

Penerapan Principal Component Analysis Dan Random Forest Untuk Pengenalan Ekspresi Wajah

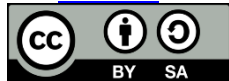
Application of Principal Component Analysis and Random Forest for Facial Expression Recognition

Panji Bintoro^{1*}, Ratnasari², Pangah Widiandana³

¹Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Aisyah Pringsewu, Indonesia

²Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Aisyah Pringsewu, Indonesia

³Institut Sains Teknologi dan Kesehatan Mulia, Yogyakarta, Indonesia

Article Info	ABSTRAK
Kata Kunci: <i>Pengenalan Wajah, Pengenalan Pola, PCA, RF</i>	Ekspresi wajah adalah bentuk pikiran yang merasuki orang, seperti kasih sayang yang diungkapkan dengan senyuman, dan cemberut adalah ekspresi sedih. Ini tentu saja mudah dikenali oleh manusia, tetapi tidak mudah untuk komputer. RF adalah metode klasifikasi yang mengandalkan hasil dan teori pembelajaran statistic untuk menjamin kinerja generalisasi. Pada penelitian ini terdapat 3 proses utama yaitu preprocessing, pengenalan, dan klasifikasi. Terdapat 7 kelas ekspresi wajah yang diklasifikasi yaitu ekspresi marah, netral, jijik, takut, senang, sedih, dan terkejut. Penelitian ini mengusulkan algoritma PCA untuk ekstraksi ciri dan algoritma RF pada pengujian, klasifikasi, dan pengenalan. Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa penggabungan algoritma PCA dan RF dapat melakukan klasifikasi ekspresi wajah manusia dengan baik dengan nilai akurasi saat pengujian 91,37% dan akurasi klasifikasi 91%. Hasil tersebut membuat algoritma RF cocok digunakan pada klasifikasi ekspresi wajah.
Keywords: <i>Facial Expression, Pattern Recognition, PCA, RF</i>	ABSTRACT Facial expressions are thought forms that pervade people, such as affection expressed with a smile and sadness expressed with a frown. This is, of course, simple for humans to recognize, but not for computers. RF is a classification method that uses statistical learning theory results to ensure generalization performance. There are five types of facial expressions, which are classified as anger, neutral, disgust, fear, happiness, sadness, and surprise. The PCA algorithm for feature extraction and the RF algorithm for testing, classification, and recognition are proposed in this research. According to the test results, the combination of the PCA and RF algorithms can classify human facial expressions well, with an accuracy value of 91,37 % during testing and 91% classification accuracy. As a result of these findings, the RF algorithm is suitable for classification of facial expressions.
	This is an open access article under the CC BY-SA license. 

Penulis Korespondensi:

Panji Bintoro,
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak,
Universitas Aisyah, Indonesia
Email: panjibintoro09@aisyahuniversity.ac.id

1 PENDAHULUAN

Wajah adalah cerminan pikiran dan tindakan berbicara lebih keras dari pada kata-kata. Salah satu bidang penelitian yang aktif di bidang komputer visi yaitu analisis perilaku manusia [1]. Ekspresi wajah sangat inventif, mampu menciptakan beraneka ragam emosi secara eksternal saat mengucapkan sebuah suara atau kata-kata [2]. Emosi memiliki peran kunci dalam komunikasi setiap individu dalam kehidupan sehari-hari. Informasi tak terucapkan terkadang bisa tersampaikan kepada oranglain melalui ekspresi wajah [3]. Melalui emosi seseorang dapat menciptakan atau menghancurkan suatu hubungan. Sementara suatu hubungan bisa ada karena kesamaan individu yang mengarah pada kenyamanan, hubungan juga bisa rusak karena situasi yang memicu perasaan negatif [4]. Sebagai contoh, rasa kasih sayang diungkapkan dengan senyum, dan mengerutkan dahi merupakan ungkapan rasa gelisah dan takut [5].

Pada penelitian ini menggunakan dua algoritma yaitu *Principal Components Analysis* (PCA) dan *Random Forest* (RF). Algoritma PCA bertujuan mereduksi dimensi yang berguna untuk menemukan vektor-vektor yang memiliki nilai terbaik untuk distribusi citra ekspresi wajah di dalam ruang citra masukan [6]. RF adalah metode klasifikasi yang mengandalkan hasil dari teori pembelajaran statistik untuk menjamin kinerja generalisasi [7]. RF menunjukkan akurasi klasifikasi yang baik bahkan saat jumlah data pelatihan yang tersedia sedikit, sehingga sangat cocok untuk pendekatan dinamis dan interaktif untuk pengenalan ekspresi [8].

