

## Komparasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Wajah

Arbiati Faizah<sup>1</sup>, Syaiful Imron<sup>2</sup>, Afny Rahel Prastika Rewur<sup>3</sup>, Juan Natanel Makasunggal<sup>4</sup>, Pujo Hari Saputro<sup>5</sup>

<sup>1,2</sup>Institut Teknologi dan Bisnis PGRI Dewantara Jombang

<sup>3,4,5</sup>Fakultas Teknik Program Studi Informatika Universitas Sam Ratulangi  
Jl. Kampus Unsrat Bahu, Manado, Sulawesi Utara, 95115, Indonesia

[arbiati.faizah@itebisdewantara.ac.id](mailto:arbiati.faizah@itebisdewantara.ac.id) [imron@itebisdewantara.ac.id](mailto:imron@itebisdewantara.ac.id) [afnyrewur026@student.unsrat.ac.id](mailto:afnyrewur026@student.unsrat.ac.id)  
[juanmakasunggal026@student.unsrat.ac.id](mailto:juanmakasunggal026@student.unsrat.ac.id) [pujoharisaputro@unsrat.ac.id](mailto:pujoharisaputro@unsrat.ac.id)

**Abstrak.** Ekspresi wajah merupakan komponen penting dalam komunikasi nonverbal, karena mampu menyampaikan emosi tanpa perlu berkata-kata. Berbagai studi menyebutkan bahwa lebih dari 55% informasi emosional dalam komunikasi manusia disampaikan melalui ekspresi wajah. Dalam bidang pengolahan citra digital, klasifikasi ekspresi wajah menjadi salah satu tantangan yang banyak dikaji. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan empat ekspresi wajah: happy, sad, neutral, surprise. Data yang digunakan berasal dari dataset FER-2013 dengan 4000 gambar per kelas. Setiap citra melalui tahap preprocessing berupa konversi grayscale, normalisasi piksel, dan augmentasi data. Model Support Vector Machine (SVM) menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 99,70%, namun akurasi validasinya hanya 41,47%, menandakan terjadinya overfitting. Sebaliknya, Convolutional Neural Network (CNN) memberikan hasil yang lebih stabil dengan akurasi pelatihan sebesar 85,08% dan akurasi validasi tertinggi mencapai 55,03%. Convolutional Neural Network (CNN) juga menunjukkan performa tertinggi dalam mengenali ekspresi surprise dengan akurasi 69%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) lebih unggul dalam mengenali pola visual kompleks dibandingkan Support Vector Machine (SVM). Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemilihan metode klasifikasi citra wajah yang optimal dan relevan untuk implementasi sistem pengenalan ekspresi secara otomatis.

**Kata Kunci:** Ekspresi Wajah, CNN, SVM, Klasifikasi Citra, Deep Learning.

### 1 Pendahuluan

Ekspresi wajah berperan penting dalam berbagai aspek kehidupan sosial dan profesional, mulai dari pendidikan, keamanan, hingga layanan pelanggan. Berdasarkan laporan Global Market Insights (2023), pasar teknologi pengenalan ekspresi wajah diperkirakan akan melampaui USD 10 miliar pada tahun 2027, menunjukkan pertumbuhan yang signifikan. Selain itu, studi oleh Ekman (2021) mengungkapkan bahwa lebih dari 55% komunikasi manusia ditentukan oleh ekspresi wajah. Fakta-fakta ini menunjukkan pentingnya pengembangan sistem klasifikasi ekspresi wajah yang andal dan efisien. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan algoritmik yang mampu mengidentifikasi ekspresi dengan akurasi tinggi, sekaligus mampu beradaptasi dengan kompleksitas visual dari data wajah manusia.

Emosi manusia biasanya terbentuk dari wajah, tangan, dan gerak tubuh untuk mengekspresikan perasaan dan keinginan[1]. Ekspresi wajah merupakan salah satu metode komunikasi nonverbal yang sangat penting untuk mengerti emosi dan perasaan individu. Dalam bidang pemrosesan gambar digital dan kecerdasan buatan, pengelompokan ekspresi wajah menjadi tantangan khusus karena melibatkan berbagai variasi fitur wajah yang kompleks dan selalu berbeda. Dengan perkembangan teknologi dalam pembelajaran mesin, sejumlah algoritma telah dikembangkan untuk secara otomatis mendeteksi ekspresi wajah, termasuk *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Seringkali, manusia mengalami kesulitan dalam mengenali ekspresi wajah lawan bicaranya, sehingga salah memahami informasi yang diberikan. Ekspresi wajah merupakan sarana yang

sangat efektif untuk memahami orang lain karena perubahan ekspresi wajah mengikuti peristiwa dan keadaan. Pengenalan ekspresi wajah saat ini digunakan dalam bidang teknologi, khususnya dalam layanan jasa, untuk mengetahui tingkat kepuasan pelanggan saat berbelanja. Dengan menggunakan kamera CCTV, dapat teridentifikasi apakah pelanggan merasa puas saat berbelanja atau merasa tidak senang dengan layanan yang diterima.

