

ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA CNN DAN SVM PADA KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH

I Putu Agus Aryawan¹⁾ I Nyoman Purnama²⁾ Ketut Queena Fredlina³⁾

Program Studi Teknik Informatika^{1) 2) 3)}

Fakultas Teknologi Informasi Dan Desain, Universitas Primakara, Denpasar, Bali^{1) 2) 3)}

agusputu756@gmail.com¹⁾ purnama@primakara.ac.id²⁾ queena@primakara.ac.id³⁾

ABSTRACT

This research uses Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) in facial expression recognition. The data used consists of 3600 images of facial expressions, divided into training and testing data with a ratio of 20:80. At CNN, three tests were carried out with different epoch values. The results show that at epoch 25, the resulting accuracy is 32%. At epoch 50, the accuracy increased to 35%, but at epoch 100, the accuracy again decreased to 32%. The highest accuracy for CNN occurs at epoch 50. Meanwhile, SVM produces an accuracy of 61.39%, which is higher than CNN. This shows that SVM has better performance in recognizing facial expressions in this dataset. Even though CNN has lower performance than SVM in this case, this research provides an understanding of the performance of both methods in facial expression recognition. These results can be the basis for developing better methods in the future using Deep Learning techniques to improve the accuracy of facial expression recognition.

Keywords: Support Vector Machine, Convolutional Neural Network, Epoch, Deep Learning, Accuracy, Expression, Testing.

ABSTRAK

Penelitian ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan Support Vector Machine (SVM) dalam pengenalan ekspresi wajah. Data yang digunakan terdiri dari 3600 gambar ekspresi wajah, dibagi menjadi data train dan testing dengan rasio 20:80. Pada CNN, dilakukan tiga pengujian dengan nilai epoch yang berbeda. Hasilnya menunjukkan bahwa pada epoch 25, akurasi yang dihasilkan adalah 32%. Pada epoch 50, akurasi meningkat menjadi 35%, tetapi pada epoch 100, akurasi kembali menurun menjadi 32%. Akurasi tertinggi pada CNN terjadi pada epoch 50. Sementara itu, SVM menghasilkan akurasi sebesar 61.39%, yang lebih tinggi dibandingkan dengan CNN. Ini menunjukkan bahwa SVM memiliki kinerja yang lebih baik dalam pengenalan ekspresi wajah pada dataset ini. Meskipun CNN memiliki performa yang lebih rendah dibandingkan SVM dalam kasus ini, penelitian ini memberikan pemahaman tentang kinerja kedua metode dalam pengenalan ekspresi wajah. Hasil ini dapat menjadi dasar untuk pengembangan metode yang lebih baik di masa depan menggunakan teknik Deep Learning guna meningkatkan akurasi pengenalan ekspresi wajah.

Kata Kunci : Support Vector Machine, Convolutional Neural Network, Epoch, Deep Learning, Akurasi, Ekspresi, Pengujian.

PENDAHULUAN

Ekspresi wajah merupakan sarana komunikasi non-verbal yang digunakan untuk membaca pikiran dan emosi seseorang. Ekspresi wajah juga mencerminkan makna tersirat yang mendalam, yang penting untuk dipahami dalam komunikasi nonverbal. Oleh karena itu, pengenalan makna ekspresi wajah menjadi

penting dalam berbagai bidang, seperti di pertokoan, sekolah, instansi pemerintah, dan dalam aplikasi teknologi seperti face lock, pengenalan wajah di media sosial, dan lainnya. Pengenalan ekspresi wajah dapat dilakukan melalui teknik Machine Learning, khususnya dengan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang telah terbukti efektif dalam pengenalan citra[1].

CNN berusaha meniru sistem pengenalan gambar dari visual cortex manusia dan telah berhasil mencapai hasil signifikan dalam pengenalan citra, termasuk pengenalan ekspresi wajah. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan CNN dalam pembelajaran mendalam dapat mencapai akurasi hingga 95% dalam pengenalan ekspresi wajah. Namun, ada juga penelitian lain yang mengklasifikasikan gambar menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan akurasi mencapai 92%[2].

