

# Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Metode SVM Dengan Transformasi Fourier dan PCA

Ricky Julianto<sup>1</sup>, Derry Alamsyah<sup>2</sup>  
Program Studi Teknik Informatika STMIK GI MDP  
rickyjulianto@mhs.mdp.ac.id<sup>1</sup>, derry@mdp.ac.id<sup>2</sup>

---

## Abstrak

Ekspresi wajah digunakan seseorang sebagai cara untuk berkomunikasi secara non-verbal dalam mengungkapkan perasaan yang sedang dialaminya. Ekspresi secara universal dikategorikan menjadi enam ekspresi dasar yaitu senang, sedih, marah, jijik, takut, terkejut, dan satu ekspresi netral. Dalam penelitian ini dilakukan pengenalan ekspresi menggunakan metode SVM dengan ekstraksi ciri transformasi fourier dan direduksi menggunakan PCA. Tahapan penelitian dimulai dengan mengambil dataset fer2013, dilanjutkan dengan pengkonversian data piksel menjadi gambar, selanjutnya gambar diekstraksi menggunakan transformasi fourier lalu direduksi menggunakan PCA, setelah itu diklasifikasi menggunakan SVM dimana hasil pengujian menggunakan data original mendapatkan model terbaik pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 10$  yang memberikan hasil akurasi sebesar 38% untuk citra gambar bagus dan 32.666% untuk citra gambar dengan noise salt and pepper, sementara itu hasil pengujian menggunakan data dengan peningkatan kontras mendapatkan model terbaik pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 1$  yang memberikan hasil akurasi sebesar 36.666% untuk citra gambar bagus dan 33.333% untuk citra gambar dengan noise salt and pepper menggunakan data testing.

**Kata kunci:** FER2013, SVM, Fourier, PCA

---

## 1. Pendahuluan

Ekspresi wajah digunakan seseorang sebagai cara untuk berkomunikasi secara non-verbal dalam mengungkapkan perasaan yang dialaminya terhadap lawan bicaranya ketika berinteraksi dengan memperhatikan bagian wajah yang bergerak seperti dahi, alis, mata, dan mulut. Ekspresi wajah secara universal dikategorikan menjadi enam ekspresi dasar diantaranya merupakan senang, sedih, marah, jijik, takut, dan terkejut [1].

Erwin Yulizar Fardani dkk (2018) melakukan penelitian menggunakan LGBP sebagai ekstraksi ciri dan Support Vector Machine (SVM) menggunakan perban-

dingan *one vs one* dan *one vs all*, serta kernel yang digunakan berupa polinomial, rbf, dan linear sebagai klasifikasi yang menghasilkan akurasi sistem sebesar 69% [2]. Juliansyah Putra Tanjung dan Muhathir (2020) melakukan penelitian menggunakan SVM sebagai klasifikasi dan HOG sebagai ekstraksi fitur yang memberikan akurasi sebesar 76.57% pada nilai  $K = 500$  dengan rata-rata akurasi sebesar 72.25% [3]. Serenada Salma Shafira (2019) melakukan penelitian menggunakan dataset fer2013 menghasilkan akurasi sebesar 63.86% dan CK+ menghasilkan akurasi sebesar 99.79% dengan menggunakan fungsi sigmoid dan juga menghasilkan akurasi sebesar 55.11% untuk dataset fer2013 dan 98.72% untuk

dataset CK+ menggunakan fungsi RBF [4], Husdi (2016) melakukan penelitian menggunakan dataset yang dikumpulkan secara personal menggunakan LBP dan GLCM sebagai ekstraksi ciri dan ANN untuk klasifikasi memberikan hasil akurasi tertinggi untuk ekspresi wajah neutral, smile/happy, dan tired/sleepy sebesar 88.89% menggunakan data berupa video dengan objek peserta didik berupa video offline [5].

Adapun penelitian dengan menggunakan SVM telah banyak dilakukan diantaranya untuk pendeteksian dan klasifikasi motif pada citra batik bersurek motif gabungan berdasarkan fitur HOG dimana dalam pengujiannya memperoleh akurasi pada citra yang telah dilatih, citra yang belum dilatih, dan citra non-besurek sebesar 100%, 89.33%, dan 0% yang dilakukan oleh Dita Retnowati pada tahun 2018 [6], klasifikasi wajah menggunakan SVM yang memperoleh tingkat true detection sebesar 90% dan false detection sebesar 10% dari jumlah sampel 200 subjek yang digunakan oleh Reyhan Achmad Rizal pada tahun 2019 [7], dan analisis metode GLCM dan SVM untuk mendeteksi cacat kain yang memperoleh tingkat akurasi sebesar 83.33% pada training set test dan 33.33% pada supplied set test oleh Taufik Adi Wicaksono pada tahun 2018 [8].

Adapun penelitian dengan menggunakan transformasi fourier diantaranya pada tahun 2018, Derry Alamsyah melakukan penelitian menggunakan maximum likelihood classification dengan ekstraksi fitur fast fourier transform untuk pengenalan mobil yang memberikan akurasi sebesar 76% [9]. Pada tahun 2018, Noorman Rinanto dkk melakukan penelitian menggunakan Radial Basic Function Neural Network sebagai pengklasifikasi citra cacat pengelasan menggunakan dua ekstraksi fitur yaitu fast fourier transform dan descreate cosine transform yang memberikan hasil akurasi sebesar 91.67% untuk metode FFT-RBFNN dan akurasi sebesar 83.33% untuk metode DCT-RBFNN [10], pada tahun

2012, Pradityo Utomo dkk melakukan penelitian menggunakan pendekatan fuzzy learning vector quantization dengan menggunakan data hasil pengolahan citra hingga tahap ekstraksi ciri (FFT) memberikan hasil akurasi sebesar 53.33% untuk data training dan 50% untuk data testing dengan menggunakan pendekatan FLVQ untuk diagnosa penyakit paru berdasarkan foto rontgen[11].