Namun tidak semua emosi bisa terlihat dengan jelas melalui ekspresi wajahnya. Contohnya ada orang yang mempunyai ekspresi wajah datar atau dapat menyembunyikan perasaannya. Klasifikasi citra ekspresi wajah digunakan untuk mengetahui apakah emosi yang sedang dirasakan melalui ekspresi wajahnya dengan menggunakan data training yang dilatih dan data testing yang digunakan untuk dilakukan uji coba termasuk dalam kategori apa ekspresi yang muncul melalui citra gambar[2]. *Support Vector Machine* (SVM) diakui sebagai algoritma klasifikasi yang efektif untuk data berdimensi tinggi, sementara *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat secara otomatis mengekstrak fitur spasial dari gambar dengan menggunakan pendekatan pembelajaran bertingkat. Sebagai hasilnya, penelitian ini membandingkan *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengevaluasi seberapa baik masing-masing dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah ke dalam empat kategori utama: happy, sad, neutral, dan surprise. Walaupun sudah ada berbagai strategi yang diperkenalkan, pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat tetap menjadi faktor krusial. Metode *Support Vector Machine* (SVM) memberikan hasil yang baik pada dataset kecil dengan fitur yang jelas teridentifikasi, sedangkan *Convolutional Neural Network* (CNN) lebih efektif dalam mengelola data gambar secara keseluruhan dengan secara otomatis mempelajari fiturnya melalui proses pembelajaran berlapis. Dengan mempertimbangkan ciri khas masing-masing metode, penelitian ini bertujuan untuk menilai kinerja *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam tugas klasifikasi ekspresi wajah dengan menggunakan dataset yang telah menjalani proses preprocessing dan augmentasi. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan pemahaman tentang keunggulan dan kekurangan masing-masing metode, serta menjadi landasan yang tepat dalam menentukan algoritma yang sesuai untuk penerapan sistem pengenalan ekspresi wajah secara otomatis. Penelitian ini memiliki nilai kebaruan karena menyajikan pendekatan komparatif secara sistematis antara dua jenis algoritma pembelajaran mesin yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam konteks klasifikasi ekspresi wajah. Tidak hanya membandingkan performa berdasarkan akurasi, penelitian ini juga meninjau evaluasi kinerja per kelas ekspresi melalui confusion matrix. Selain itu, preprocessing yang mencakup augmentasi data dan normalisasi piksel dilakukan secara menyeluruh untuk meningkatkan kualitas pelatihan model. Berbeda dari studi sebelumnya yang hanya menggunakan salah satu algoritma, penelitian ini memberikan kontribusi dalam bentuk komparasi menyeluruh antara *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan pendekatan preprocessing dan augmentasi data yang sistematis. Nilai kebaruan terletak pada penggunaan subset dataset FER-2013 dengan analisis confusion matrix terperinci untuk masing-masing ekspresi. Dengan demikian, penelitian ini dapat menjadi rujukan dalam pengembangan sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis kecerdasan buatan.

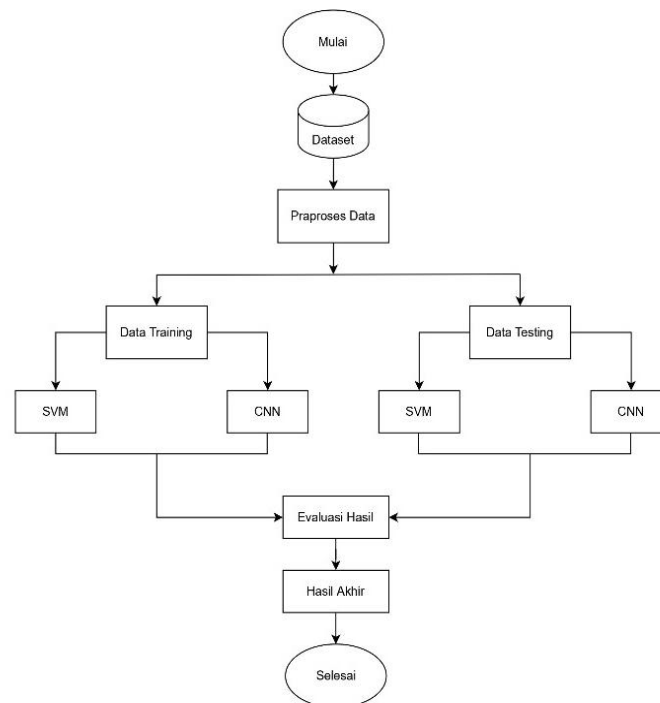
## 2 Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian ini disusun untuk menjelaskan secara terstruktur tahapan yang diambil dalam usaha membandingkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam pengklasifikasian ekspresi wajah. Proses ini mencakup pengumpulan data,

pemrosesan awal, augmentasi data, pemisahan data menjadi set pelatihan dan set pengujian, pelatihan model menggunakan kedua algoritma, dan pada akhirnya evaluasi serta analisis hasil klasifikasi. Dataset yang digunakan adalah FER-2013 yang diambil dari platform Kaggle. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa perbandingan antara kedua algoritma dilakukan secara objektif, terukur, dan berdasarkan data yang konsisten, sehingga menghasilkan kesimpulan yang dapat diandalkan mengenai efektivitas dari masing-masing metode.