Kedua metode, CNN dan SVM, dapat dievaluasi kinerjanya menggunakan matriks konfusi untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Perbandingan performa antara kedua algoritma ini dapat dilakukan dengan menguji klasifikasi ekspresi wajah. Diharapkan hasil perbandingan ini dapat memberikan data yang relevan dan berguna dalam pengujian kedua algoritma tersebut untuk pengenalan ekspresi wajah[2].

TINJAUAN PUSTAKA

Pengertian Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah mencerminkan emosi dan reaksi seseorang. Komunikasi non-verbal ini penting dalam interaksi sosial. Melalui senyum, marah, atau kesedihan, ekspresi wajah menyampaikan perasaan tanpa kata-kata. Pemahaman ekspresi wajah membantu interaksi manusia lebih empati dan efektif. Penelitian dan teknologi semakin mengembangkan pengenalan ekspresi wajah untuk berbagai keperluan. Dalam psikologi dan ilmu sosial, penting untuk memahami ekspresi wajah sebagai sarana komunikasi mendalam yang berdampak pada kehidupan sehari-hari[3].

Image Processing

Pemrosesan citra adalah suatu bidang ilmu yang mempelajari tentang cara mengolah citra digital untuk mengekstrak informasi yang berguna. Ini bisa meliputi berbagai macam hal, seperti meningkatkan kualitas citra, menghilangkan noise, atau mengenali pola dan objek dalam citra. Pemrosesan citra sering digunakan dalam aplikasi seperti pengenalan

wajah, pengenalan objek, dan pengolahan bahasa alami. Eksplorasi citra bertujuan untuk mengekstrak informasi yang berguna dari citra. Ini dapat meliputi operasi seperti konvolusi, pooling, atau transformasi Fourier[4].

Machine Learning

Machine learning adalah suatu bidang dalam ilmu komputer yang berkaitan dengan pengembangan teknik dan metode yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya dalam melakukan tugas-tugas tertentu tanpa secara eksplisit diprogram. Dalam machine learning, komputer menggunakan algoritma untuk mengidentifikasi pola dalam data dan membuat prediksi atau keputusan berdasarkan pola-pola ini[5].

Python

Python merupakan bahasa pemrograman yang diinterpretasikan dan terkenal karena kemudahannya dalam pembelajarannya. Salah satu fokus utama dari Python adalah keterbacaan kode. Dengan kata lain, Python dirancang untuk memiliki sintaks yang jelas, lengkap, dan mudah dipahami oleh programmer. Kode Python juga umumnya lebih pendek dibandingkan dengan bahasa pemrograman lainnya, karena kemampuannya untuk menyelesaikan tugas dengan sintaks yang minimal[6]. Hal ini memudahkan programmer dalam membaca, memahami, dan memelihara kode Python. Secara keseluruhan, Python memang dirancang untuk menjadi bahasa pemrograman yang mudah dipelajari, dengan kode yang jelas, lengkap, dan mudah dipahami. Hal ini membuat Python populer di kalangan pemula, serta banyak digunakan dalam berbagai aplikasi dan proyek pengembangan perangkat lunak[4].

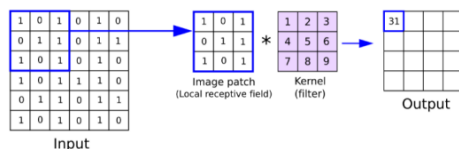
CNN (Convolutional Neural Network)

Convolutional Neural Networks atau biasa dikenal dengan CNN merupakan salah satu dari algoritma deep learning, umumnya berbentuk algoritma dua dimensi, mengikuti konsep pengembangan multi-layer perceptrons (MLPs) yang dirancang untuk mengolah data, misalnya[7]. Ini digunakan untuk memproses

data seperti gambar dan suara. Algoritma CNN memiliki network depth layer dan banyak juga yang diimplementasikan pada data tipe citra, sehingga CNN merupakan salah satu jenis algoritma deep neural network. CNN biasanya digunakan untuk mengidentifikasi objek atau adegan. Operasi linier dalam metode CNN adalah proses konvolusional, bobot empat dimensi dalam bentuk koleksi dari kernel. Algoritma CNN memiliki layer dengan kemampuan untuk melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi[1].