Adapun penelitian dengan menggunakan PCA diantaranya pada tahun 2016, Salamun dan Firman Wazir melakukan penelitian menggunakan PCA untuk sistem pengenalan wajah yang memberikan hasil dalam keberhasilan pengenalan wajah secara keseluruhan sebesar 82.27% dengan data wajah sebanyak 130, pada tahun 2016 [12], Aris Budi dkk melakukan penelitian menggunakan PCA untuk pengenalan citra wajah sebagai identifier yang memberikan hasil performansi sistem sebesar 80% untuk mengenali citra input dengan benar [13], pada tahun 2015, Okfan Rizal Ferdiansyah melakukan penelitian berupa implementasi PCA untuk sistem temu balik citra digital memberikan hasil bahwa 10% s.d 30% komponen PCA yang dipakai menghasilkan akurasi sistem yang paling tinggi untuk masing-masing dataset yaitu 91.4% untuk dataset university washington, 92.0% untuk dataset visual geometri group, dan 75.3% untuk dataset wajah [14].

Berdasarkan uraian tersebut dan penelitian yang telah dilakukan terkait objek mengenai pengenalan ekspresi wajah, metode ekstraksi ciri menggunakan transformasi fourier, metode ekstraksi ciri menggunakan PCA, dan metode klasifikasi menggunakan SVM dapat disimpulkan bahwa ekstraksi fitur transformasi fourier menggunakan FFT dan PCA dapat meningkatkan akurasi dan memperkecil dimensi dari suatu citra berupa eigenvectors dan klasifikasi menggunakan SVM baik dalam mengenali objek. Berdasarkan hal tersebut, maka penelitian ini dapat dilakukan untuk mengetahui seberapa besar tingkat akurasi, presisi, dan recall.

## 2. Metode Penelitian

Berikut ini tahapan-tahapan yang dilakukan untuk melakukan penelitian pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode SVM dengan Transformasi Fourier dan PCA adalah sebagai berikut:

#### 1. Identifikasi Masalah

Pada tahap ini, dilakukan pengidentifikasian terhadap masalah-masalah yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

#### 2. Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan penelusuran atau pencarian melalui jurnal dan buku mengenai metode berupa ekstraksi ciri menggunakan Transformasi Fourier, PCA dan pengklasifikasian menggunakan SVM yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

#### 3. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, pengumpulan data dilakukan dengan mengambil public dataset FER2013 yang berjumlah 35887. Kemudian, data dibagi menjadi tiga kegunaan yaitu training sebanyak 28709 data, public test sebanyak 3589 data, dan private test sebanyak 3589 data. Dataset memiliki kolom berupa piksel, dan juga memiliki kolom emotion yang memuat ekspresi yang terdapat dalam sebuah gambar yang berupa 0 untuk angry, 1 untuk disgust, 2 untuk fear, 3 untuk happy, 4 untuk sad, 5 untuk surprise, dan 6 untuk neutral. Berikut merupakan detail jumlah dataset yang dapat dilihat pada Tabel 2.1.

#### 4. Perancangan Sistem

Pada tahap ini, kolom piksel yang terdapat pada dataset diubah menjadi citra gambar sebanyak 300 data dimana dibagi

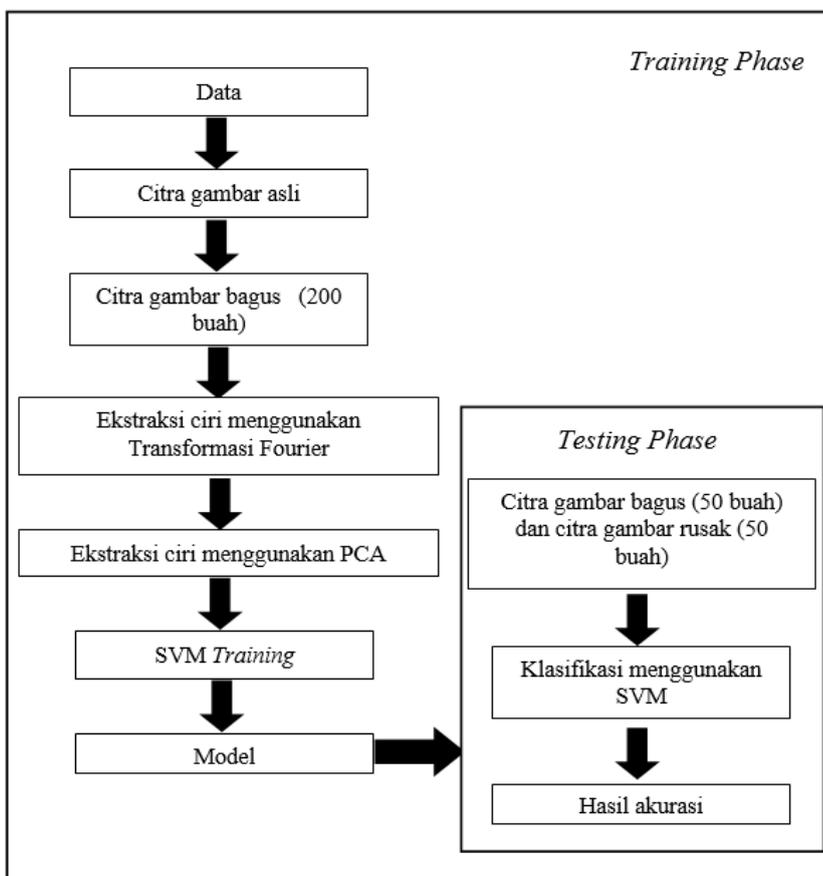
menjadi 200 data training dan 100 data testing untuk setiap emosi yang dibagi menjadi 50 data untuk gambar bagus dan 50 data gambar rusak. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan transformasi fourier untuk mendapatkan hasil spektrum amplitudo dan spektrum fase, lalu hasil tersebut diekstraksi lagi menggunakan PCA untuk mendapatkan eigenvectors dari citra yang digunakan untuk proses pengklasifikasian menggunakan data training dengan metode SVM. Setelah proses training selesai maka model akan didapat yang akan digunakan untuk proses testing data. Berikut merupakan gambaran mengenai perancangan sistem yang akan dilakukan dalam penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 2.1.

