

Identifikasi Ekspresi Wajah Manusia dengan Metode Support Vector Machine

Yohanes Janssen Handul^{1*}, Junus Yosia Eran Saktriawan Matulessy², Yampi R Kaesmetan³

^{1,2,3}STIKOM Uyelindo Kupang
Kota Kupang, Indonesia

e-mail korespondensi: janssenhandul@gmail.com

Informasi Artikel: 24-05-2024 | Revisi : 27-05-2024 | Terima : 30-05-2024

Abstrak - Wajah adalah bagian tubuh manusia yang berfungsi sebagai pusat ekspresi, pengenalan dan juga komunikasi. Penciptaan teknik yang berguna untuk mengidentifikasi dan menganalisis ekspresi wajah sangat penting untuk penelitian ini. Support Vector Machine (SVM) merupakan teknik pembelajaran mesin yang digunakan untuk pengenalan pola klasifikasi ekspresi wajah Manusia. Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi yang menggunakan konsep mencari hyperplane yang optimal dalam suatu ruang feature untuk memisahkan beberapa kelas. Dari keempat klasifikasi tersebut ternyata presentasi accuracy, precision dan recall tidak berbeda jauh untuk mendeteksi ekspresi wajah dari tiap kelas tersebut dengan menggunakan metode SVM. Berdasarkan uji ekstraksi hasil rata-rata accuracy tertinggi yaitu jenis ekspresi marah dengan accuracy paling tinggi. Tingkat rata-rata tertinggi accuracy yang kedua yaitu ekspresi senang. tingkat rata-rata tertinggi accuracy ketiga yaitu ekspresi netral, lalu tingkat rata-rata tertinggi accuracy keempat yaitu ekspresi senyum dan tingkat rata-rata terendah accuracy yaitu ekspresi sedih.

Kata Kunci : Ekspresi wajah, Support Vector Machine, Pengenalan pola

Abstract - The face is a part of the human body that functions as a center of expression, recognition and communication. The creation of useful techniques for identifying and analyzing facial expressions was crucial for this study. Support Vector Machine (SVM) is a machine learning technique used for pattern recognition classification of Human facial expressions. Support Vector Machine (SVM) is a classification method that uses the concept of finding the optimal hyperplane in a feature space to separate classes. From the four classifications, it turns out that the presentation of accuracy, precision and recall is not much different to detect facial expressions from each class using the SVM method. Based on the extraction test, the highest average accuracy result is the type of angry expression with the highest accuracy. The second highest average level of accuracy is the expression of pleasure. The third highest average level of accuracy is neutral expression, then the fourth highest average level of accuracy is smile expression and the lowest average level of accuracy is sad expression.

Keyword: Facial expression, Support Vector Machine, Pattern recognition

1. Pendahuluan

Manusia Mempunyai kemampuan untuk menampilkan emosi dalam bentuk ekspresi wajah [1]. Wajah seseorang memainkan peran penting dalam menyampaikan identitas dan emosi atau ekspresi mereka [2]. Wajah merupakan bagian tubuh manusia yang berfungsi sebagai pusat ekspresi, pengenalan dan juga komunikasi [3]. Oleh karena itu, penciptaan teknik yang berguna untuk mengidentifikasi dan menganalisis ekspresi wajah sangat penting untuk penelitian ini. Support Vector Machine (SVM) merupakan teknik pembelajaran mesin yang digunakan untuk pengenalan pola [4]. Penelitian yang menggunakan SVM dalam klasifikasi wajah, mendapatkan hasil tingkat *true detection* mencapai 90% dan *false detection* mencapai 10% [5]. Konsep SVM dapat dengan mudah dijelaskan sebagai upaya untuk menemukan *hyperplane* optimal yang bertindak sebagai pemisah antara dua kelas di ruang *input* [6]. Penelitian ini menggunakan data ekspresi wajah dari sejumlah subjek yang menunjukkan berbagai emosi seperti senang, senyum, netral, sedih dan marah. Proses prediksi akan membutuhkan data deteksi wajah yang akan diproses kembali dengan model deteksi yang dihasilkan pada proses pelatihan [7]. Metode SVM telah terbukti efektif dalam mempelajari pola kompleks dalam data [8].