Convolutional Layer

Lapisan convolutional adalah salah satu tahapan, proses utama dalam arsitektur CNN yang melakukan operasi convolutional pada input. Konvolusi adalah istilah matematika di mana kombinasi dua fungsi menjadi fungsi ketiga (kombinasi dua set informasi). Output dari konvolusi layer diperoleh dari konvolusi antara input dan filter. Ini adalah tumpukan kernel untuk menghasilkan peta fitur[8].



Pooling Layer

Operasi pooling atau penyatuan adalah pengurangan dimensi dari matriks dengan menggunakan filter dan ukuran langkah (jumlah pergeseran) yang ditentukan pada peta fitur[9]. Ada beberapa teknik pooling seperti: B. Penyatuan maksimum dari nilai maks dan penyatuan rata-rata mengambil rata-rata dengan mempertimbangkan ukuran dinamis dari input. Di bawah ini adalah deskripsi visualisasi singkat dari kumpulan Max, bersama dengan kemiripannya dengan kumpulan rata-rata[10].



Fully Connected Layer

Lapisan yang terhubung sepenuhnya adalah lapisan yang umum digunakan di MLP yang tujuannya adalah untuk melakukan transformasi dimensi data sehingga data dapat diklasifikasikan secara linier[11]. Setelah neuron di lapisan konvolusional diubah menjadi data satu dimensi, neuron dimasukkan ke dalam lapisan yang terhubung sepenuhnya dengan mengubah neuron di lapisan konvolusional menjadi 1D, data kehilangan informasi spasial secara permanen. Lapisan yang terhubung sepenuhnya hanya dapat diimplementasikan pada akhir jaringan[10].

SVM (Support Vector Machine)

Konsep SVM dapat dengan mudah dijelaskan sebagai upaya untuk menemukan hyperplane optimal yang bertindak sebagai pemisah antara dua kelas di ruang input. Support Vector Machines (SVM) adalah metode pembelajaran terawasi yang digunakan untuk klasifikasi. Model klasifikasi SVM bekerja dengan mencoba memisahkannya dari kelas atau label manapun dengan margin sebesar mungkin[12]. Oleh karena itu, SVM adalah metode pembelajaran terawasi dan sering digunakan untuk klasifikasi regresi vektor pendukung atau klasifikasi vektor pendukung. Algoritma SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal dengan mencari jarak antar kelas. Hyperplane pada SVM merupakan fitur yang dapat digunakan untuk memisahkan satu class dengan class lainnya. Fungsi dua dimensi yang digunakan dalam klasifikasi antar kelas disebut garis, fungsi tiga dimensi disebut bidang, dan fungsi yang biasa digunakan untuk klasifikasi dalam kelas dimensi yang lebih tinggi dari tiga disebut bidang hiper[13].

Parameter C

Dalam SVM, C merupakan parameter yang digunakan untuk mengatur sejauh mana model SVM memperbolehkan kesalahan klasifikasi pada data latihan. Nilai C yang lebih besar akan memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan klasifikasi, yang mengakibatkan model SVM berusaha untuk secara ketat memisahkan data latihan, tetapi dapat menyebabkan overfitting. Sebaliknya, nilai C yang lebih kecil akan memberikan

toleransi yang lebih besar terhadap kesalahan klasifikasi, yang menghasilkan margin yang lebih luas tetapi dapat menyebabkan underfitting[14].

Parameter Gamma

Secara lebih teknis, parameter gamma mengatur seberapa jauh pengaruh dari setiap contoh pelatihan dalam pembentukan hyperplane pemisah dalam SVM. Nilai gamma yang tinggi akan menyebabkan setiap contoh pelatihan memiliki pengaruh yang lebih terlokalisasi, sehingga hyperplane pemisah akan lebih kompleks, dapat menyesuaikan dengan setiap contoh pelatihan secara tepat[15].

Epoch

Epoch pada machine learning adalah satu siklus melalui seluruh dataset pelatihan yang digunakan untuk melatih sebuah model. Dalam setiap epoch, model akan menerima input data pelatihan, melakukan perhitungan forward dan backward propagation, dan memperbarui parameter-parameter model berdasarkan hasil perhitungan tersebut. Pada setiap epoch, data pelatihan dibagi menjadi beberapa batch yang lebih kecil. Model akan menghitung prediksi untuk setiap batch tersebut, membandingkan prediksi dengan nilai yang sebenarnya, dan menghitung kesalahan (error) antara keduanya[16].