#### 5. Pengumpulan Data

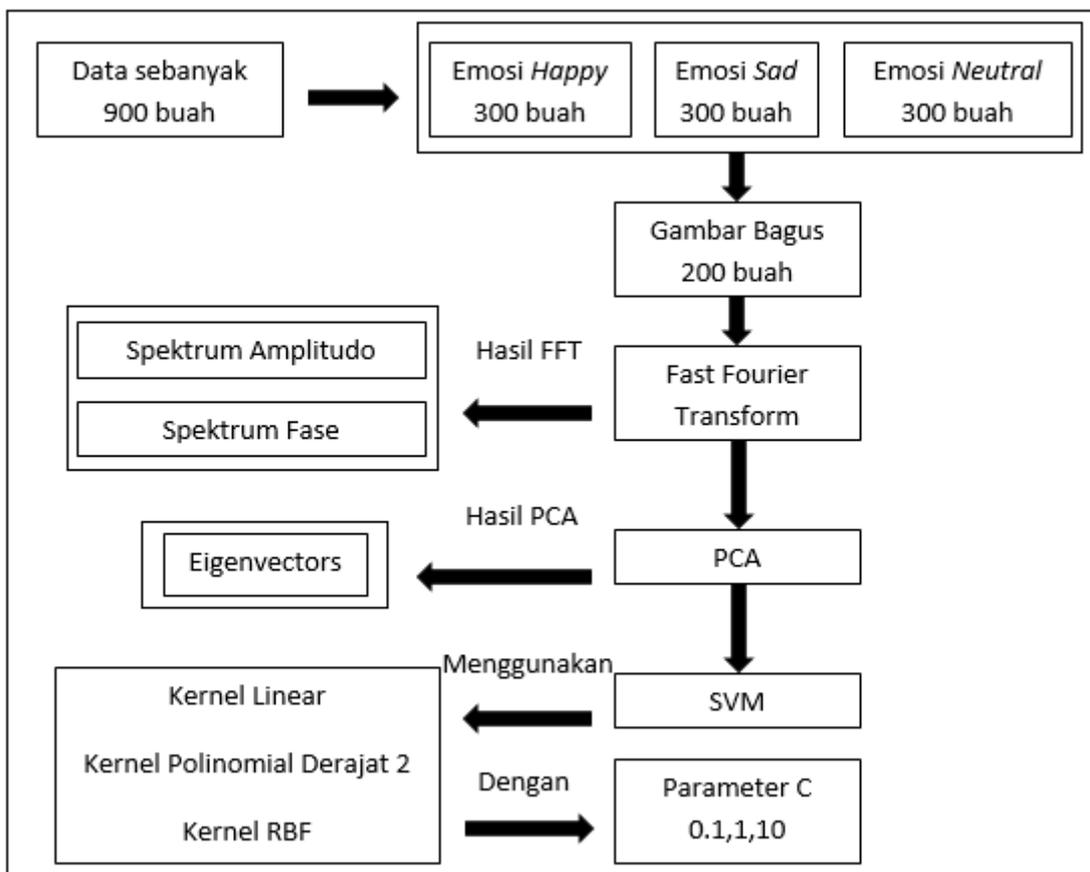
Pada tahap ini, pertama-tama data berupa piksel dikonversi menjadi gambar sebanyak 300 data untuk masing-masing emosi, selanjutnya menggunakan data gambar yang bagus sebanyak 200 data. Setelah itu, gambar akan dipakai untuk ekstraksi ciri menggunakan transformasi fourier yaitu FFT sehingga mendapatkan hasil berupa spektrum amplitudo dan spektrum fase. Setelah mendapatkan hasil dari FFT, dilanjutkan menggunakan ekstraksi ciri PCA dimana hasilnya berupa eigenvectors. Selanjutnya akan dilakukan pengklasifikasian dengan SVM menggunakan parameter  $C$  sebesar 0.1, 1, dan 10 serta menggunakan tiga kernel yaitu linear, polinomial derajat 2, dan RBF. Berikut merupakan gambaran mengenai tahapan implementasi yang dapat dilihat pada Gambar 2.2.

Tabel 2.1 Detail Jumlah *Dataset*

<i>Emotions</i>	<i>Training Test</i>	<i>Public Test</i>	<i>Private Test</i>	Total per emosi
0	3995	467	491	4953
1	436	56	55	547
2	4097	496	528	5121
3	7215	895	879	8989
4	4830	653	594	6077
5	3171	415	416	4002
6	4965	607	626	6198
Total	28709	3589	3589	35887



Gambar 2.1 Perancangan Sistem



Gambar 2.2 Tahapan Implementasi

## 6. Evaluasi

Pada tahap ini, proses pengujian dilakukan pada model yang telah didapat setelah selesai dalam proses training. Pengujian dilakukan sebanyak 2 kali menggunakan teknik validasi K-Fold Cross Validation dengan membagi data training menjadi sepuluh subhimpunan data ( $k = 10$ ) dimana untuk pengujian pertama dilakukan menggunakan data original dan pengujian kedua menggunakan data kontras. Setelah mendapat model dari training selanjutnya pengujian dilakukan menggunakan data gambar yang bagus dan pengujian kedua dilakukan menggunakan data gambar yang dirusak menggunakan noise salt and pepper.

Hasil pengujian didapatkan berdasarkan perhitungan standar deviasi, rata-rata akurasi, presisi, dan recall menggunakan confusion matrix pada setiap percobaan yang memiliki parameter  $C$  yang berbeda yaitu sebesar 0.1, 1, dan 10 dimana gambaran confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 2.2 dan rumus standar deviasi dapat dilihat pada persamaan 2.1.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (2.1)$$

$s$  = Standar Deviasi

$n$  = Jumlah Data

$x_i$  = Nilai data ke- $i$

$\bar{x}$  = Rata-rata

Tabel 2.2 Confusion Matrix, Happy, Sad, dan Neutral

Correct Classification		Predicted		
		Happy	Sad	Neutral
Actual	Happy	TP	FN	FN
	Sad	FP	TN	TN
	Neutral	FP	TN	TN

Berdasarkan Tabel 2.2 dapat diketahui bahwa:

1. TP  
Memiliki arti gambar berupa ekspresi Happy dan diprediksi oleh model sebagai ekspresi Happy.
2. FP  
Memiliki arti gambar berupa ekspresi Sad dan diprediksi oleh model sebagai ekspresi Happy.
3. FN  
Memiliki arti gambar berupa ekspresi Happy dan diprediksi oleh model sebagai ekspresi Sad atau Neutral.
4. TN  
Memiliki arti gambar berupa ekspresi Sad atau Neutral tetapi diprediksi oleh model sebagai ekspresi Sad atau Neutral.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Pada tahap ini merupakan hasil pengujian, pengambilan data, konversi data, ekstraksi data menggunakan transformasi fourier, ekstraksi data

menggunakan PCA, pembangunan model klasifikasi dengan SVM, lalu hasil secara keseluruhan.