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) terdiri atas tiga blok konvolusi yang masing-masing menggunakan 32, 64, dan 128 filter ukuran  $3 \times 3$ . Setiap blok diikuti oleh lapisan max pooling  $2 \times 2$  dan aktivasi ReLU. Lapisan hasil konvolusi diratakan dan masuk ke dense layer 128 neuron, kemudian diikuti dropout 0.25, dan diakhiri oleh dense layer 4 neuron dengan fungsi aktivasi softmax. Untuk model *Support Vector Machine* (SVM), citra diratakan menjadi vektor berdimensi 2304 piksel. Model dilatih menggunakan kernel RBF dengan parameter  $C=1.0$  dan  $\gamma=0.001$ . Pada penelitian ini, metode penelitian yang diterapkan adalah metode eksperimental. Di mana pengembangan sistem dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

## 2.1. Tahapan Penelitian



**Gambar. 1.** Tahapan Penelitian

### 1. Studi Literatur

Tahapan awal dan paling krusial dalam sebuah penelitian adalah studi literatur atau kajian Pustaka. Melalui studi ini, peneliti dapat memperoleh pemahaman dan informasi serta tinjauan-tinjauan dari para peneliti sebelumnya yang mungkin akan menjadi dasar teori dalam penelitian ini

### 2. Perumusan Masalah

Klasifikasi ekspresi wajah adalah salah satu tantangan dalam bidang pengolahan gambar dan kecerdasan buatan yang membutuhkan tingkat ketepatan yang sangat tinggi, terutama untuk keperluan seperti interaksi antara manusia dengan komputer, sistem keamanan, serta analisis emosi. Terdapat sejumlah metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi, di antaranya adalah *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Namun, belum terdapat kepastian mengenai algoritma mana yang menghasilkan kinerja lebih baik dalam aspek ketepatan, efisiensi, dan ketahanan terhadap perubahan data ekspresi wajah. Oleh karena itu, perlu dilakukan perbandingan antara kedua algoritma tersebut untuk memahami kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam tugas klasifikasi ekspresi wajah.

### 3. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari dataset ekspresi wajah yang tersedia secara publik, ada di website Bernama Kaggle dengan judul yang kami dapatkan yaitu Face expression recognition with Deep Learning. Data terdiri dari gambar wajah berskala abu-abu 48x48 piksel. Wajah-wajah tersebut telah didaftarkan secara otomatis sehingga wajah kurang lebih berada di tengah dan menempati ruang yang sama dalam setiap gambar. Setiap gambar sesuai dengan ekspresi wajah dalam salah satu dari tujuh kategori (0 = Angry, 1 = Disgusting, 2 = Scared, 3 = Happy, 4 = Sad, 5 = Surprise, 6 = Neutral) tapi kami hanya mengambil 4 ekspresi utama yaitu Happy, Sad, Neutral, dan Surprise. Dataset ini berisi sekitar 36 ribu gambar tetapi untuk penelitian kami, kami hanya mengambil sekitar 4 ribu gambar untuk setiap ekspresi. Dataset kemudian diunduh dan disiapkan sebagai bahan untuk proses preprocessing, pelatihan, dan pengujian model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN)[3].

### 4. Preprocessing Data

Sebelum data diterapkan dalam pelatihan model, langkah preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas serta konsistensi data. Proses ini mencakup pengubahan gambar ke format greyscale untuk menyederhanakan informasi warna, penyesuaian ukuran agar semua gambar memiliki dimensi yang sama, serta normalisasi piksel ke rentang [0,1] agar proses pelatihan menjadi lebih cepat. Selain itu, dilakukan augmentasi data untuk menambah variasi data dan mencegah terjadinya overfitting[3]. Metode augmentasi yang digunakan mencakup rotasi gambar, pembalikan horizontal, serta penyesuaian tingkat cahaya. Kombinasi preprocessing dan augmentasi ini bertujuan untuk memperbaiki kemampuan generalisasi model terhadap data yang baru[4].

### 5. Data Training dan Testing

Setelah menyelesaikan tahap pengolahan awal dan augmentasi, data selanjutnya dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu data untuk pelatihan dan data untuk pengujian[5]. Data pelatihan dimanfaatkan untuk mengajarkan model dalam mengidentifikasi pola-pola dari ekspresi wajah, sedangkan data pengujian berfungsi untuk menilai kemampuan model pada data yang belum pernah

diproses sebelumnya. Pembagian data dilakukan secara proporsional mengikuti rasio tertentu, misalnya 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, guna memastikan model dapat dilatih dengan baik sekaligus diuji secara objektif dengan data yang representatif.