Matriks Konfusi (*Confusion Matrix*)

Menghitung nilai akurasi dalam pembelajaran mesin atau Machine Learning biasa disebut dengan konfusi matriks. Pada dasarnya, konfusi matriks memberikan informasi komparatif tentang hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dalam bentuk hasil klasifikasi aktual dan model[17].

		Actual True	
		True	False
Prediction Value	True	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	False	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Akurasi adalah proporsi prediksi yang benar dari seluruh prediksi yang dibuat oleh model. Akurasi dapat dihitung dengan cara menjumlahkan jumlah prediksi yang benar (TP + TN) dan membagi dengan jumlah seluruh prediksi (TP + TN + FP + FN)[18].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Presisi adalah proporsi data positif yang benar dari seluruh data positif yang diprediksi oleh model. Presisi dapat dihitung dengan cara menjumlahkan jumlah prediksi yang benar (TP) dan membagi dengan jumlah seluruh data positif yang diprediksi oleh model (TP + FP)[18].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

Recall adalah proporsi data positif yang benar dari seluruh data positif sebenarnya. Recall dapat dihitung dengan cara menjumlahkan jumlah prediksi yang benar (TP) dan membagi dengan jumlah seluruh data positif sebenarnya (TP + FN)[18].

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

F1-score adalah salah satu metrik evaluasi yang paling umum digunakan dalam bidang pengenalan pola dan pembelajaran mesin untuk mengukur kinerja model klasifikasi. Metrik ini menggabungkan presisi dan daya ingat menjadi satu skor yang memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model[18].

$$F1-score = F1 = \frac{2x Recall x Precision}{Recall+Precision}$$

METODE PENELITIAN

Teknik Pengumpulan Data

Melakukan studi literatur, dengan mempelajari dan memahami referensi dari berbagai sumber seperti buku jurnal penelitian yang terkait dengan perbandingan CNN dan SVM pada klasifikasi

Jenis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data kualitatif dan kuantitatif. Data kualitatif yaitu data dokumentasi dengan

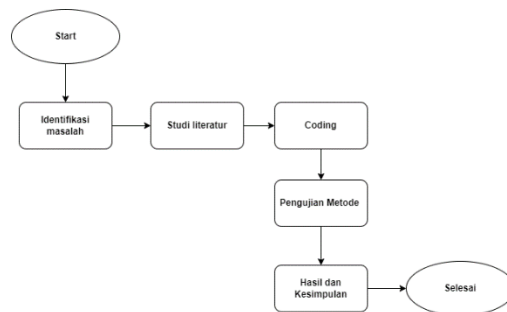
teknik penumpulan data gambar yang akan digunakan dalam melakukan perbandingan metode ini. Sedangkan data kuantitatif digunakan dalam menentukan hasil dari perbandingan metode

Sumber Data

Sumber data yang terkandung dalam penelitian ini menggunakan data sekunder ini diperoleh dari buku - buku, jurnal penelitian yang membahas mengenai Perbandingan metode CNN dan SVM Pada klasifikasi wajah.