Tahapan implemmentasi secara ringkas dimulai dari pembagian dataset fer2013 menjadi 600 data untuk training, selanjutnya akan diekstraksi menggunakan FFT yang menghasilkan fitur berukuran (2304), lalu direduksi menggunakan PCA yang menghasilkan fitur berukuran 2 dimensi. selanjutnya data latih yang telah diekstraksi digunakan untuk SVM Training dengan tujuan memperoleh nilai-nilai pada persamaan SVM untuk pembangunan model. Setelah mendapatkan model maka decision function SVM dapat divisualisasi dan akan didapatkan dicari akurasi, presisi, dan recall.

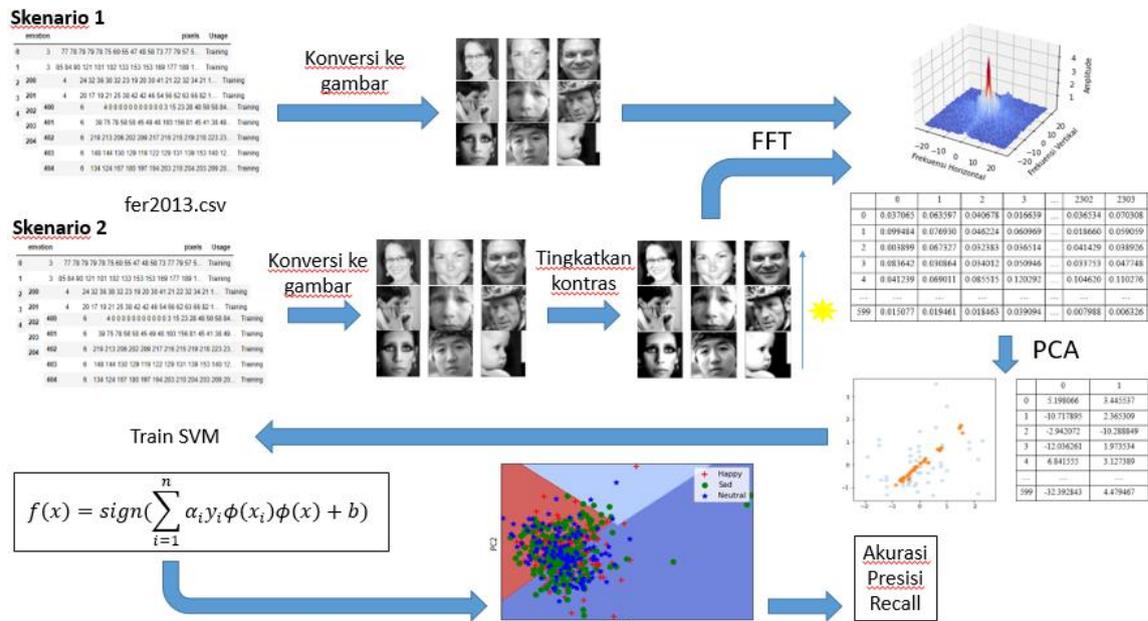
Proses pengimplementasian sistem untuk dua skenario yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.

### 1. Skenario Pertama

Pengujian Menggunakan Data Original

dilihat pada Tabel 3.1.

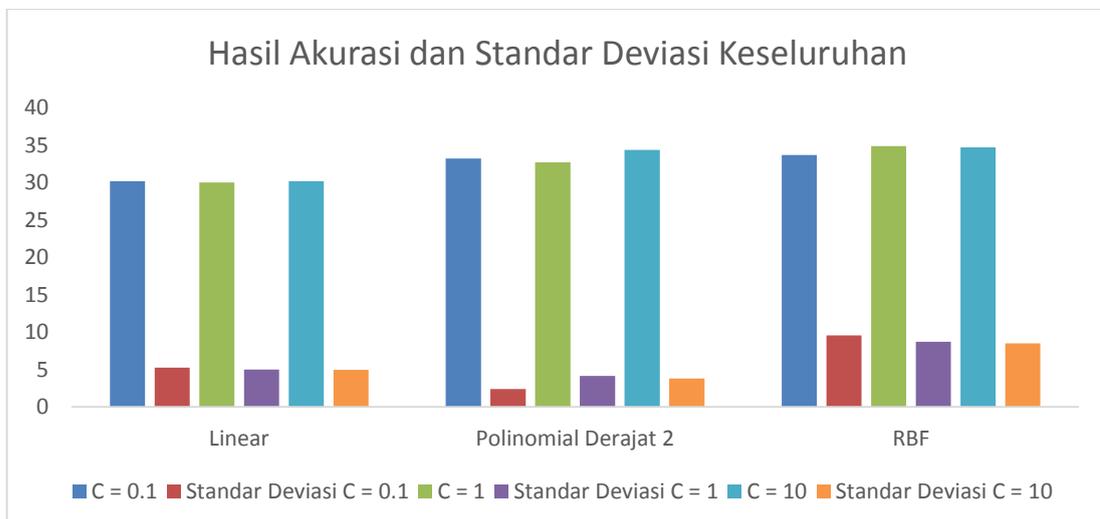
Hasil pengujian berupa rata-rata akurasi, rata-rata presisi, rata-rata recall, dan standar deviasi pada skenario pertama dapat



Gambar 3.1 Ringkasan Impelementasi Sistem

Tabel 3.1 Hasil Pengujian Skenario Pertama

Kernel	C	Rata-Rata Akurasi (%)	Rata-Rata Presisi (%)	Rata-Rata Recall (%)	Standar Deviasi
Linear	0.1	30.166	26.1	30.2	5.2413
	1	29.999	25.9	30.1	5
	10	30.166	26	30.3	4.9693
Polinomial Derajat 2	0.1	33.166	27.9	33.1	2.4094
	1	32.666	22.5	32.5	4.1633
	10	34.333	35.2	34.4	3.8151
RBF	0.1	33.666	33.4	33.5	9.5684
	1	34.833	34.5	34.7	8.7066
	10	34.666	34.5	34.8	8.4918