Terdapat beberapa penelitian terkait pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode pembelajaran mesin seperti RF untuk melakukan tugas klasifikasi dengan beberapa teknik ekstraksi fitur. Penelitian [9] melakukan perilaku wajah menggunakan RF, untuk dataset yang digunakan adalah The Bosphorus dan JAFFE. Hasil penelitian tersebut adalah akurasi pengenalan pada RF adalah 89,5% pada 5 model kelas emosi dari dataset The Bosphorus, dan akurasi pengenalan pada dataset JAFFE adalah 90% pada model yang sama. Penelitian [10] melakukan pengenalan ekspresi wajah berdasarkan fitur khusus Logical Region dan RF, untuk dataset yang digunakan adalah CK+. Hasil penelitian tersebut adalah metode Local Binary Pattern dan RF mendapatkan akurasi 95,24 dengan jumlah 7 kelas. Penelitian [11] melakukan komparasi image matiching. Image logo digunakan untuk mengevaluasi image matching dan data tersebut dibagi menjadi 2 kelas yang bernilai 1 (citra asli) dan 0 (citra termanipulasi). Hasil dari penelitian tersebut metode RF mendapatkan akurasi 88,9%.

2 METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini metode penelitian yang akan digunakan adalah metode eksperimental. Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

2.1 Pengumpulan Data

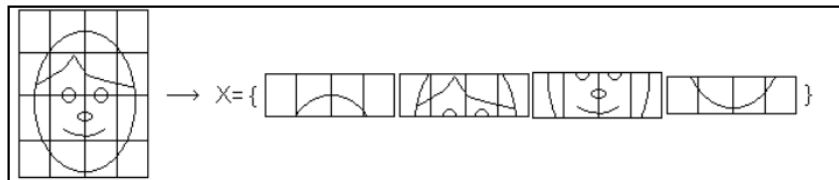
Data citra yang digunakan pada penelitan ini adalah citra ekspresi wajah berjumlah 981 buah citra yang diperoleh dari dataset *The Extended Chone-Kanade* (CK+). Citra ekspresi wajah berukuran terbagi dalam 7 kelas yaitu marah, jijik, takut, senang, netral, sedih, dan terkejut.

2.2 Preprocessing

Preprocessing adalah proses yang dilakukan terhadap data dengan tujuan agar data siap dijadikan input. Pada tahap ini preprocessing hanya dilakukan resize. Proses resize sangat diperlukan agar data memiliki dimensi yang cocok dengan kebutuhan.

2.3 Ekstraksi Ciri

Pada penelitian ini kami menggunakan metode ekstraksi ciri *Principal Components Analysis* (PCA). PCA digunakan untuk mengurangi dimensi resolusi citra ekspresi wajah dan untuk mengkonversi data variabel besar menjadi bentuk representasi dari variabel lain yang lebih kecil. Algoritma eigenfaces memanfaatkan *Principal Components Analysis* (PCA) untuk mereduksi dimensinya guna menemukan vektor-vektor yang mempunyai nilai terbaik untuk distribusi citra wajah di dalam ruang masukan. Jika lebar dan tinggi citra adalah n dan m pixel, banyaknya komponen dari vektor ini akan menjadi $N \times M$ [12]. Gambar 1 menunjukkan pembentukan vector wajah dari citra wajah.



Gambar 1. Pembentukan vector wajah dari citra wajah

Vektor ini mendefinisikan subruang dari citra-citra wajah dan subruang tersebut dinamakan ruang wajah (face space). Semua wajah-wajah dalam himpunan pelatihan diproyeksikan ke dalam ruang wajah untuk menemukan suatu himpunan bobot-bobot yang mendeskripsikan kontribusi dari tiap vektor dalam ruang wajah.

2.4 Random Forest

Pada penelitian ini kami menggunakan algoritma RF untuk pengujian dan klasifikasi. Algoritma RF adalah metode klasifikasi yang mengandalkan hasil dan teori pembelajaran statistik untuk menjamin kinerja generalisasi. Data ekspresi wajah yang tersimpan di Image Database dilakukan pengambilan feature extraction menggunakan PCA yang hasilnya berupa array dalam bentuk matrix yang berguna sebagai training examples. Pada tahap RF training dilakukan parameter settings seperti `n_estimators`, `criterion`, dan `max_depth` yang nantinya menghasilkan model RF terbaik untuk dilakukan klasifikasi. Hasil dari klasifikasi berupa accuracy, precision, recall, f1-score, dan target expression.

2.5 Implementasi dan uji coba

Model yang dirancang akan diimplementasikan ke dalam bahasa pemrograman python dengan menggunakan Google Colab. Parameter RF yang akan digunakan ada 7 (tujuh) yaitu `n_estimators`, `criterion`, `max_depth`, `min_samples_split`, `min_samples_leaf`, `min_weight_fraction_leaf`, dan `max_features`. Kemudian dilakukan uji coba terhadap model yang telah diimplementasikan dengan menggunakan data testing yang sudah disiapkan.