Alur Penelitian

Tahapan dari pelaksanaan penelitian ini dimulai dari

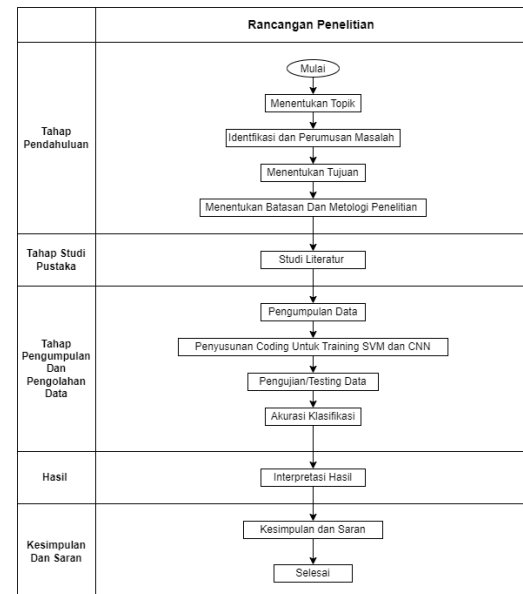


Berdasarkan gambar di atas dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah, dalam hal ini peneliti melaksanakan penelusuran permasalahan yang terjadi yang dimana untuk menentukan topik yang diambil dalam penelitian ini.
2. Studi Literatur, Mengenai studi literatur disini peneliti mengembangkan akan teori dari permasalahan dalam penelitianan. Teori ini akan digunakan sebagai tujuan dalam memecahkan masalah.
3. Coding, dalam hal ini peneliti akan memulai melakukan pembuatan coding dari metode CNN dan SVM yang akan diuji.
4. Pengujian Metode, peneliti melakukan pengujian dari metode CNN dan SVM yang akan dibandingkan yang nantinya akan mendapatkan hasil perbandingan.

5. Hasil akan memberikan semua permasalahan yang akan dirumuskan dalam penelitian ini. Hal ini karena perumusan keputusan dalam tindakan didasarkan pada hasil yang didapatkan.

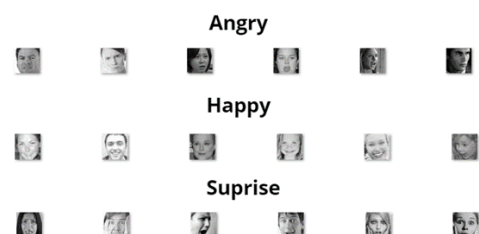
Rancangan Penelitian



Dengan langkah-langkah tersebut, penelitian akan memiliki landasan kokoh dan memberikan wawasan yang jelas tentang klasifikasi ekspresi wajah berdasarkan kelas, serta relevansinya dalam konteks penelitian dan perkembangan ilmu pengetahuan di bidang tersebut.

Hasil Dan Pembahasan

Dalam Pengujiannya di mulai dari membagi dataset menjadi data pelatihan dan pengujian merupakan langkah penting dalam proses pelatihan dan penilaian pembelajaran mesin. Dengan membagi kumpulan data menjadi dua kumpulan terpisah, kita dapat melatih model pada data pelatihan dan menguji kinerja model dengan data uji yang



belum pernah ada sebelumnya.

Peneliti dalam penelitian ini menggunakan tiga kategori gambar yang berkaitan dengan ekspresi wajah, yaitu Angry, Happy, dan Surprise. Mereka memiliki kumpulan data 3.600 gambar yang disiapkan untuk masing-masing kategori ini. Dataset akan dibagi menjadi data training dan data testing dengan skenario rasio 80% : 20%.

Data Training	Data Testing
80%	20%
2.880	720

Hasil Dari CNN

Setelah melalui beberapa proses pada algoritma neural convolutional Jaringan (CNN) menerima hasil pelatihan dan validasi. Proses ini menggunakan perbedaan jumlah epoch, maka epoch yang digunakan dalam penelitian ini bervariasi antara 25, 50 sampai 100 epoch.

berikut hasil yang telah di dapatakan oleh parameter yang digunakan dalam algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dimana diperoleh hasil training dan validation. Proses ini memakai jumlah 25 epoch, nilai learning rate 0,001, dan optimizer Adam.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.33	0.28	0.30	240
1	0.32	0.35	0.34	240
2	0.32	0.33	0.33	240
accuracy			0.32	720
macro avg	0.32	0.32	0.32	720
weighted avg	0.32	0.32	0.32	720

Pada Gambar 4.6 dapat dilihat nilai akurasi dari pelatihan tersebut Modelnya adalah 0,32 atau 32%, yang merupakan nilai titik masing-masing dari f1 peringkatnya adalah 33% untuk Angry, 32% untuk Happy dan 32% untuk Surprise. Sedangkan berdasarkan Gambar 4.6 hasil dari training Nilai yang didapatkan dari hasil akhir epoch adalah nilai accuracy 99%, validasi loss 1.3605% dan akurasi validasi 75,43%.

Perbandingan Nilai Epoch Pada CNN

Menentukan nilai suatu epoch biasanya menjadi tugas peneliti banyak sampel.

