian (Liong et al., 2018) menggunakan *frame onset* dan *apex* dengan metode Bi-WOOF yang menggunakan perbandingan ukuran blok besar pada area wajah untuk ekstraksi fitur. Hasilnya, proses tersebut

membutuhkan rata-rata waktu 3.9499 detik. Penelitian ini menghasilkan waktu komputasi yang tergolong cepat yaitu 1.454 detik. Hal ini dikarenakan fitur area yang digunakan untuk melakukan perbandingan sangat kecil sehingga membutuhkan waktu yang cepat dalam pemrosesannya.

C. Klasifikasi Pengenalan Ekspresi Mikro

Pada penelitian ini, hasil ekstraksi fitur dari data *motion features frame neutral* dengan *apex frame* menggunakan perbandingan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan *Multi-Layer Perceptron* (MLP). Metode tersebut sebagai pengukuran akurasi yang dihasilkan dalam mengklasifikasikan emosi dalam ekspresi mikro. Metode SVM yang diimplementasikan bersifat non-liner dengan menggunakan kernel *Radian Basis Function* (RBF). Kernel RBF dapat memetakan sampel ke ruang dimensi yang lebih tinggi. Sedangkan metode MLP menggunakan algoritma *training* yang populer yaitu *backpropagation*. Algoritma tersebut menggunakan fungsi aktivasi *logistic sigmoid*. *Learning rate* menggunakan nilai 0,001 (antara 0-1) dengan nilai *epoch* pada proses *training* bernilai 200.

Tabel 5. Klasifikasi Pembagian Data Manual (*Handcrafted Data*) dan *Random Sampling*

Metode Klasifikasi	Manual Sampling (%)	Random Sampling (%)
SVM	67,4	77,4
Backpropagation	69,6	81,3

Dalam tahapan klasifikasi ini dibagi dalam dua skema yaitu pengujian dengan membagi jumlah data *training* dan *testing* secara manual dengan pengaturan sesuai pada Tabel 3. Kedua, melakukan pembagian data *training* secara acak dengan menggunakan metode *sampling* yaitu *Random Sampling* dengan prosentasi data *training* dan *testing* sebesar 60% dan 40% secara acak. Pengulangan dalam sampel *Random Sampling* dilakukan sebanyak 10 kali terhadap data *testing* dan *training*.

Pada Tabel 5 menjelaskan tentang dua jenis pengolahan data secara manual dan *random sampling*. Pada *sampling* secara manual dengan metode SVM menghasilkan *classification accuracy* sebesar 67,4% dan *random sampling* sebesar 77,4%. Lain halnya dengan metode MLP-*Backpropagation*, pada *manual sampling* memiliki nilai akurasi sebesar 69,6% dan *random sampling* sebesar 81,3%. Dalam hal ini dapat dianalisa bahwa metode *sampling* yang menghasilkan

akurasi terbaik pada penelitian ini adalah menggunakan *random sampling* pada kedua metode klasifikasi yang telah dilakukan pengujian.

D. Komparasi Pengenalan Ekspresi Mikro Seluruh *Frame* dan Fase *Frame*

Bagian ini menjelaskan tentang perbandingan ekstraksi data dengan menggunakan seluruh *frame* dan fase *frame* pada ekspresi mikro. Penelitian (Asmara et al., 2019; Zhang et al., 2017; Zhu et al., 2018) menggunakan seluruh *frame* pada video ekspresi mikro CASME II. Sedangkan penelitian (Liong et al., 2018) menggunakan fase *onset* dan *apex* dengan dua metode ekstraksi fitur berbeda yaitu LBP dan Bi-WOOF.