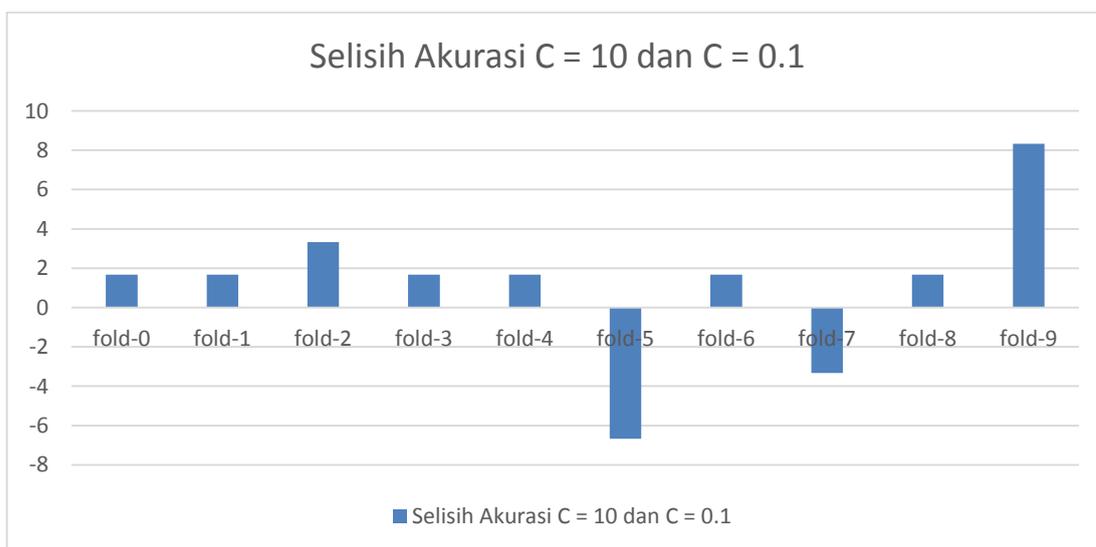
Gambar 3.2 Hasil Akurasi dan Standar Deviasi Keseluruhan Skenario Pertama

Berdasarkan akurasi yang telah didapat, maka untuk mendapatkan model terbaik dapat dilakukan dengan mencari akurasi yang terbesar dan standar deviasi yang terkecil tetapi hasil pada Tabel 3.1 menunjukkan bahwa model terbaik terdapat pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 0.1$  yang memberikan akurasi sebesar 33.166% dengan standar deviasi sebesar 2.4094 dan  $C = 10$  yang memberikan akurasi sebesar 34.333% dengan standar deviasi sebesar 3.8151.

Berdasarkan hal tersebut maka dilakukanlah pencarian selisih akurasi

antara  $C = 0.1$  dan  $C = 10$  seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.3 dengan terdapat banyaknya jumlah selisih nilai positif maka model terbaik terdapat pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 10$  dan selanjutnya model ini memberikan nilai presisi sebesar 35.2% dan recall sebesar 34.4%.

Setelah mendapatkan model terbaik maka dilakukan pengujian menggunakan data testing sebesar 150 untuk citra gambar bagus dan 150 untuk citra gambar dengan noise salt and pepper yang dapat dilihat pada Tabel 3.2.



Gambar 3.3 Selisih Akurasi Kernel polinomial Derajat 2  $C = 0.1$  dan  $C = 10$

Tabel 3.2 Hasil Akurasi, Presisi, dan Recall menggunakan Data Testing

Kernel	$C$	Jenis Citra	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
Polinomial Derajat 2	10	Citra gambar bagus	38	48	38
		Citra gambar <i>noise</i>	32.666	11	33

2. Skenario Kedua:

Pengujian Menggunakan Data Kontras

Hasil pengujian berupa rata-rata akurasi, rata-rata presisi, rata-rata recall, dan standar deviasi pada skenario kedua dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Berdasarkan akurasi yang telah didapat, maka untuk mendapatkan model terbaik dapat dilakukan dengan mencari

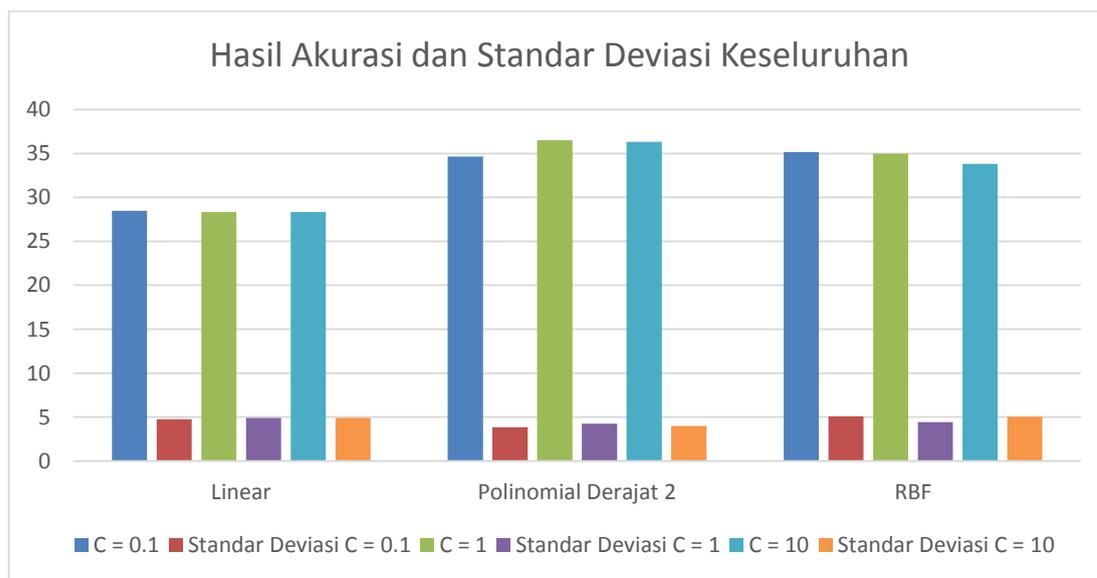
akurasi yang terbesar dan standar deviasi yang terkecil tetapi hasil pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa model terbaik terdapat pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 0.1$  yang memberikan akurasi sebesar 34.666% dengan standar deviasi sebesar 3.8586 dan  $C = 1$  yang memberikan akurasi sebesar 36.5% dengan standar deviasi sebesar 4.2459. berdasarkan hal tersebut maka dilakukanlah pencarian selisih akurasi antara  $C = 0.1$  dan  $C = 1$  seperti yang

ditunjukkan pada Gambar 3.5 dengan terdapat banyaknya jumlah selisih nilai positif maka model terbaik terdapat pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 1$  dan selanjutnya model ini memberikan nilai presisi sebesar 30.6% dan recall sebesar 36.4%.