Pengoptimal Adam itu sendiri disebut parameter reguler menghasilkan model CNN terbaik. Berikut hasil perbandingannya Hasil pelatihan epoch.

Epoch	Accuracy matrix confusion	Accuracy Validation	Loss Validation
25	32%	75.43%	1.3605
50	35%	76.14%	1.7748
100	32%	76.86%	1.9755

Dari hasil tersebut terlihat bahwa akurasi validasi secara bertahap meningkat dari 75,43% pada epoch 25 menjadi 76,14% pada epoch 50 dan akhirnya mencapai 76,86% pada epoch 100. Namun, akurasi dari matriks konfusi tidak meningkat secara signifikan selama pengulangan. Sementara itu, loss validasi cenderung meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah epoch. Epoch 25 memiliki validasi loss yang lebih rendah (1.3605), sedangkan Epoch 100 memiliki validasi loss yang lebih tinggi (1.9755). Dalam hal peningkatan akurasi validasi, Epoch 50 menunjukkan peningkatan yang lebih baik daripada Epoch 25 dan 100. Namun, saat memilih periode waktu yang optimal, bukan hanya akurasi validasi yang harus dipertimbangkan, tetapi juga faktor lain seperti akurasi matriks konfusi dan validasi loss.

Hasil Dari SVM

Sebelumnya sudah di siapkan dataset gambar ekspresi wajah yang telah dikategorikan sesuai dengan labelnya (seperti Angry, Happy, Surprise). Dataset ini akan digunakan untuk melatih dan menguji model SVM. Dalam pengujian ini parameter pada SVM telah di tentukan yaitu {'C': [1, 10, 100], 'gamma': [0.1, 0.01, 0.001], 'kernel': ['linear', 'rbf']}, kita perlu mencoba semua kombinasi parameter yang mungkin dan menghitung total iterasi yang diperlukan. Pada grid di atas, terdapat 3 nilai untuk C, 3 nilai untuk gamma, dan 2 nilai untuk kernel.

Total Iterasi	Kombinasi parameter
---------------	---------------------

3 * 3 * 2 = 18	1 C=1, gamma=0.1, kernel='linear'
	2 C=1, gamma=0.1, kernel='rbf'
	3 C=1, gamma=0.01, kernel='linear'
	4 C=1, gamma=0.01, kernel='rbf'
	5 C=1, gamma=0.001, kernel='linear'
	6 C=1, gamma=0.001, kernel='rbf'
	7 C=10, gamma=0.1, kernel='linear'
	8 C=10, gamma=0.1, kernel='rbf'
	9 C=10, gamma=0.01, kernel='linear'
	10 C=10, gamma=0.01, kernel='rbf'
	11 C=10, gamma=0.001, kernel='linear'
	12 C=10, gamma=0.001, kernel='rbf'
	13 C=100, gamma=0.1, kernel='linear'
	14 C=100, gamma=0.1, kernel='rbf'
	15 C=100, gamma=0.01, kernel='linear'
	16 C=100, gamma=0.01, kernel='rbf'
	17 C=100, gamma=0.001,

	kernel='linear' 18 C=100, gamma=0.001, kernel='rbf'
--	--

Dalam hal ini, perlu melatih dan mengevaluasi model SVM sebanyak 18 kali dengan setiap kombinasi parameter. Ini membutuhkan banyak waktu dan usaha. Namun, jika ingin model bekerja lebih efisien, dapat menggunakan algoritme pengoptimalan parameter otomatis dengan GridSearchCV otomatis menemukan kombinasi parameter terbaik.

Nama	Hasil
<i>Accuracy</i>	0.6138888888888889
<i>Precision</i>	0.6163070436507937
<i>Recall</i>	0.6138888888888889
<i>F1-Score</i>	0.6146536274873317

Dalam analisis klasifikasi ekspresi wajah menggunakan model SVM dengan parameter terbaik dengan hasil pada tabel 4.8

Accuracy menunjukkan sejauh mana model SVM dapat memprediksi ekspresi wajah dengan benar dalam data uji. Dalam hal ini, akurasi yang diperoleh adalah 0,6138888888888889, yang menunjukkan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan dengan benar sekitar 61,39% istilah dalam data uji.