Penelitian (Liong et al., 2018) menggunakan fase *apex* hasil dari *spotting* dengan menggunakan metode yang diusulkan. Keduanya dilakukan proses klasifikasi dengan metode SVM menunjukkan akurasi sebesar 50% untuk LBP dan 41% untuk Bi-WOOF. Sedangkan Penelitian Ini, *apex frame* menggunakan informasi yang telah tersedia pada CASME II. Hasilnya, dengan menggunakan KLT dan ekstraksi fitur *motion features* memiliki akurasi sebesar 67,4% untuk SVM dan 81,3% untuk MLP-*Backpropagation*. Menggunakan jenis *frame* berdasarkan informasi *frame neutral* dan *apex frame* menunjukkan hasil terbaik dalam analisa Tabel 6 dibandingkan dengan menggunakan seluruh *frame* pada video. Selain nilai akurasi yang tinggi, dalam segi proses waktu komputasi, menggunakan hanya *frame* berdasarkan fase ekspresi lebih cepat dibanding menggunakan seluruh *frame* pada video (lihat Tabel 4).

Tabel 6. Komparasi Hasil Pengenalan Ekspresi Mikro Menggunakan *Apex Frame*

Jenis <i>Frame</i>	Penulis	Ekstraksi Fitur	Akurasi
Seluruh <i>Frame</i>	(Zhang et al., 2017)	LBP-TOP dan Optical Flow	<i>Random Forest</i> 62.5%
	(Zhu et al., 2018)	LBP-TOP dan Optical Flow	SVM 53,3%
	(Asmara et al., 2019)	KLT	<i>Backpropagation</i> 61,9%
Fase <i>Frame</i>	(Liong et al., 2018)	Bi-WOOF	SVM 50%
	(Liong et al., 2018)	LBP	SVM 41%
	Penelitian Ini	KLT	SVM: 67,4% <i>Backpropagation</i> : 81,3%

SIMPULAN

Dalam penelitian pengenalan ekspresi mikro *apex frame* merupakan informasi yang sangat penting, karena *frame* tersebut dapat menyampaikan informasi ekspresi dengan mudah. Penelitian ini mengusulkan metode pelacakan titik-titik fitur sesuai dengan urutan berdasarkan fase *neutral* dan fase *apex* menggunakan metode KLT. Hasil menunjukkan bahwa metode yang diusulkan cukup efektif untuk memberikan informasi berdasarkan kelas ekspresi pada CASME II. Model pengujian menggunakan dua jenis yaitu *handcrafted data* dan *random sampling* dengan metode klasifikasi menggunakan SVM dan MLP-Backpropagation. Hasil terbaik pada penelitian ini memberikan akurasi sebesar 81,3% pada *random sampling* dengan metode klasifikasi MLP-Backpropagation. Waktu yang dibutuhkan untuk pemrosesan pada penelitian ini tergolong cepat dengan rata-rata sebesar 1.454 detik. Untuk penelitian selanjutnya, diperlukan pendeteksian setiap fase ekspresi pada video secara otomatis. Hal ini untuk membantu analisa ekspresi mikro secara efektif dan efisien sesuai informasi *apex frame* sesuai dengan intensitas gerakan yang diekstraksi dari sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- Asmara, R. A., Choirina, P., Rahmad, C., Setiawan, A., Rahutomo, F., Yusron, R. D. R., & Rosiani, U. D. (2019). Study of DRMF and ASM facial landmark point for micro expression recognition using KLT tracking point feature. *Journal of Physics: Conference Series*, 1402, 077039–077039. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1402/7/077039>
- Asthana, A., Zafeiriou, S., Cheng, S., & Pantic, M. (2013). Robust discriminative response map fitting with constrained local models. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 3444–3451.
- Ben, X., Ren, Y., Zhang, J., Wang, S.-J., Kpalma, K., Meng, W., & Liu, Y.-J. (2021). Video-based Facial Micro-Expression Analysis: A Survey of Datasets, Features and Algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3067464>
- Choirina, P., & Rosiani, U. D. (2020). Detection and Tracking of Face Location in the Pre-processing Stage of Recognition of Micro Expressions Using the Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) Method. *Jurnal Informatika Polinema*, 7(1), 73–78. <https://doi.org/10.33795/jip.v7i1.467>
- Ekman, P. (2009). Lie catching and microexpressions. *The Philosophy of Deception*, 1(2), 5.
- Ekman, P., & Friesen, W. V. (1971). Constants across cultures in the face and emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 17(2), 124–129. <https://doi.org/10.1037/h0030377>
- Hashmi, M. F., Ashish, B. K. K., Sharma, V., Keskar, A. G., Bokde, N. D., Yoon, J. H., & Geem, Z. W. (2021). LARNet: Real-Time Detection of Facial Micro Expression Using Lossless Attention Residual Network. *Sensors*, 21(4), 1098. <https://doi.org/10.3390/s21041098>
- He, J., Peng, L., Sun, B., Yu, L., & Guo, M. (2021). Dual Multi-Task Network with Bridge-Temporal-Attention for Student Emotion Recognition via Classroom Video. 2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 1–8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN52387.2021.9533471>
- Jianbo Shi & Tomasi. (1994). Good features to track. 1994 Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 593–600. <https://doi.org/10.1109/CVPR.1994.323794>
- Jordan, S., Brimbal, L., Wallace, D. B., Kassin, S. M., Hartwig, M., & Street, C. N. (2019). A test of the micro-expressions training tool: Does it improve lie detection? *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, 16(3), 222–235.
- Liong, S.-T., See, J., Wong, K., & Phan, R. C.-W. (2018). Less is more: Micro-expression recognition from video using apex frame. *Signal Processing: Image Communication*, 62, 82–92. <https://doi.org/10.1016/j.image.2017.11.006>
- Lu, H., Kpalma, K., & Ronsin, J. (2018). Motion descriptors for micro-expression recognition. *Signal Processing: Image Communication*, 67, 108–117.
- O’Sullivan, M., Frank, M. G., Hurley, C. M., & Tiwana, J. (2009). Police lie detection accuracy: The effect of lie scenario. *Law and Human Behavior*, 33(6), 530.
- Ringeval, F., Valstar, M., Marchi, E., Lalanne, D., & Cowie, R. (2015). The AV+ EC 2015 multimodal affect recognition challenge: Bridging across audio, video,