Support Vector Machine (SVM) Merupakan sistem pembelajaran berbasis optimisasi yang menggunakan ruang fiktif berupa fungsi linier dalam fitur berdimensi tinggi. Jika dibandingkan dengan Teknik lainnya, metode Support Vector Machine (SVM) merupakan teknologi baru [9]. Pada perkembangannya, SVM dapat diperluas untuk klasifikasi multi kelas. SVM multi kelas diperlukan pendekatan yang berbeda dengan kasus dua kelas [10]. Berdasarkan hal tersebut, maka penelitian ini dapat dilakukan untuk mengetahui seberapa besar tingkat akurasi, presisi, dan recall [11]. Kajian pustaka baru-baru ini memperkuat kerangka teori ini, menunjukkan bahwa SVM



efektif dalam pemisahan data dalam ruang besar, termasuk identifikasi ekspresi wajah. Oleh karena itu, SVM mempunyai konsep yang lebih kuat dan lebih jelas secara matematis [12]. Pengenalan pola dan ekspresi wajah telah menunjukkan bahwa penggabungan metode SVM dengan fitur ekspresi wajah dapat menghasilkan model mengenali emosi yang tepat.

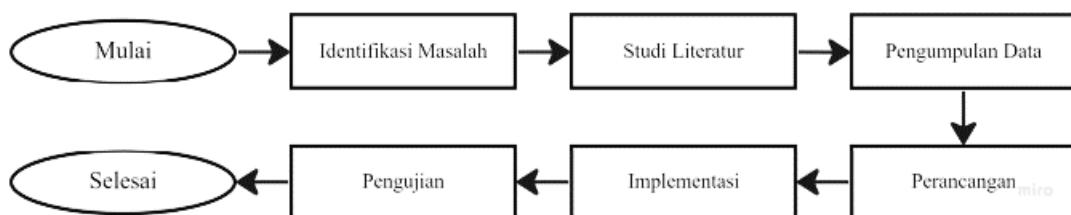
2. Metode Penelitian

Metode yang digunakan yaitu metode *Support Vector Machine* (SVM) sebagai klasifikasi ekspresi wajah Manusia [5]. SVM memiliki dasar dalam teori pembelajaran statistik yang memungkinkan penggunaannya untuk menghasilkan hasil yang lebih unggul dibandingkan dengan teknik statistik lainnya dan proses pelatihan SVM melibatkan pemilihan berbagai data pelatihan yang digunakan untuk pembelajaran dan pengembangan model klasifikasi [4]. *Support Vector Machine* (SVM) adalah metode klasifikasi yang menggunakan konsep mencari hyperplane (bidang pemisah) yang optimal dalam suatu ruang *feature* untuk memisahkan dua kelas [8]. Ini dicapai dengan mengukur tepi *hyperplane* dan mengidentifikasi titik maksimumnya.

Untuk mengekstraksi ciri ekspresi wajah, Histogram *Gradients* Orientasi digunakan. Histogram ini adalah fitur pemrosesan citra yang mengelompokkan nilai gradien piksel berdasarkan orientasi masing-masing bagian lokal gambar. Penelitian ini menyatakan bahwa HOG dan SVM menunjukkan hasil yang menjanjikan untuk mengklasifikasi ekspresi wajah [5]. Studi ini memberikan penjelasan tentang bagaimana HOG dan SVM dapat digunakan untuk pengenalan ekspresi wajah, serta kelebihan dan kekurangan dari penggunaan kedua teknik tersebut. Penelitian ini juga membahas penelitian terbaru di bidang ini.

2.1. Alur Penelitian

Metode *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2. Identifikasi Masalah

Kami menentukan masalah berdasarkan bidang ilmu, yaitu klasifikasi jenis ekspresi wajah: marah, sedih, senang, senyum dan netral dari citra tiap-tiap orang yang sudah kami ambil.