Precision mengukur seberapa baik model mengidentifikasi istilah positif dengan benar dari semua prediksi yang dibuatnya. Dalam konteks ini, akurasi 0,6163070436507937 berarti sekitar 61,63% dari istilah yang diprediksi sebagai positif oleh model SVM sebenarnya positif.

Recall (sensitivitas) mengukur seberapa baik model dengan benar menemukan ekspresi positif dari semua ekspresi nyata. Dalam hal ini, mengembalikan 0,6138888888888889 berarti bahwa model SVM dapat menemukan dengan benar sekitar 61,39%.

F1-score adalah ukuran gabungan presisi dan daya ingat, memberikan rata-rata yang

harmonis di antara keduanya. Skor F1 sebesar 0,6146536274873317 menunjukkan keseimbangan antara presisi dan daya ingat saat mengklasifikasikan ekspresi wajah menggunakan model SVM.

Berdasarkan hasil evaluasi dapat disimpulkan bahwa model SVM yang dilatih dengan parameter terbaik memiliki performa yang cukup baik dalam klasifikasi ekspresi wajah. Namun, performa model dapat ditingkatkan dan ditingkatkan dengan melakukan eksperimen lebih lanjut seperti perluas kumpulan data, optimalkan parameter, atau gunakan teknik pemrosesan data yang lebih canggih

Hasil Klasifikasi Model Terbaik

Pada tahap ini, dilakukan perbandingan untuk menentukan model terbaik dari semua model yang dihasilkan. Berikut adalah tabel yang memuat informasi tentang masing-masing model terbaik berdasarkan pengoptimal pada dataset yang telah diuji :

Nama Model	Parameter	Accuracy
CNN	25 epoch	32%
	50 epoch	35%
	100 epoch	32%
SVM	C=3, gamma=3, kernel=2	61,39%

Table Hasil Perbandingan CNN dan SVM Berdasarkan dari tabel 4.9, dapat ditentukan bahwa optimizer Adam pada CNN dengan nilai epoch sebesar 50 dapat menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan optimizer lainnya dan untuk SVM memiliki tingkat akurasi yang relatif lebih tinggi dengan hasil 61,39% menjadikan SVM lebih baik dalam melakukan klasifikasi ekspresi wajah dengan 3 kelas dengan jumlah data keseluruhan 3,600 gambar ekspresi dibandingkan dari CNN hanya menghasilkan akurasi sebesar 35%.

SIMPULAN

Hasil perbandingan SVM (Support Vector Machine) dan CNN (Convolutional Neural Network) dapat bervariasi tergantung pada dataset yang digunakan dan konteks tugas klasifikasi. CNN memiliki keunggulan dalam menangani tugas klasifikasi citra yang kompleks. CNN dapat mengekstraksi fitur visual hierarkis dan mempelajari pola yang kompleks dan mendalam dari gambar. Ini menjadikan CNN pilihan yang efektif untuk tugas-tugas seperti deteksi objek, pengenalan wajah, dan segmentasi gambar. Kekuatan SVM terletak pada kemampuan untuk memproses data dalam jumlah besar dan perbedaan yang jelas antara kelas yang berbeda. SVM juga efektif untuk memproses kumpulan data yang relatif kecil dan tugas klasifikasi biner. Berdasarkan hasil klasifikasi ekspresi wajah, terdapat perbedaan yang signifikan pada performa model SVM dan CNN. Model SVM mencapai akurasi 61,39 persen, sedangkan model CNN hanya mencapai akurasi 35 persen. Hal ini menunjukkan bahwa model SVM umum mengklasifikasikan ekspresi wajah lebih baik daripada model CNN dalam konteks dataset yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. M. R. Rere, S. Usna, and D. Soegijanto, "Studi Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 3, 2019.
- [2] B. W. Kurniadi, H. Prasetyo, G. L. Ahmad, B. Aditya Wibisono, and D. Sandya Prasvita, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, no. September, pp. 1–11, 2021.
- [3] Y. Kristian, I. K. E. Purnama, E. H. Sutanto, L. Zaman, E. I. Setiawan, and M. H. Purnomo, "Klasifikasi Nyeri pada Video Ekspresi Wajah Bayi Menggunakan DCNN Autoencoder dan LSTM," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 3, pp. 308–316,