#### 6. Metode CNN dan SVM

Dalam penelitian ini, dua metode klasifikasi citra yang diterapkan untuk tujuan penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM), yang digunakan secara terpisah untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah. *Convolutional Neural Network* (CNN) berfungsi sebagai pendekatan berbasis pembelajaran mendalam yang dapat secara otomatis mengambil fitur dari gambar melalui berbagai lapisan konvolusi dan pooling[2]. Di sisi lain, *Support Vector Machine* (SVM) diterapkan sebagai metode pembelajaran mesin konvensional yang beroperasi dengan prinsip pemisahan optimal antara kategori dalam ruang fitur[6]. Pelaksanaan kedua metode ini dilakukan secara terpisah dengan tujuan untuk menilai efektivitas dan tingkat akurasi dari setiap algoritma dalam mengidentifikasi ekspresi wajah, sehingga dapat ditentukan metode mana yang lebih efisien dalam konteks penelitian ini.

#### 7. Analisis Kinerja dan Perbandingan

Setelah menyelesaikan pelatihan dan pengujian dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM), langkah selanjutnya adalah mengevaluasi hasil kinerja setiap model. Evaluasi ini dilakukan dengan cara membandingkan beberapa metrik evaluasi, termasuk akurasi, presisi, recall, serta F1-score. Hasil dari setiap metode dievaluasi untuk menentukan seberapa efektif algoritma dalam klasifikasi ekspresi wajah dengan akurat. Dengan melakukan perbandingan ini, diperoleh wawasan yang lebih mendalam mengenai kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam mengelola data ekspresi wajah, sehingga dapat menjadi acuan dalam menentukan algoritma yang paling tepat untuk aplikasi serupa di masa yang akan datang.

#### 8. Evaluasi

Proses evaluasi dilakukan untuk menilai sejauh mana sistem yang telah dibuat mampu mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan efektif. Evaluasi dilakukan dengan merujuk pada hasil uji dari data yang dipakai untuk pengujian serta perbandingan performa dari setiap teknik. Selain itu, juga dianalisis elemen-elemen yang memengaruhi performa model, seperti jumlah data, kompleksitas fitur, dan kecocokan algoritma dengan sifat data. Dari evaluasi ini, bisa ditentukan apakah model sudah mencapai kinerja yang diinginkan atau masih membutuhkan perbaikan, seperti penyesuaian parameter, peningkatan jumlah data, atau modifikasi struktur model.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari sumber terbuka yang tersedia di platform Kaggle. Dataset ini berisi gambar wajah manusia yang telah dibagi ke dalam empat kategori ekspresi, yaitu happy, sad, neutral, dan surprise. Setiap gambar dalam dataset telah diberi label sesuai dengan ekspresi yang ditunjukkan, sehingga dapat dimanfaatkan untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi[3]. Dataset ini dipilih karena variasi ekspresinya yang mewakili dan mencerminkan emosi dasar manusia. Selain itu, gambar-gambar yang ada memiliki format dan resolusi yang sesuai dengan kebutuhan algoritma pembelajaran mesin, baik untuk metode *Support Vector Machine* (SVM) maupun *Convolutional Neural Network* (CNN)[5]. Sebelum digunakan, dataset ini harus menjalani proses pra-pemrosesan agar kualitas gambar menjadi seragam dan sesuai dengan kebutuhan pelatihan model[6].

#### 3.2. Preprocessing Data

##### 1. Konversi Greyscale

Langkah pertama dalam preprocessing adalah mengubah gambar warna menjadi gambar skala abu-abu atau greyscale[7]. Proses ini dilakukan untuk menyederhanakan informasi visual dengan hanya mempertahankan intensitas cahaya tanpa informasi warna. Ini mengurangi kompleksitas data dan mempercepat pemrosesan tanpa menghilangkan ekspresi wajah[8].

##### 2. Resize

Setelah mengonversi ke skala abu-abu, gambar dikonversi menjadi dimensi seragam (ukuran), seperti 48x48 piksel. Keseragaman ukuran ini dimaksudkan untuk diproses secara konsisten oleh model klasifikasi sehingga setiap gambar memiliki resolusi yang sama.

##### 3. Normalisasi Pixel

Tahap berikutnya adalah normalisasi nilai piksel. Nilai piksel yang awalnya dalam kisaran 0 sampai 255 diubah menjadi interval 0 hingga 1. Penyesuaian ini dilakukan untuk mempercepat pelatihan model dan meningkatkan keandalan dalam proses pembelajaran.

##### 4. Augmentasi Data

Untuk menambah variasi dalam data dan memperbaiki kemampuan generalisasi model, dilakukan augmentasi data. Metode augmentasi yang dipakai mencakup rotasi gambar, flipping horizontal (pengembalian gambar secara horizontal), dan penyesuaian cahaya. Penambahan ini berkontribusi dalam menghindari overfitting serta membuat model lebih robust terhadap variasi di data nyata[6].