2.3. Studi Literatur

Tahap kedua yang kami lakukan adalah membaca literatur, mencari sumber jurnal, atau mencari penelitian tentang cara mengidentifikasi ekspresi wajah. Segala jenis teknik identifikasi dan ekstraksi ciri dapat menjadi jurnal terkait. Kami dapat memahami teori-teori yang relevan dengan penelitian kami dengan membaca karya ilmiah yang sudah ada. Ini akan membantu kami membuat kerangka berpikir yang kuat dan mengajukan pertanyaan penelitian yang tepat.

2.4. Pengumpulan Data

Pada langkah pengumpulan data, dataset yang akan digunakan adalah kumpulan citra dengan 100 citra berupa 20 citra untuk ekspresi marah, 20 citra untuk ekspresi sedih, 20 citra untuk ekspresi senang, dan 20 citra untuk ekspresi netral dan 20 citra untuk ekspresi senyum. Setiap ekspresi memiliki gambar grayscale berukuran 48 x 48 pixel.

2.5. Perancangan

Dua tahap yaitu pelatihan dan pengujian dilakukan setelah data dikumpulkan. Model dibuat dari data yang digunakan untuk tahap penilaian melalui proses pelatihan *Support Vector Machines* (SVM). Hasil ekstraksi fitur dimasukkan ke tahap verifikasi SVM untuk mempelajari dan mengklasifikasikan jenis ekspresi wajah. Setelah pemindaian selesai, kami akan mendapatkan data yang sama atau berkonsultasi dengan model data yang diperoleh pada fase pelatihan untuk menentukan ekspresi wajah mana yang diklasifikasikan.

2.6. Implementasi

Perangkat yang digunakan untuk menguji data yaitu dengan program python. Ini dimulai dengan memasukkan data pelatihan untuk model uji, dan kemudian data uji dimasukkan untuk mengetahui hasil klasifikasinya. Sehingga dalam pengimplementasiannya sangat baik untuk pengenalan ekspresi wajah seseorang.

2.7. Pengujian

Setelah tahap pengujian selesai, metode SVM digunakan untuk menghitung tingkat *accuracy*, *precision* dan *recall* dari total untuk setiap kelas data. Berikut rumus untuk menghitungnya:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Keterangan:

TP = Jumlah data positif yang diklasifikasikan sebagai *positive*

FP = jumlah data positif yang diklasifikasikan sebagai *negative*

FN = jumlah data negatif yang diklasifikasikan sebagai *positive*

TN = jumlah data negatif yang diklasifikasikan sebagai *negative*

3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian Menggunakan citra atau gambar berjumlah 100 citra. Dimana dibagi menjadi beberapa kelas yaitu marah, sedih, netral, senyum dan senang. Untuk tiap-tiap kelas dibagi menjadi 20 citra. Tiap kelas tersebut akan dibagi menjadi 2 data yaitu data latih dan data uji. Klasifikasi untuk pengujian akan dibagi dari 100 citra tersebut yaitu k1 dengan 20% data latih dan 80% data uji, k2 dengan 30% data latih dan 70% data uji, k3 dengan 40% data latih dan 60% data uji, dan k4 dengan 50% data latih dan 50% data uji.

Menentukan tingkat *accuracy*, *precision* dan *recall* harus memahami data positif dan data *negative*. Berikut konsep yang berkaitan dengan indentifikasi ekspresi wajah :

- 1) Ekspresi Sedih: Jika ekspresi wajah sedih diklasifikasikan dengan benar, maka dihitung sebagai *True Negative* (TN). Jika diklasifikasikan marah maka dihitung sebagai *False Positive* (FP), jika diklasifikasikan senang atau netral, maka dihitung sebagai *False Negative* (FN).
- 2) Ekspresi Senang: Jika ekspresi wajah senang diklasifikasikan dengan benar, maka dihitung sebagai *True Positive* (TP). Jika sebuah wajah sedih atau marah diklasifikasikan sebagai *False Positive* (FP), jika wajah netral atau senyum maka diklasifikasi sebagai *False Negative* (FN).
- 3) Ekspresi Netral: Jika ekspresi wajah netral diklasifikasikan dengan benar maka dihitung sebagai *True Positive* (TP). Jika wajah sedih atau marah diklasifikasikan sebagai FP, jika wajah senang atau senyum diklasifikasikan sebagai FN
- 4) Ekspresi Marah: Jika ekspresi wajah marah diklasifikasikan dengan benar, maka dihitung sebagai TN. Jika wajah sedih, maka diklasifikasikan sebagai FP, maka ini akan dihitung sebagai *False Positive* (FP). Jika wajah senang atau senyum, maka diklasifikasikan sebagai FN
- 5) Ekspresi Senyum: Jika ekspresi wajah senyum diklasifikasikan dengan benar, maka dihitung sebagai TP. Jika wajah sedih atau marah, maka diklasifikasikan sebagai FP, Jika wajah senang, maka ini akan dihitung sebagai *False Negative* (FN).