- 2018, doi: 10.22146/jnteti.v7i3.440.
- [4] Muhathir, "JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN BAG OF VISUAL WORDS CLASSIFICATION OF FACE EXPRESSION USING VISUAL WORD Section," *Jite*, vol. 1, no. 2, 2018, [Online]. Available: <http://ojs.uma.ac.id/index.php/jite>.
- [5] N. H. R. K. DINATA, "样本量估算-Machine Learning.Pdf." [Online]. Available: <http://repository.unimal.ac.id/id/eprint/6707>.
- [6] M. Lutz and O. Reilly, "Programming python," *Comput. Math. with Appl.*, vol. 33, no. 5, p. 132, 1997, doi: 10.1016/s0898-1221(97)82952-5.
- [7] A. A. Kurniawan and M. Mustikasari, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode CNN dan LSTM untuk Menentukan Berita Palsu dalam Bahasa Indonesia," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 544, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.6760.
- [8] P. A. Octaviani, Yuciana Wilandari, and D. Ispriyanti, "Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) di Kabupaten Magelang," *J. Gaussian*, vol. 3, no. 8, pp. 811–820, 2014, [Online]. Available: [http://download.portalgaruda.org/article.php?article=286497&val=4706&title=PENERAPAN METODE KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE \(SVM\) PADA DATA AKREDITASI SEKOLAH DASAR \(SD\) DI KABUPATEN MAGELANG](http://download.portalgaruda.org/article.php?article=286497&val=4706&title=PENERAPAN METODE KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) PADA DATA AKREDITASI SEKOLAH DASAR (SD) DI KABUPATEN MAGELANG).
- [9] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [10] R. J. Gunawan, B. Irawan, and C. Setianingsih, "Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network Dengan Model Arsitektur VGG16," *Engineering*, vol. 8, no. 5, pp. 6442–6454, 2021.
- [11] H. Fonda, "Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn)," *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–10, 2020, doi: 10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144.
- [12] F. A. Novianti and S. W. Purnami, "Analisis Diagnosis Pasien Kanker Payudara Menggunakan Regresi Logistik dan Support Vector Machine (SVM) Berdasarkan Hasil Mamografi," *J. SAINS dan Seni ITS*, vol. 1, no. 1, pp. D147–D152, 2012.
- [13] H. I. Dino and M. B. Abdulrazzaq, "Facial Expression Classification Based on SVM, KNN and MLP Classifiers," *2019 Int. Conf. Adv. Sci. Eng. ICOASE 2019*, pp. 70–75, 2019, doi: 10.1109/ICOASE.2019.8723728.
- [14] B. Richhariya and D. Gupta, "Facial expression recognition using iterative universum twin support vector machine," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 76, pp. 53–67, 2019, doi: 10.1016/j.asoc.2018.11.046.
- [15] A. Mustakim, I. Santoso, and A. A. Zahra, "Pengenalan Ekspresi Wajah Manusia Menggunakan Tapis Gabor 2-D Dan Support Vector Machine (Svm)," *Transient*, vol. 6, no. 3, p. 232, 2017, doi: 10.14710/transient.6.3.232-238.
- [16] Ocktavia N. Putri, "Implementasi Metode CNN Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis Image Processing (Studi Kasus: Gambar Jamur Dengan Genus Agaricus Dan Amanita)," pp. 1–80, 2020, [Online]. Available: [https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/23677/166111103Ocktavia Nurima Putri.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/23677/166111103Ocktavia%20Nurima%20Putri.pdf?sequence=1&isAllowed=y).
- [17] Ratino, N. Hafidz, S. Anggraeni, and W. Gata, "Sentimen Analisis Informasi Covid-19 menggunakan

- Support Vector Machine dan Naïve Bayes,” *J. Penelit. Ilmu dan Teknol. Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 1–11, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.polsri.ac.id/index.php/jupiter/article/view/2388>.
- [18] R. Yacouby and D. Axman, “Probabilistic Extension of Precision, Recall, and F1 Score for More Thorough Evaluation of Classification Models,” pp. 79–91, 2020, doi: 10.18653/v1/2020.eval4nlp-1.9.