2.6 Pelatihan dan pengujian model

Model yang sudah melalui pelatihan pengujian selanjutnya dilakukan evaluasi. Kinerja model RF dilakukan analisis menggunakan confusion matrix dan diukur dengan menggunakan nilai accuracy, precision, recall, dan f1-score. Gambar 3 menunjukkan ilustrasi dari confusion matrix [13].

		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	True Positive	False Positive
	0 (Negative)	False Negative	True Negative

Gambar 3. *Confusion matrix*.

Berdasarkan gambar di atas terdapat empat istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi pada *confusion matrix*. Istilah tersebut yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) yang dapat diperoleh nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Nilai *accuracy* menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar. Dengan kata lain, nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data. Nilai *precision* menggambarkan jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif. Nilai *recall* menunjukkan berapa persen data kategori positif yang terklasifikasikan dengan benar oleh sistem. Nilai *f1-score* menggambarkan perbandingan rata-rata *precision* dan *recall* yang dibobotkan.

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

$$Precision = \frac{TP}{FP + TP} * 100\% \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP} * 100\% \quad (3)$$

$$F1 - score = 2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (4)$$

dimana:

- TP merupakan *True Positive*, yaitu jumlah data *positive* yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
- TN merupakan *True Negative*, yaitu jumlah data *negative* yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.
- FP merupakan *False Positive*, yaitu jumlah data *positive* namun terklasifikasi salah oleh sistem.

d. FN merupakan *False Negative*, yaitu jumlah data *negative* namun terklasifikasi salah oleh sistem.

3 HASIL DAN ANALISIS

3.1 Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset The Extended Chone-Kanade (CK+). Data terbagi dalam 7 kelas yaitu marah, jijik, takut, senang, netral, sedih, dan terkejut. Tabel 1 menunjukkan pembagian data setiap kelas dan Gambar 4 menunjukkan contoh ekspresi wajah setiap kelas.

Tabel 1. Pembagian dataset

Kelas	Jumlah
Marah	135 data
Jijik	177 data
Takut	75 data
Senang	207 data
Netral	54 data
Sedih	84 data
Terkejut	249 data
Total	981 data



Gambar 3. Ekspresi wajah setiap kelas.

Hasil pengumpulan data yang telah dilakukan ekspresi marah mendapatkan 135 data, ekspresi jijik mendapatkan 177 data, ekspresi takut mendapatkan 75 data, ekspresi senang mendapatkan 207 data, ekspresi netral mendapatkan 54 data, ekspresi sedih mendapatkan 84 data, ekspresi terkejut mendapatkan 249 data, dan total semua data yang dikumpulkan berjumlah 981 data. Selanjutnya citra ekspresi wajah yang berukuran 48x48 pixel dilakukan resize menjadi 120x120 pixels. Data dibagi menjadi data training dan testing dengan rasio 80%:20%.

3.2 Random Forest

Data yang sudah dikumpulkan dan dipreprocessing selanjutnya diunggah ke google drive kemudian dikoneksikan dengan google colab untuk diambil ekstraksi ciri menggunakan PCA. Setelah mendapatkan ekstraksi ciri berupa vector, kami mencari model RF dengan parameter yang optimal yang digunakan untuk proses pelatihan. Parameter RF yang digunakan adalah *n_estimators*, *criterion*, *max_depth*, dan *min_samples_split* dengan waktu 14 detik untuk mencari parameter yang optimal. Parameter *n_estimators* adalah parameter penalty yang memakili klasifikasi. Parameter *criterion* adalah pengganda parameter *n_estimators* untuk setiap kelas dan dihitung berdasarkan parameter *criterion*. Parameter *max_depth* bertujuan mengambil ruang *input* berdimensi rendah dan mengubahnya menjadi ruang berdimensi lebih tinggi. Parameter *min_samples_split* bertujuan menentukan seberapa jauh pengaruh perhitungan garis pemisah yang dapat diterima. Selanjutnya metode RF dilakukan pengujian untuk mengetahui tingkat akurasi. Hasil pengujian dengan metode RF menunjukkan akurasi yang bagus yaitu 91,37%. Langkah selanjutnya dilakukan evaluasi model menggunakan confusion matrix yang bertujuan untuk mengukur kinerja model RF dalam mengklasifikasikan data. Kinerja model RF diukur dengan menggunakan nilai accuracy, precision, recall, dan f1-score. Gambar 4 menunjukkan hasil confusion matrix dan Tabel 2 menunjukkan hasil evaluasi model RF.

	anger	disgust	fear	happy	neutral	sadness	surprise
anger	29	1	0	0	2	1	0
disgust	3	36	0	0	0	0	2
fear	0	0	7	2	0	0	0
happy	0	0	0	37	0	0	0
neutral	0	0	0	0	10	1	0
sadness	0	0	0	0	0	14	2
surprise	0	1	0	0	0	2	47
	anger	disgust	fear	happy	neutral	sadness	surprise

Gambar 4. Confusion matrix model RF

Tabel 2. Hasil evaluasi model RF.