Setelah mendapatkan model terbaik maka dilakukan pengujian menggunakan data testing sebesar 150 untuk citra gambar bagus dan 150 untuk citra gambar dengan noise salt and pepper yang dapat dilihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.3 Hasil Pengujian Skenario Kedua

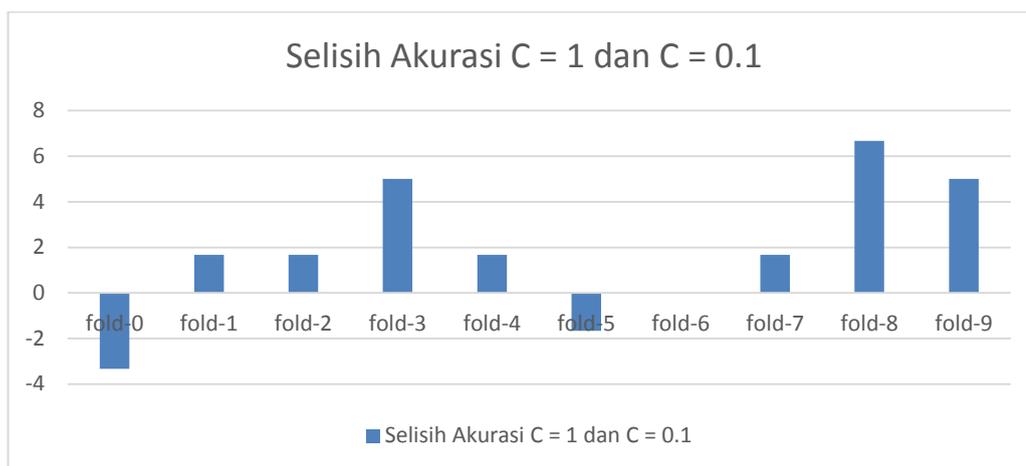
Kernel	C	Rata-Rata Akurasi (%)	Rata-Rata Presisi (%)	Rata-Rata Recall (%)	Standar Deviasi
Linear	0.1	28.5	24.8	28.6	4.7404
	1	28.333	24.7	28.4	4.8876
	10	28.333	24.7	28.4	4.8876
linomial Derajat 2	0.1	34.666	31.9	34.8	3.8586
	1	36.5	30.6	36.4	4.2459
	10	36.333	28.6	36.3	4
RBF	0.1	35.166	35.2	35.1	5.0799
	1	35	35.5	35.1	4.4095
	10	33.833	33.7	34	5.0579



Gambar 3.4 Hasil Akurasi dan Standar Deviasi Keseluruhan Skenario Kedua

Setelah mendapatkan model terbaik maka dilakukan pengujian menggunakan data testing sebesar 150 untuk citra gambar

bagus dan 150 untuk citra gambar dengan noise salt and pepper yang dapat dilihat pada Tabel 3.4.



Gambar 3.5 Selisih Akurasi Kernel polinomial Derajat 2  $C = 0.1$  dan  $C = 1$

Berdasarkan akurasi yang telah didapat, maka untuk mendapatkan model terbaik dapat dilakukan dengan mencari akurasi yang terbesar dan standar deviasi yang terkecil tetapi hasil pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa model terbaik terdapat pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 0.1$  yang memberikan akurasi sebesar 34.666% dengan standar deviasi sebesar 3.8586 dan  $C = 1$  yang memberikan akurasi sebesar 36.5% dengan standar deviasi sebesar 4.2459. berdasarkan hal tersebut maka dilakukanlah pencarian selisih akurasi antara  $C = 0.1$  dan  $C = 1$  seperti yang

ditunjukkan pada Gambar 3.5 dengan terdapat banyaknya jumlah selisih nilai positif maka model terbaik terdapat pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 1$  dan selanjutnya model ini memberikan nilai presisi sebesar 30.6% dan recall sebesar 36.4%.

Setelah mendapatkan model terbaik maka dilakukan pengujian menggunakan data testing sebesar 150 untuk citra gambar bagus dan 150 untuk citra gambar dengan noise salt and pepper yang dapat dilihat pada Tabel 3.4.

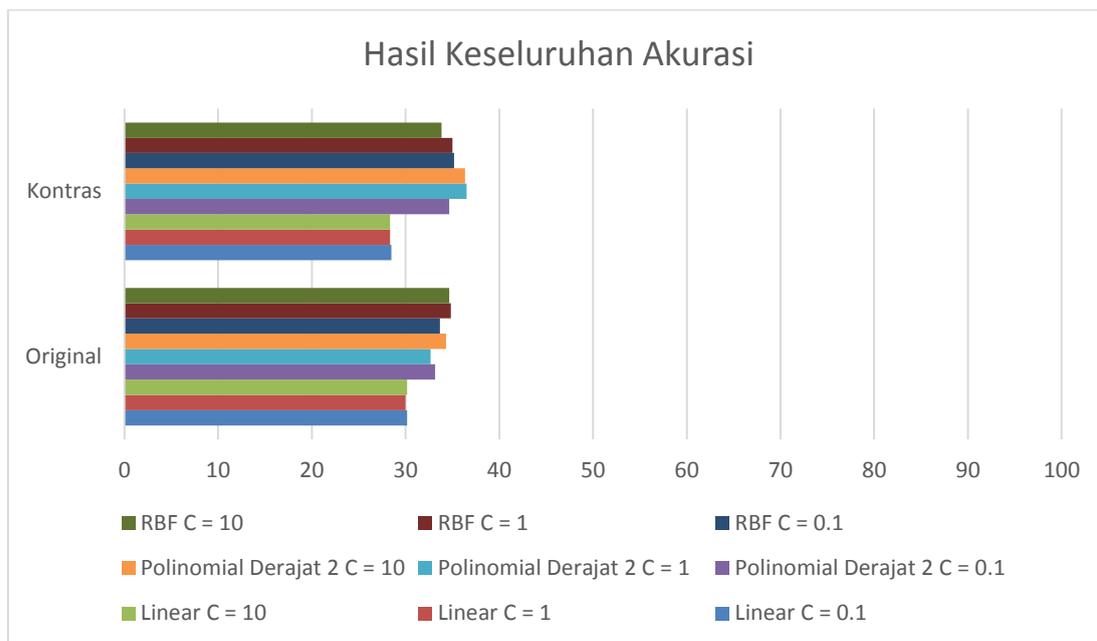
Tabel 3.4 Hasil Akurasi, Presisi, dan Recall menggunakan Data Testing