#### 3.3. Pembagian Data

Data yang telah dikumpulkan dan menjalani tahap pra-pemrosesan kemudian dibagi menjadi dua kategori utama, yaitu data pelatihan dan data pengujian dengan rasio 80:20. Pemisahan ini dilakukan untuk menjamin bahwa model memiliki kesempatan belajar dari sebagian besar informasi dan menguji kemampuannya dengan data yang belum pernah diterima sebelumnya. Untuk memudahkan manajemen dan integrasi dengan Goggle Colab, lalu dibuat sebuah folder baru di Google Drive yang berfungsi sebagai direktori utama penyimpanan dataset[9]. Dalam folder ini, data dibedakan ke dalam subfolder yang didasarkan pada setiap kategori ekspresi wajah (senang, sedih, netral, dan terkejut), sehingga

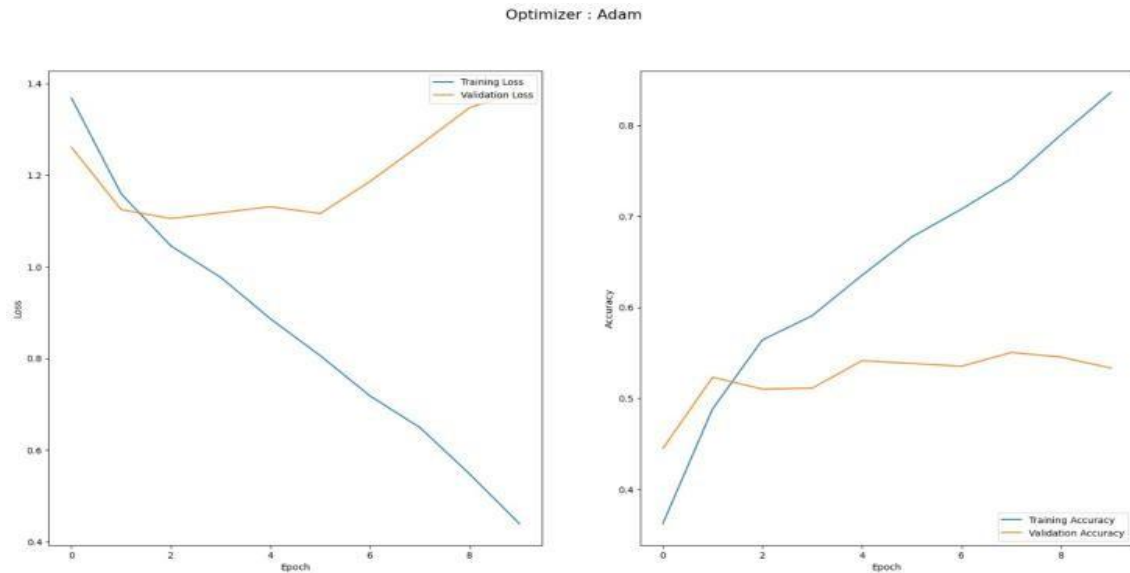
melancarkan proses pemanggilan dan pelabelan otomatis saat model sedang dilatih. Adapun hasil akurasi dari metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dijelaskan pada Tabel 1 dan Accuracy SVM pada Evaluasi Model Support Vector Machine (SVM) berdasarkan Precision, Recall, dan F1-score pada Tabel 2

**Tabel 1.** Hasil Evaluasi Akurasi Model Convolutional Neural Network (CNN)

Epoch	accuracy	loss	val_accuracy	val_loss
Epoch 1/10	0.3375	1.4887	0.4447	1.2613
Epoch 2/10	0.4618	1.1921	0.5231	1.1248
Epoch 3/10	0.5696	1.0484	0.5101	1.1053
Epoch 4/10	0.6059	0.9548	0.5111	1.1181
Epoch 5/10	0.6462	0.8849	0.5412	1.1311
Epoch 6/10	0.6920	0.7792	0.5382	1.1164
Epoch 7/10	0.7112	0.7024	0.5352	1.1864
Epoch 8/10	0.7562	0.6303	0.5503	1.2656
Epoch 9/10	0.7877	0.5387	0.5453	1.3474
Epoch 10/10	0.8508	0.4148	0.5332	1.3809

Berdasarkan informasi dari Tabel 1, model CNN memperlihatkan kemajuan yang jelas selama pelatihan yang berlangsung selama 10 epoch. Akurasi selama pelatihan meningkat secara stabil dari 33,75% di epoch pertama hingga mencapai 85,08% pada epoch ke-10. Ini menunjukkan bahwa model mampu memahami pola yang terdapat dalam data pelatihan dengan efektif. Nilai loss juga menunjukkan penurunan yang signifikan dari 1.4887 menjadi 0.4148, yang berarti kesalahan prediksi model pada data pelatihan berkurang seiring bertambahnya epoch. Namun, di sisi lain, akurasi validasi (val\_accuracy) tidak mengalami peningkatan yang cukup berarti. Meskipun sempat mencapai titik tertinggi 55,03% pada epoch ke-8, nilai ini malah sedikit menurun pada epoch ke-10 menjadi 53,32%. Selain itu, val\_loss menunjukkan pola kenaikan di akhir pelatihan, dari 1.1053 di epoch ke-3 menjadi 1.3809 di epoch ke-10, yang mengindikasikan kemungkinan terjadinya overfitting. Ini berarti bahwa meskipun model sangat efektif pada data pelatihan, kinerjanya pada data yang belum pernah dipelajari (data validasi) tidak menunjukkan peningkatan yang signifikan dan malah cenderung menurun.