Berdasarkan konsep tersebut, selanjutnya data latih dan data uji akan digunakan dalam program.



Gambar 2. Contoh Hasil Pada Program

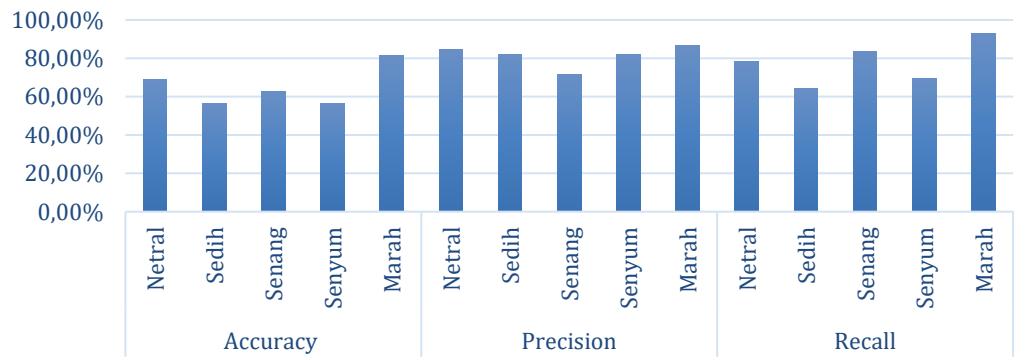
3.1. Klasifikasi Pertama (K1)

Pada klasifikasi pertama dibagi menjadi 20% data latih dan 80% data uji dengan menggunakan Bahasa pemograman python ditampilkan pada gambar 3. Pada Gambar 3, didapatkan nilai TP, TN, FP, dan FN berdasarkan data uji yang dimasukkan dalam program. Nilai-nilai tersebut didapatkan dengan memasukkan data pada program dan program akan membaca apakah sesuai dengan kelas dari data tersebut. Selanjut nilai-nilai tersebut akan dihitung untuk mencari *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

K1 : 20% ; 80%														
Data yang汉子nya Netral			Data yang汉子nya Sedih			Data yang汉子nya Senang			Data yang汉子nya Senyum			Data yang汉子nya Marah		
TP	FN (Senang & Senyum)	FP (Sedih & marah)	TN	FP (Marah)	FN (Senang, Netral, Senyum)	TP	FP (Marah & Sedih)	FN (Senang dan Netral)	TP	FP (Marah & Sedih)	FN (Senang dan Netral)	TN	FP (Marah)	FN (Senang, Senyum & Netral)
1			1		1	1			1			1		
1					1	1		1	1			1		
1			1				1				1	1		
1					1	1					1	1		
1			1			1				1		1		
1					1	1					1	1		
1			1				1		1			1		
1					1	1					1	1		
1			1			1					1	1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1			1				1					1		
1					1	1						1		
1	</													

Gambar 3. Hasil K1

Tingkat Confusion Matrix



Gambar 4. Tingkat Klasifikasi Setiap Kelas

Pada gambar 4, merupakan hasil tingkat kinerja setiap kelas dihitung dengan metode *confusion matrix*. *Accuracy* paling tinggi dari setiap kelas data uji adalah marah sebesar 81,25%. Ekspresi netral memiliki tingkat *accuracy* sebesar 68,75%. Ekspresi Senang memiliki tingkat *accuracy* sebesar 62,50%. Sedangkan sedih dan senyum memiliki tingkat *accuracy* paling kecil yaitu 56,25%.