Kernel	$C$	Jenis Citra	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)
inomial Derajat 2	1	Citra gambar bagus	36.666	47	37
		Citra gambar <i>noise</i>	33.333	28	33

Berdasarkan implementasi terhadap skenario pertama dan skenario kedua dapat dilihat perbandingan hasil keseluruhan akurasi, presisi, dan recall antara kedua skenario tersebut pada Gambar 3.6, Gambar 3.7, dan Gambar 3.8.

Berdasarkan Gambar 3.6, dapat dilihat bahwa pengujian menggunakan data original dan data kontras jika diperhatikan

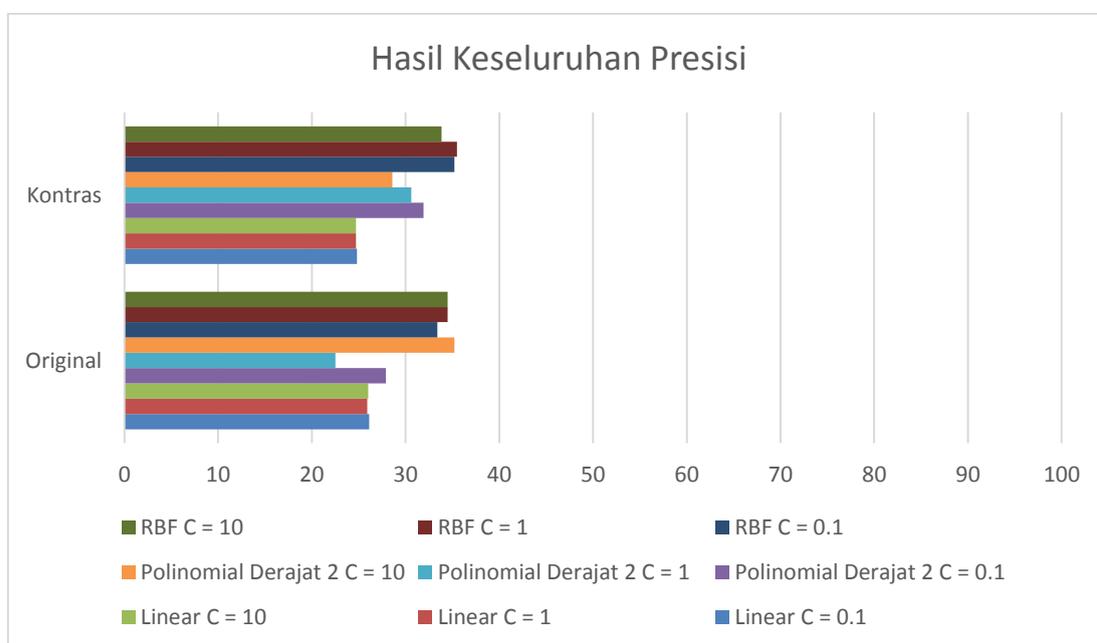
dengan menggunakan data kontras memberikan akurasi yang sedikit lebih tinggi daripada menggunakan data original dimana pada penggunaan data kontras, penurunan terjadi ketika menggunakan kernel linear dan mengalami peningkatan pada penggunaan kernel polinomial derajat 2 dan RBF walaupun tidak mengalami peningkatan yang signifikan.



Gambar 3.6 Hasil Keseluruhan Akurasi Klasifikasi

Berdasarkan Gambar 3.7, dapat dilihat bahwa pengujian menggunakan data original dan data kontras jika diperhatikan dengan menggunakan data kontras memberikan hasil presisi yang sedikit lebih tinggi daripada menggunakan data original

dimana pada penggunaan data kontras, penurunan terjadi ketika menggunakan kernel linear dan mengalami peningkatan pada penggunaan kernel polinomial derajat 2 dan RBF walaupun tidak mengalami peningkatan yang signifikan.

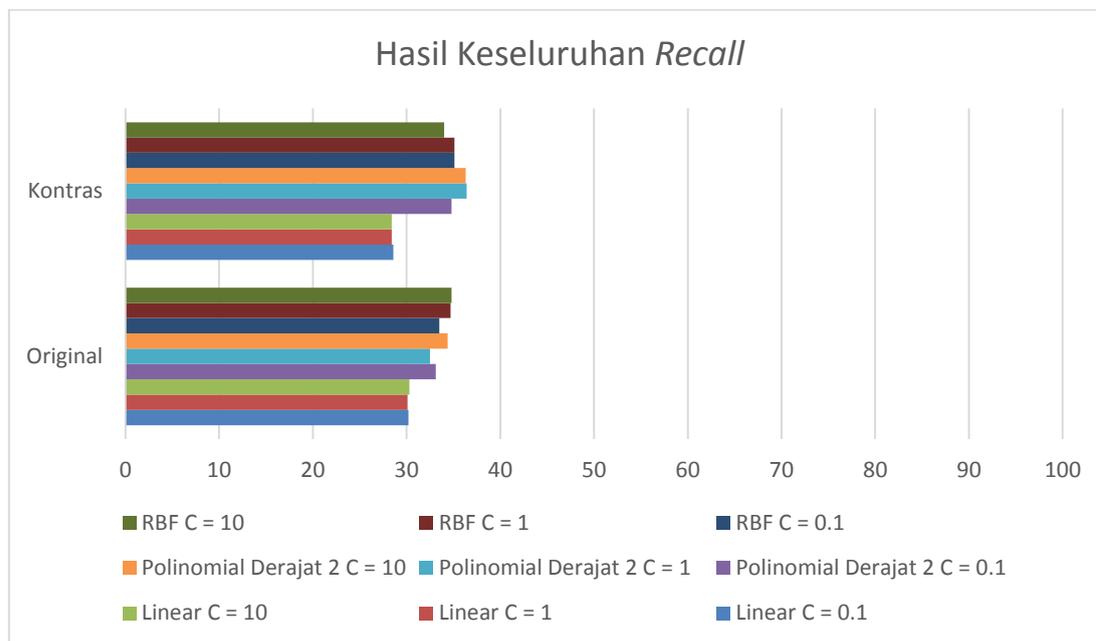


Gambar 3.7 Hasil Keseluruhan Presisi Klasifikasi

Berdasarkan Gambar 3.7, dapat dilihat bahwa pengujian menggunakan data original dan data kontras jika diperhatikan dengan menggunakan data kontras memberikan hasil presisi yang sedikit lebih