**Gambar. 2.** Plot Loss dan Accuracy CNN

Gambar 2 diatas menggambarkan grafik yang membandingkan nilai loss dan akurasi antara data pelatihan dan data validasi selama proses pelatihan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan optimizer Adam selama 10 epoch. Pada grafik loss di sisi kiri, dapat dilihat bahwa nilai loss untuk data pelatihan menunjukkan penurunan yang berkelanjutan dari awal hingga akhir proses pelatihan, menandakan bahwa model semakin efektif dalam memahami pola data pelatihan. Namun, nilai validation loss menunjukkan kecenderungan untuk stagnan dan bahkan meningkat setelah epoch ke-5, yang dapat mengindikasikan adanya masalah overfitting, yaitu situasi di mana model terlalu beradaptasi dengan data pelatihan sehingga tidak dapat menggeneralisasi dengan baik pada data baru. Dari grafik akurasi di sebelah kanan, akurasi pelatihan menunjukkan peningkatan yang signifikan, mencapai lebih dari 0.85 pada epoch ke-10, sementara akurasi validasi awalnya meningkat tetapi kemudian stagnan dari epoch ke-3 hingga ke-10, berada di sekitar 0.53. Hal ini semakin memperkuat indikasi bahwa model mengalami overfitting, di mana kinerjanya pada data pelatihan jauh lebih unggul dibandingkan dengan data validasi. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa walaupun *Convolutional Neural Network* (CNN) sukses dalam belajar dari data pelatihan, kemampuannya untuk menggeneralisasi terhadap data validasi masih membutuhkan perbaikan, misalnya melalui penerapan regularisasi tambahan, augmentasi data yang lebih lanjut, atau penyesuaian pada arsitektur jaringan agar model tidak terlalu rumit.

**Tabel 2. Evaluasi Model Support Vector Machine (SVM)**

	precision	recall	f1-score	support
happy	0.47	0.58	0.52	365
neutral	0.34	0.33	0.33	243
sad	0.32	0.26	0.29	228
surprise	0.48	0.39	0.43	160
accuracy			0.41	996



macro avg	0.40	0.39	0.39	996
Weighted avg	0.41	0.41	0.41	996

Tabel 2 menggambarkan kinerja dalam klasifikasi ekspresi wajah dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang terbagi dalam empat kategori ekspresi: happy, neutral, sad, dan surprise. Secara keseluruhan, tingkat akurasi dari model ini adalah 41% yang berarti dari seluruh data yang diuji, hanya sekitar 41% yang berhasil diidentifikasi dengan tepat oleh model. Dalam analisis metrik lainnya: Ekspresi happy memperoleh nilai f1-score tertinggi, yaitu 0.52, dengan precision 0.47 dan recall 0.58. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali ekspresi ini dibandingkan dengan kelas yang lain. Ekspresi neutral dan sad menunjukkan kinerja yang cukup rendah, dengan f1-score masing masing 0.33 dan 0.29, serta recall yang juga rendah, yaitu 0.33 dan 0.26. Di sisi lain, ekspresi surprise mencatat precision tertinggi (0.48) namun dengan recall yang berada pada angka yang rendah (0.39), menghasilkan f1-score sebesar 0.43. Rata-rata nilai macro avg dari precision, recall, dan f1-score masing-masing tercatat pada 0.40, 0.39, dan 0.39, yang menunjukkan bahwa kinerja model tidak merata di semua kategori. Sementara untuk weighted avg tetap di angka 0.41, sejalan dengan total akurasi yang dicapai. Berdasarkan temuan ini, dapat disimpulkan bahwa kinerja klasifikasi dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) masih belum optimal, terutama dalam mengidentifikasi ekspresi neutral dan sad[10].

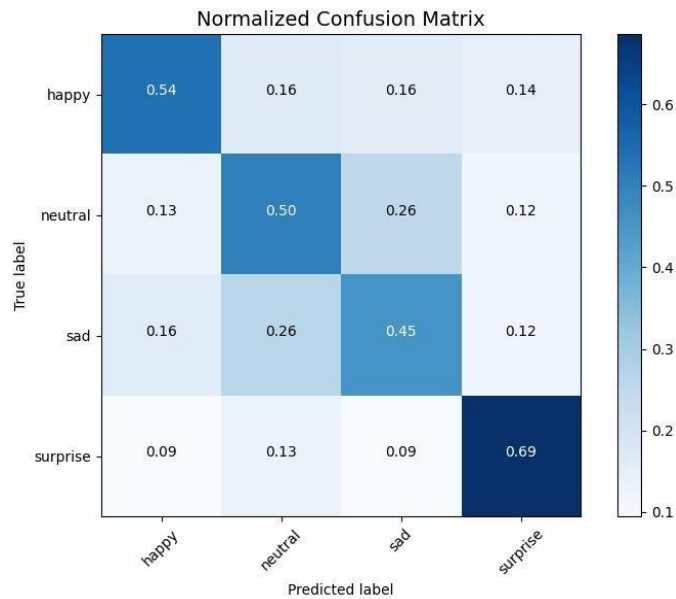
### 3.4. Pembentukan Model

Pada fase ini, proses pembuatan model klasifikasi dilaksanakan dengan dua metode, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Model *Support Vector Machine* (SVM) dibuat dengan meratakan citra menjadi vektor fitur yang akan digunakan sebagai masukan, kemudian dilatih dengan parameter kernel dan regulasi yang telah ditentukan[11]. Sebaliknya, model *Convolutional Neural Network* (CNN) dikembangkan untuk secara otomatis mengambil fitur spasial dari gambar wajah. Keduanya selanjutnya dilatih menggunakan data yang telah menjalani proses preprocessing dan augmentasi[12].