- and physiological data categories and subject descriptors. *Proc. ACM Multimedia Workshops*.
- Rosiani, U. D., Ririd, A. R. T. H., Choirina, P., Sooai, A. G., Sumpeno, S., & Purnomo, M. H. (2018). Micro Expression: Comparison of Speed and Marking Accuracy in Facial Component Detection. *2018 International Conference on Computer Engineering, Network and Intelligent Multimedia (CENIM)*, 221–226.
<https://doi.org/10.1109/CENIM.2018.8711313>
- Tran, T.-K., Vo, Q.-N., & Zhao, G. (2021). DynGeoNet: Fusion Network for Micro-expression Spotting. *Proceedings of the 2021 International Conference on Multimodal Interaction*, 745–749.
- Yan, W.-J., Wang, S.-J., Chen, Y.-H., Zhao, G., & Fu, X. (2014). Quantifying micro-expressions with constraint local model and local binary pattern. *European Conference on Computer Vision*, 296–305.
- Yao, Y., Huang, D., Yang, X., Wang, Y., & Chen, L. (2018). Texture and Geometry Scattering Representation-Based Facial Expression Recognition in 2D+3D Videos. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 14(1s), 18:1-18:23.
<https://doi.org/10.1145/3131345>
- Yongyong, D., Xinhua, H., Zongling, W., & others. (2020). Image stabilization algorithm based on KLT motion tracking. *2020 International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL)*, 44–47.
- Zhang, S., Feng, B., Chen, Z., & Huang, X. (2017). Micro-Expression Recognition by Aggregating Local Spatio-Temporal Patterns. In L. Amsaleg, G. P. Guðmundsson, C. Gurrin, B. P. Jónsson, & S. Satoh (Eds.), *MultiMedia Modeling* (pp. 638–648). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-51811-4_52
- Zhu, X., Ben, X., Liu, S., Yan, R., & Meng, W. (2018). Coupled source domain targetized with updating tag vectors for micro-expression recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 77(3), 3105–3124.
<https://doi.org/10.1007/s11042-017-4943-z>