tinggi daripada menggunakan data original dimana pada penggunaan data kontras, penurunan terjadi ketika menggunakan kernel linear dan mengalami peningkatan pada penggunaan kernel polinomial derajat

2 dan RBF walaupun tidak mengalami peningkatan yang signifikan.



Gambar 3.8 Hasil Keseluruhan Recall Klasifikasi

Berdasarkan Gambar 3.8, dapat dilihat bahwa pengujian menggunakan data original dan data kontras jika diperhatikan dengan menggunakan data kontras memberikan hasil recall yang sedikit lebih tinggi daripada menggunakan data original dimana pada penggunaan data kontras, penurunan terjadi ketika menggunakan kernel linear dan mengalami peningkatan pada penggunaan kernel polinomial derajat 2 dan RBF walaupun tidak mengalami peningkatan yang signifikan.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terhadap kedua skenario dapat disimpulkan sebagai berikut :

1. Berdasarkan hasil pengujian terhadap performa model menggunakan K-Fold Cross Validation pada penggunaan data original memberikan hasil akurasi tertinggi sebesar 34.833% dan akurasi terendah sebesar 29.999% sedangkan pada penggunaan data dengan peningkatan kontras memberikan hasil akurasi tertinggi sebesar 36.5% dan akurasi terendah sebesar 28.333%.

2. Berdasarkan hasil pengujian terhadap performa menggunakan K-Fold Cross Validation dapat diketahui bahwa dengan adanya peningkatan kontras pada data dapat meningkatkan performa dari suatu model khususnya pada kernel polinomial derajat 2 dan RBF walaupun tidak signifikan, dimana pada kernel polinomial derajat 2 dengan  $C = 0.1, 1,$  dan  $10$  mengalami peningkatan sebesar  $1.5\%, 3.834\%,$  dan  $2\%$ , sedangkan pada kernel RBF dengan  $C = 0.1$  dan  $1$  mengalami peningkatan sebesar  $1.5\%$  dan  $0.167\%$ .
3. Berdasarkan hasil pengujian, ekstraksi ciri data menggunakan Transformasi Fourier tidak cocok pada domain waktu.

#### REFERENSI

- [1] P.Ekman, & W.V. Friesen., 1971, Constans Across Cultures In The Face And Emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 17(2), 124–129.
- [2] Fardani, E. Y., Arifianto, A. and Ramadhani, K. N., 2018, Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan LGBP (Local Gabor Binary Pattern) dan SVM (Support Vector

- Machine), *ISSN: 2355-9365 e-Proceeding of Engineering*, 5(3), pp. 1–8.
- [3] Tanjung, J. P. and Muhathir, M., 2020, Classification of facial expressions using SVM and HOG, *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 3(2), pp. 210–215. doi: 10.31289/jite.v3i2.3182.
- [4] Shafira, S. S. and Ulfa, N., 2019, Facial Expression Recognition Using Extreme Learning Machine.
- [5] Husdi, H., 2016, Pengenalan Ekspresi Wajah Pengguna Elearning Menggunakan Artificial Neural Network Dengan Fitur Ekstraksi Local Binary Pattern Dan Gray Level Co-Occurrence Matrix, *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 8(3), pp. 212–219. doi: 10.33096/ilkom.v8i3.58.212-219.
- [6] Retnowati, D., Ernawati, E. and Anggriani, K., 2018, Penerapan Support Vector Machine Untuk Pendeteksian dan Klasifikasi Motif Pada Citra Batik Besurek Motif Gabungan Berdasarkan Fitur Histogram Of Oriented Gradient, *Pseudocode*, 5(2), pp. 75–84. doi: 10.33369/pseudocode.5.2.75-84.
- [7] Rizal, R. A., Girsang, I. S. and Prasetyo, S. A., 2019, Klasifikasi Wajah Menggunakan Support Vector Machine (SVM), *REMIK (Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer)*, 3(2), p. 1. doi: 10.33395/remik.v3i2.10080.
- [8] Adi, T. *et al.*, 2018, Analisis Metode GLCM dan SVM untuk Mendeteksi Cacat Kain, 7(1).
- [9] Alamsyah, D., 2017, Pengenalan Mobil pada Citra Digital Menggunakan HOG-SVM. *Jatiji*, 1(2), 162–168.
- [10] Rinanto, N., Wahyudi, M. T. and Khumaidi, A., 2018, Radial Basis Function Neural Network sebagai Pengklasifikasi Citra Cacat Pengelasan, *Rekayasa*, 11(2), p. 118. doi: 10.21107/rekayasa.v11i2.4418.
- [11] Utomo, P., 2012, Sistem Diagnosa Penyakit Paru Berdasarkan Foto Rontgen Dengan Pendekatan Fuzzy Learning Vector Quantization, 1(2), pp. 102–106.
- [12] Salamun, S. and Wazir, F., 2016, Rancang Bangun Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Principal Component Analysis, *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 1(2), pp. 59–75. doi: 10.36341/rabit.v1i2.25.
- [13] Budi, A., Suma'inna, S. and Maulana, H., 2018, Pengenalan Citra Wajah Sebagai Identifier Menggunakan Metode Principal Component Analysis (PCA), *Jurnal Teknik Informatika*, 9(2), pp. 166–175. doi: 10.15408/jti.v9i2.5608.
- [14] Okfan Rizal Ferdiansyah, Ema Utami, A. A., 2015, Implementasi Principal Component Analysis Untuk Sistem Temu Balik Citra Digital, *Creative Information Technology Journal*, 2(3), pp. 218–231.