### 3.5. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan performa dua model klasifikasi, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM), menggunakan metrik akurasi, loss, presisi, recall, f1-score, serta Confusion Matriks[13]. Model *Convolutional Neural Network* (CNN) menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 85,08% dan akurasi validasi tertinggi 55,03%. Model ini mampu mengenali ekspresi surprise dengan akurasi 69%, yang merupakan nilai tertinggi di antara semua kelas. Model *Support Vector Machine* (SVM) mencatat akurasi pelatihan 99,70%, namun akurasi validasinya hanya mencapai 41,47%, menunjukkan adanya overfitting. Hal ini terjadi karena *Support Vector Machine* (SVM) sangat bergantung pada representasi vektor fitur dari piksel, yang tidak cukup kuat untuk membedakan pola halus antar ekspresi. Selanjutnya, berdasarkan Confusion Matriks, menunjukkan kinerja klasifikasi yang lebih seimbang dan tepat pada hampir seluruh label ekspresi[14]. *Convolutional Neural Network* (CNN) mencatat tingkat akurasi tertinggi untuk label surprise sebesar 69%, diikuti oleh happy (54%), neutral (50%), dan sad (45%). Sebaliknya, SVM hanya lebih baik pada label happy (58%), tetapi menunjukkan akurasi yang lebih rendah untuk label lainnya, termasuk neutral (33%), sad (26%), dan surprise (39%). *Convolutional Neural*

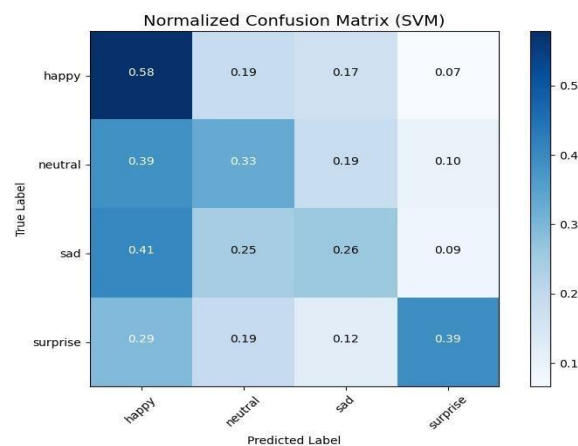
Network (CNN), mampu mengekstrak fitur spasial yang kompleks melalui lapisan konvolusi, sehingga mampu menangkap variasi visual yang penting dalam ekspresi wajah[15]. Evaluasi Confusion Matriks menunjukkan bahwa *Convolutional Neural Network* (CNN) lebih konsisten dalam mengenali ekspresi dengan variasi intensitas tinggi seperti surprise.



**Gambar. 3.** Confusion matrix CNN

Gambar 3 menampilkan normalized confusion matrix dari model Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk mengklasifikasikan ekspresi wajah ke dalam empat kelas: happy, neutral, sad, dan surprise. Nilai pada matriks telah dinormalisasi, yang berarti setiap nilai mewakili proporsi prediksi terhadap total data sebenarnya pada kelas tersebut (dalam skala 0 hingga 1)[17].

Dari confusion matriks ini, dapat disimpulkan bahwa model ini menunjukkan kinerja terbaik dalam mengenali ekspresi "surprise" dengan tingkat akurasi prediksi mencapai 69%, diikuti oleh "happy" di angka 54% dan "neutral" yang mencapai 50%. Sedangkan, kelas "sad" menunjukkan hasil terendah dengan hanya 45% dari data yang terklasifikasi dengan tepat. Model tersebut cenderung sering melakukan kesalahan dalam membedakan antara "sad" dan "neutral", yang menandakan adanya kesamaan dalam fitur wajah antara kedua ekspresi ini



**Gambar. 4.** Confusion matrix SVM

Dari Gambar 4 terlihat bahwa *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan akurasi terbaik dalam mendeteksi ekspresi “happy” mencapai 58%, namun kinerjanya pada kategori lain, khususnya “sad” dan “suprise”, cukup kurang. Contohnya, ekspresi “sad” sering kali salah diidentifikasi sebagai “happy” dengan proporsi sebanyak 41%, yang mengindikasikan bahwa model ini kesulitan membedakan ekspresi dengan fitur wajah yang mirip.