Precision adalah ukuran dari seberapa baik model mengklasifikasikan data positif. *Precision* paling tinggi dari setiap kelas adalah marah sebesar 86,67%. Lalu diikuti oleh ekspresi netral sebesar 84,62%. Ekspresi sedih dan senyum sebesar 81,82%. Sedangkan ekspresi senang memiliki tingkat *precision* paling kecil yaitu 71,43%.

Recall adalah ukuran dari seberapa baik model dapat menemukan semua instansi dari kelas yang dinginkan. *Recall* paling tinggi ditempati oleh kelas ekspresi marah yaitu 92,86%. Lalu diikuti oleh Ekspresi senang sebesar 83,33%, ekspresi netral sebesar 78,57%, dan ekspresi senyum sebesar 69,23%. Tingkat *recall* paling rendah adalah sedih sebesar 64,29%.

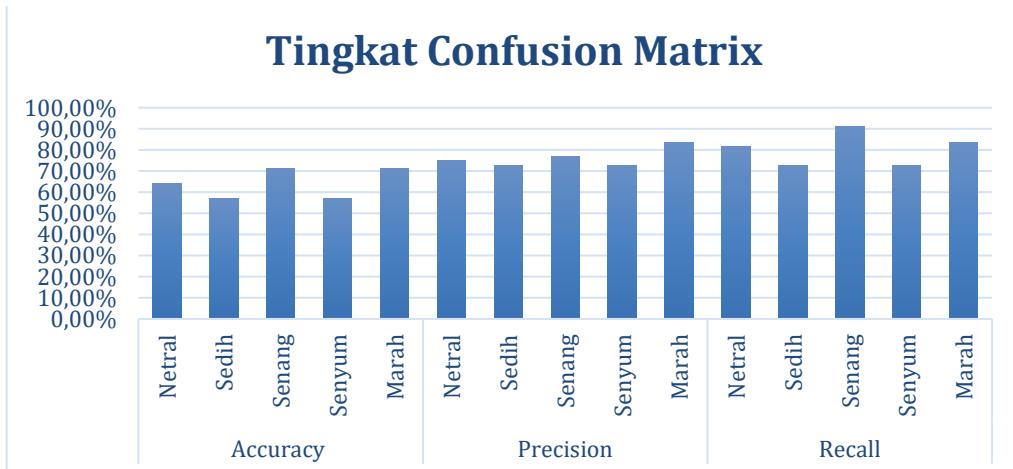
3.1 Klasifikasi Kedua (K2)

Pada klasifikasi Kedua dibagi menjadi 30% data latih dan 70% data uji dengan menggunakan Bahasa pemrograman python. Berikut hasil yang didapatkan:

K2 : 30% ; 70%														
Data yang harusnya Netral			Data yang harusnya Sedih			Data yang harusnya Senang			Data yang harusnya Senyum			Data yang harusnya Marah		
TP	FN (senang & senyum)	FP (Sedih & marah)	TN	FP (Marah)	FN (Senang, Netral, Senyum)	TP	FP (Marah & Sedih)	FN (Senyum dan Netral)	TP	FP (Marah & Sedih)	FN (Senang dan Netral)	TN	FP (Sedih)	FN (Senang, Senyum & Marah)
1			1			1			1				1	
	1				1	1						1		1
		1	1				1		1					1
				1			1					1	1	
				1				1					1	
					1							1		1
					1								1	
						1								1
							1							1
								1						1
									1					1
										1				1
											1			1
												1		
9	2	3	8	3	3	10	3	1	8	3	3	10	2	2

Gambar 5. Hasil K2

Selanjutnya nilai-nilai tersebut akan dihitung untuk mencari *accuracy*, *precision*, dan *recall*.



Gambar 6. Tingkat Klasifikasi Setiap Kelas

Dari gambar 6, *accuracy* marah dan senang memiliki presentasi paling tinggi yaitu sebesar 71,43%. Ekspresi netral memiliki tingkat *accuracy* sebesar 64,29%. Sedangkan ekspresi sedih dan senyum memiliki tingkat *accuracy* paling kecil yaitu 57,14%.