<i>Accuracy</i>	0,91		
Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Marah	0.88	0.91	0.89
Jijik	0.88	0.95	0.91
Takut	0.78	1.00	0.88
Senang	1.00	0.95	0.97
Netral	0.91	0.83	0.87
Sedih	0.88	0.78	0.82
Terkejut	0.94	0.92	0.93
Average	0.89	0.91	0.90

Pengujian di atas menunjukkan bahwa evaluasi terhadap model RF menunjukkan hasil yang baik, dapat dilihat dari accuracy, precision, recall, dan f1-score. Selanjutnya dilakukan prediksi untuk beberapa data yang bertujuan untuk mengetahui data yang diprediksi sesuai dengan kelasnya atau belum. Gambar 5 menunjukkan hasil prediksi model RF.



Gambar 5. Hasil prediksi model RF

Hasil prediksi menggunakan model RF menunjukkan bahwa data sudah berhasil dikenali sesuai dengan kelasnya. Sehingga model RF yang kami pilih pada penelitian ini berhasil untuk pengenalan ekspresi wajah.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil klasifikasi dan pengenalan dengan menggunakan metode PCA dan RF, sistem dapat melakukan klasifikasi dan pengenalan dengan baik. Penelitian menggunakan metode RF memperoleh hasil presentase akurasi sebesar 91,37% dan hasil evaluasi klasifikasi mendapatkan akurasi sebesar 91%, sehingga pada penelitian ini metode RF dapat dikatakan sebagai metode terbaik.

REFERENSI

- [1] Ijjina, E. P., & Mohan, C. K. (2014). Facial expression recognition using kinect depth sensor and convolutional neural networks. *Proceedings - 2014 13th International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2014*, 392–396. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2014.70>
- [2] M. Kabir, T. Anik, M. Abid, M. Mrida, M. H. (2021). Facial expression recognition using CNN-LSTM Approach.pdf. 1–6.
- [3] Zhang, C., & Zhu, C. (2020). Facial Expression Recognition Integrating Multiple CNN Models. *2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications, ICC3 2020*, 1410–1414. <https://doi.org/10.1109/ICC351575.2020.9345285>
- [4] Puspitasari, I., Yudhana, A., Wati, D. E., & ... (2021). Recognizing Micro Expression Pattern Using Convolutional Neural Networks (CNN) Method During Emotion Regulation Training for Parents in The Pandemic Era. ... of Innovation Science ..., 246–252. <https://ahlimediapress.com/prosiding/index.php/icistech/article/view/88>
- [5] Abidin, Z., & Harjoko, A. (2011). Facial Expression Recognition By Using Fisherface Methode With Backpropagation Neural Network. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 5(1), 83–91. <https://doi.org/10.22146/ijccs.2010>
- [6] Turk, Mathew. A & Petland, Alex. T (1991)., Face Recognition Use Eigenfaces: *Proceedings of the 21st IEEE Conference* (586-591)
- [7] N. Cristianini, J. S. T. (2000). *An Introduction to Random Forest*.
- [8] Dagher, I., Dahdah, E., & Al Shakik, M. (2019). Facial expression recognition using three-stage random forest. *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, 2(1). <https://doi.org/10.1186/s42492-019-0034-5>
- [9] A., H., A., T., & T., A. (2016). Face Behavior Recognition Through Random Forest. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(1), 101–108. <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2016.070115>
- [10] Ghimire, D., Jeong, S., Lee, J., & Park, S. H. (2017). Facial expression recognition based on local region specific features and random forest. *Multimedia Tools and Applications*, 76(6), 7803–7821. <https://doi.org/10.1007/s11042-016-3418-y>
- [11] Umar, R., Riadi, I., & Faroek, D. A. (2020). A Komparasi Image Matching Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Random Forest (RF). *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(2), 124–131. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i2.2226>
- [12] Puji, R. D., 2007, *Aplikasi Metode Eigenfaces Untuk Pengenalan Wajah*, Skripsi, Teknik Informatika, Univ. Ahmad Dahlan, Yogyakarta.
- [13] Masías, V. H., Valle, M., Morselli, C., Crespo, F., Vargas, A., & Laengle, S. (2016). Modeling verdict outcomes using social network measures: The watergate and caviar network cases. *PLoS ONE*, 11(1), 1–24. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0147248>