Tabel 3. Perbandingan Akurasi CNN dan SVM pada Setiap Kelas Ekspresi

Label Ekspresi	Akurasi CNN	Akurasi SVM	Performa Lebih Baik
Happy	0.54	0.58	SVM
Neutral	0.50	0.33	CNN
Sad	0.45	0.26	CNN
Surprise	0.69	0.39	CNN

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis dari kedua metode yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM), *Convolutional Neural Network* (CNN) menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah. Meskipun akurasi validasi *Convolutional Neural Network* (CNN) belum terlalu tinggi, model ini memberikan hasil yang lebih stabil dan seimbang. Keunggulan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengekstrak fitur spasial menjadikannya pilihan yang lebih baik untuk sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis citra. Penelitian selanjutnya dapat memperluas kelas emosi, menambah jumlah data, dan mengeksplorasi arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang lebih dalam seperti ResNet atau MobileNet untuk peningkatan akurasi.

#### Referensi

- [1] A. Setiawan, “Klasifikasi Citra Ekspresi Wajah menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Emosi Wajah,” *Katalog.Ukdw.Ac.Id*, 2023.
- [2] T. Tinaliah, “Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Ekspresi Wajah Manusia Pada MMA Facial Expression Dataset,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 4, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i4.1437.
- [3] D. Alamsyah and D. Pratama, “Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Citra Wajah pada FER-2013 Dataset,” *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1714.
- [4] A. K. Muttaqin, H. Yuana, and M. T. Chulkamdi, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Pengenalan Ekspresi Wajah,” *J. Ris. Sist. Inf. Dan Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, 2023.
- [5] F. Akbar Nugraha *et al.*, “Identifikasi Ekspresi Wajah Berbasis Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Inov. Teknol. Terap.*, vol. 16, no. 1, 2022.
- [6] P. Modi and S. Patel, “A State-of-the-Art Survey on Face Recognition Methods,” *Int. J. Comput. Vis. Image Process.*, vol. 12, no. 1, 2021, doi: 10.4018/ijcvip.2022010101.

- [7] M. Budka, A. W. U. Ashraf, M. Bennett, S. Neville, and A. Mackrill, "Deep multilabel CNN for forensic footwear impression descriptor identification," *Appl. Soft Comput.*, vol. 109, 2021, doi: 10.1016/j.asoc.2021.107496.
- [8] N. Nour, M. Elhebir, and S. Viriri, "Face Expression Recognition using Convolution Neural Network (CNN) Models," *Int. J. Grid Comput. Appl.*, vol. 11, no. 4, 2020, doi: 10.5121/ijgca.2020.11401.
- [9] A. I. Jabbooree, L. M. Khanli, P. Salehpour, and S. Pourbahrami, "Geometrical Facial Expression Recognition Approach Based on Fusion CNN-SVM," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 17, no. 1, 2024, doi: 10.22266/ijies2024.0229.40.
- [10] A. A. M. Atya and K. H. Bilal, "Review on Emotion Recognition Using Facial Expressions," *Eur. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.24018/ejece.2021.5.3.322.
- [11] A. Ruiz-Garcia, M. Elshaw, A. Altahhan, and V. Palade, "A hybrid deep learning neural approach for emotion recognition from facial expressions for socially assistive robots," *Neural Comput. Appl.*, vol. 29, no. 7, 2018, doi: 10.1007/s00521-018-3358-8.
- [12] Y. Ihza and D. Lelono, "Face Expression Classification in Children Using CNN," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 16, no. 2, 2022, doi: 10.22146/ijccs.72493.
- [13] A. S. Darma, F. S. Mohamad, O. A. Diekola, and I. M. Sulaiman, "Deep Learning Approach for Face Recognition Based on Multi-Layers CNN&SVM," *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 71, no. 8, 2023, doi: 10.14445/22315381/IJETT-V71I8P234.
- [14] M. Shin, M. Kim, and D. S. Kwon, "Baseline CNN structure analysis for facial expression recognition," in *25th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, RO-MAN 2016*, 2016. doi: 10.1109/ROMAN.2016.7745199.
- [15] M. F. Naufal, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 2, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021824553.
- [16] D. Alamsyah and D. Pratama, "implementasi CNN untuk klasifikasi ekspresi citra wajah pada FER-2013 DATASET," *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, 2020.
- [17] A. Rusdy Prasetyo, Sussi, and B. Aditya, "ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK SISTEM DETEKSI KATARAK," *J. Ilm. Tek. Mesin, Elektro dan Komput.*, vol. 3, no. 1, 2023, doi: 10.51903/juritek.v3i1.604.
- [18] M. Rane *et al.*, "Face Recognition Using Convolutional Neural Network (CNN)," in *Lecture Notes in Networks and Systems*, 2023. doi: 10.1007/978-981-99-0769-4\_20.
- [19] R. Bagwan, K. Dhapudkar, S. Chintawar, and A. Balamwar, "Face emotion recognition using convolution neural network," in *12th International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies, ACT 2021*, 2021.
- [20] S. Almagdy and L. Elrefaei, "Deep convolutional neural network-based approaches for face recognition," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 20, 2019, doi: 10.3390/app9204397.