Precision paling tinggi dari setiap kelas adalah marah sebesar 83,33%. Lalu diikuti oleh ekspresi senang sebesar 76,92%. Ekspresi netral memiliki tingkat *precision* sebesar 75,00%. Sedangkan ekspresi sedih dan senyum memiliki tingkat *precision* paling kecil yaitu 72,73%.

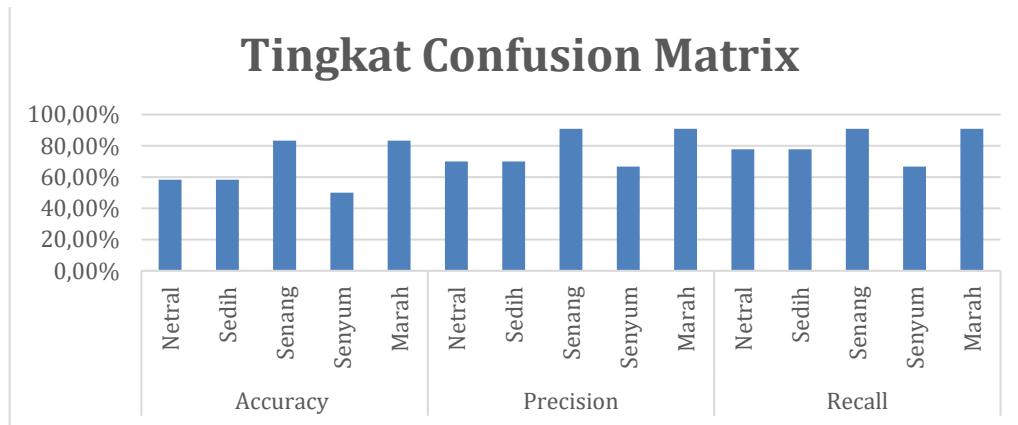
Recall paling tinggi ditempati oleh kelas ekspresi senang yaitu 90,91%. Lalu diikuti oleh ekspresi marah sebesar 83,33%, ekspresi netral memiliki presentasi sebesar 81,82%. Tingkat recall paling rendah yaitu ekspresi sedih dan senyum sebesar 72,73%.

3.2 Klasifikasi Ketiga (K3)

Pada klasifikasi Ketiga dibagi menjadi 40% data latih dan 60% data uji dengan menggunakan Bahasa pemrograman yang sama yaitu python. Berikut hasil yang didapatkan:

Gambar 7. Hasil K3

Menghitung *accuracy*, *precision* dan *recall* berdasarkan nilai dari setiap kelas pada gambar 7.



Gambar 8. Tingkat Klasifikasi Setiap Kelas

Dari gambar 8, *accuracy* marah dan senang memiliki presentasi paling tinggi yaitu sebesar 83,33%. Ekspresi netral dan sedih sebesar 58,33%. Sedangkan ekspresi senyum sebesar 50,00%.

Precision paling tinggi dari setiap kelas adalah ekspresi senang dan marah yaitu sebesar 90,91%. ekspresi

netral dan sedih sebesar 70,00%. Sedangkan ekspresi senyum memiliki tingkat *precision* paling kecil yaitu 66,67%. *Recall* paling tinggi ditempati oleh kelas ekspresi senang dan marah yaitu 90,91%. ekspresi netral dan sedih sebesar 77,78%. serta ekspresi senyum sebesar 66,67%.

3.3 Klasifikasi Keempat (K4)

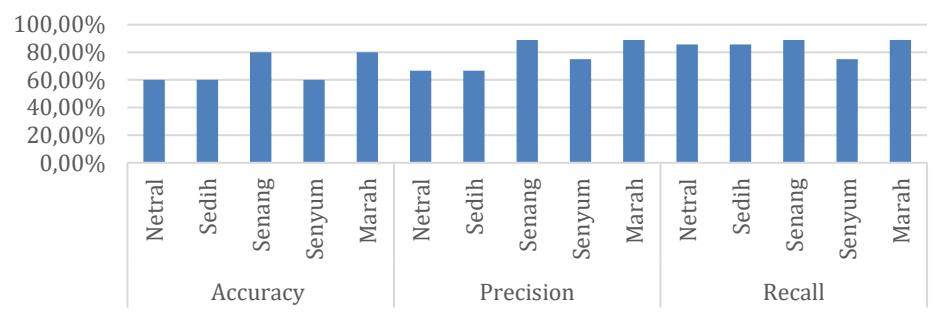
Pada klasifikasi keempat dibagi menjadi 50% data latih dan 50% data uji dengan menggunakan Bahasa pemograman yang sama yaitu python. Berikut hasil yang didapatkan.

k4 : 50% ; 50%											
Data yang harusnya Netral			Data yang harusnya Sedih			Data yang harusnya Senang			Data yang harusnya Marah		
TP	FP (Senang & senyum)	FN (Sedih & marah)	TN	FP (Marah)	FN (Senang, Netral, Senyum)	TP	FP (Marah & Sedih)	FN (Senang dan Netral)	TP	FP (Marah & Sedih)	FN (Senang dan Netral)
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	1	3	6	3	1	8	1	1	6	2	2

Gambar 9. Hasil K4

Menghitung *accuracy*, *precision* dan *recall* berdasarkan nilai dari setiap kelas pada gambar 9.

Tingkat Confusion Matrix



Gambar 10. Tingkat Klasifikasi Setiap Kelas

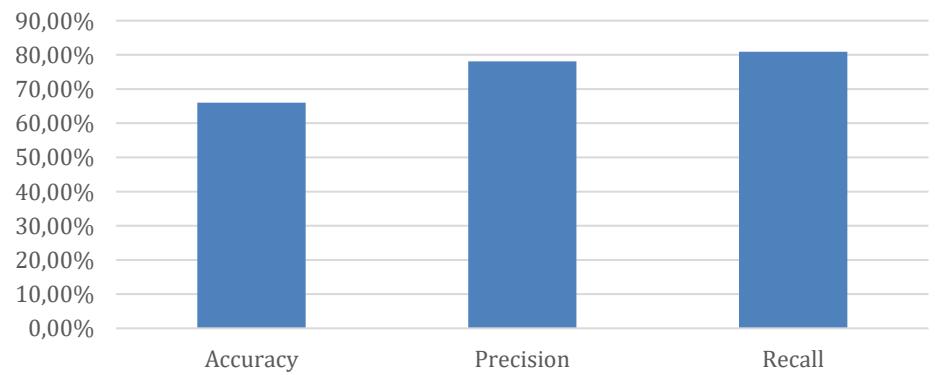
Dari gambar 10, *accuracy* marah dan senang memiliki presentasi paling tinggi yaitu sebesar 80,00%. Ekspresi netral, sedih dan senyum memiliki tingkat *accuracy* sama yaitu sebesar 60,00%. Hal ini karna data latih dan data uji memiliki presentasi yang sama besar.

Precision paling tinggi dari setiap kelas adalah ekspresi senang dan marah yaitu sebesar 88,89%. Lalu diikuti oleh ekspresi senyum memiliki presentasi sebesar 75,00%. Sedangkan ekspresi sedih dan netral memiliki tingkat *precision* paling kecil yaitu 66,67%.

Recall paling tinggi ditempati oleh kelas ekspresi senang dan marah yaitu 88,89%. Lalu diikuti oleh ekspresi netral dan sedih dengan presentasi sebesar 85,71%. Tingkat *recall* paling rendah yaitu ekspresi senyum sebesar 75,00%.

Dari keempat klasifikasi tersebut didapatkan rata-rata *confusion matrix* sebagai berikut:

Rata - Rata Confusion Matrix dari 4 klasifikasi



Gambar 11. Rata-rata Confusion Matrix

Dari gambar 11, tingkat rata-rata *accuracy* sebesar 65,99%. Tingkat rata-rata *precision* sebesar 78,08%. Tingkat rata-rata *Recall* sebesar 80,90%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pengujian yang didapat dari hasil dan pembahasan diatas, kesimpulan yang didapatkan dari hasil pengujian menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode klasifikasi SVM dengan objek citra bertipe ekspresi wajah mencapai rata-rata akurasi keseluruhan dari semua klasifikasi hampir sama. Dari keempat klasifikasi tersebut nilai *accuracy*, *precision* dan *recall* tidak berbeda jauh. Berdasarkan uji ekstraksi keempat klasifikasi dengan metode SVM diperoleh hasil rata-rata *accuracy* tertinggi dari masing-masing kelas yaitu pada jenis ekspresi marah dengan *accuracy* paling tinggi. Tingkat rata-rata tertinggi *accuracy* yang kedua yaitu ekspresi senang. tingkat rata-rata tertinggi *accuracy* ketiga yaitu ekspresi netral, lalu tingkat rata-rata tertinggi *accuracy* keempat yaitu ekspresi senyum dan tingkat rata-rata terendah *accuracy* yaitu ekspresi sedih. Tingkat *accuracy* dari keempat klasifikasi tersebut sebesar 65,99% hal ini menunjukkan bahwa dengan metode SVM sangat membantu dan mempermudah untuk indentifikasi ekspresi wajah manusia.

Referensi

- [1] Sihombing, R.S.I., Siregar, R.N.T., Sitorus, v., Sitompul, T.S., "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Journal of Creative Student Research (JCSR)*, vol. 1, no. 6, pp. 89–97, 2023.
- [2] Sidik, A.D.W.M, Suryana, A., Edwinanto., Artiyasa, M., Junfithrana, A.P., Kusumah, I.H., Imamulhak, Y., "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Teknik Filter Wavelet Gabor," *Jurnal Teknik Elektro*, vol. 3, no. 1, pp. 1–4, 2021.
- [3] Guntoro, A.S., Julianto E., Budiyanto, D., "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Informatika Atma Jogja*, vol. 3, no. 2, pp. 155–160, 2022.
- [4] Zalvadila, A. Purnawansyah., Syafie, L., Darwis, H., "Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN," *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol. 8, no. 3, pp. 255–260, 2023.
- [5] Renaldo, E., Widhiarso, W., "Klasifikasi Ekspresi Wajah dengan Algoritma Support Vector Machine," *Mdp Student Conference (MSC)*, vol. 2, no.13, pp. 114–119, 2023.
- [6] Aryawan, I.P.A., Purnama, I.N., Fredlina, K.Q., "Analisis Perbandingan Algoritma CNN dan SVM pada Klasifikasi Ekspresi Wajah," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 9, no.4, pp. 400–407, 2023.
- [7] Musa, P., Anam W.K., Musa S.B., "Pembelajaran Mendalam Pengklasifikasi Ekspresi Wajah Manusia dengan Model Arsitektur Xception pada Metode Convolutional Neural Network," *Journal of Science and Technology*, vol. 16, no.1, pp. 66–73, 2023.
- [8] Septiawan, Y., Chairani., "Perbandingan Akurasi Metode Deteksi Ujaran Kebencian dalam Postingan Twitter Menggunakan Metode SVM dan Decision Trees yang Dioptimalkan dengan Adaboost," *Jurnal TEKNIKA*, vol. 17, no.2, pp. 287–299, 2023.
- [9] Syahlan, M.S., Irmayanti, D., Alam, S., "Analisis Sentimen Terhadap Tempat Wisata dari Komentar Pengunjung dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, vol. 18, no.2, pp. 315–319, 2023.
- [10] Styawati., Hendrastusy, N., Isnain, A.R., Rahmadhani R.Y., "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja pada Twitter dengan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol. 6, no.3, pp. 150–155, 2021.
- [11] Julianto, R., Alamsyah D., "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Metode SVM dengan Transformasi Fourier dan PCA," *Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 2, no.1, pp. 1–12, 2021.
- [12] Pratiwi, R.W., H, S.F., Dairoh., Idah, D.I.A., A, Q.R., F, A.G., "Analisis Sentimen pada Review Skincare Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications*, vol. 1, no.1, pp. 40–42, 2021.