PENGEMBANGAN MODEL CNN UNTUK KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH DAN POTENSI PENERAPANNYA DALAM PERILAKU KRIMINAL

Fathoni, Muthia Nashiroh Ramadhani, Salsa Anindya Putri,
Ely Rositiani, Fitrah Ramadhan, Ali Ibrahim
Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya
Jl. Palembang - Prabumulih Raya KM 32-UNSRI, Indralaya, Sumatera Selatan
09031282227063@student.unsri.ac.id

ABSTRAK

Peningkatan kasus kriminalitas di Indonesia yang signifikan setiap tahunnya menimbulkan kekhawatiran publik dan mengganggu rasa aman masyarakat. Salah satu solusi preventif untuk mengantisipasi hal tersebut dengan pengembangan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi ekspresi wajah dan potensinya dalam mendeteksi perilaku kriminal. Studi ini menggunakan dataset CK+ yang terdiri dari 981 citra wajah grayscale berukuran 48×48 piksel dengan tujuh kategori ekspresi (marah, sedih, jijik, senang, takut, kaget, dan hina). Data diproses melalui tahapan *preprocessing* berupa *resize* ke 224×224 piksel, normalisasi rentang piksel, serta augmentasi dengan teknik *flipping*, rotasi, translasi, dan *zoom*. Data kemudian dibagi ke dalam tiga set dengan skenario pembagian 70% untuk latih, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian. Dua arsitektur CNN, yaitu ResNet50 dan VGG16, dikembangkan menggunakan TensorFlow dan Keras untuk menganalisis performa dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah, khususnya dalam mengidentifikasi ekspresi negatif sebagai indikator potensi tindakan kriminal. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model VGG16 unggul dengan akurasi mencapai 86% serta peningkatan nilai precision, recall, dan F1-score dibandingkan ResNet50 yang hanya mencapai 55%. Hasil penelitian ini dapat menjadi dasar strategi pencegahan kriminalitas yang lebih efektif melalui analisis ekspresi wajah.

Kata kunci : *Klasifikasi, Ekspresi Wajah, CNN, Kriminal*

1. PENDAHULUAN

Kriminalitas merupakan tindakan ilegal atau kejahatan yang dapat dihukum [1]. Indonesia memiliki tingkat kriminalitas yang tinggi dan meningkat setiap tahunnya. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (2024), jumlah kasus kejahatan meningkat dari 372.965 kasus pada tahun 2022 menjadi 584.991 kasus pada tahun 2023, dengan tingkat kejadian yang meningkat dari 1 menit 24 detik per kejadian menjadi 53 detik per kejadian. Kasus kejahatan yang paling umum terjadi berupa pencurian, penggelapan, kejahatan terhadap nyawa, dan kejahatan terhadap fisik [2].

Peningkatan kasus kriminalitas di Indonesia membawa dampak signifikan terhadap rasa aman masyarakat. Tingginya angka kriminalitas tidak hanya menimbulkan kekhawatiran, tetapi juga menciptakan atmosfer ketakutan yang mengganggu kehidupan sehari-hari [3]. Meskipun penting untuk mengatasi kejahatan yang telah terjadi, strategi pencegahan juga penting dalam upaya mengurangi kriminalitas [4]. Salah satu metode yang diterapkan dalam upaya pencegahan adalah analisis ekspresi wajah untuk mendeteksi potensi tindakan kriminal [5].

Ekspresi wajah merupakan salah satu bentuk representasi dari kondisi emosi seseorang [6]. Paul Ekman, seorang psikolog asal Amerika Serikat, mengelompokkan ekspresi wajah manusia ke dalam enam kategori dasar, yaitu bahagia, sedih, terkejut, takut, jijik, dan netral [4]. Dalam konteks deteksi kriminalitas, ekspresi wajah dapat menjadi indikator awal dalam mendeteksi perilaku mencurigakan atau potensi tindakan kriminal. Pengenalan ekspresi wajah telah menjadi bagian dari bidang *Artificial Intelligence* (AI) yang telah diterapkan dalam berbagai sektor profesional [7].

Salah satu pendekatan *Deep Learning* yang digunakan dalam analisis ekspresi wajah adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan jenis dari *Deep Neural Network* yang dirancang untuk mengolah data dua dimensi dan banyak diaplikasikan pada data citra digital [8]. CNN digunakan untuk menganalisis gambar visual, mendeteksi, dan mengenali objek dalam citra dengan memanfaatkan vektor berdimensi tinggi serta sejumlah besar parameter dalam jaringannya [9].

Dalam penelitian ini, *Convolutional Neural Network* (CNN) dipilih sebagai metode utama karena memiliki keunggulan dalam melakukan proses ekstraksi fitur citra. Penelitian yang dilakukan oleh Yan Wang membandingkan model deep learning CNN dengan GAN (*Generative Adversarial Network)* dan LSTM (*Long Short Term Memory*) menunjukkan akurasi rata-rata CNN sebesar 96,3% untuk lima ekspresi dasar sementara GAN dan LSTM yang hanya mencapai 92,7% [10]. Hal ini menegaskan bahwa CNN mampu mengidentifikasi pola spesial dan hubungan antar piksel pada citra, sehingga lebih adaptif terhadap variasi ekspresi wajah, kondisi pencahayaan, serta sudut pandang yang berbeda.

Penelitian yang dilakukan oleh Sihotang dkk. menggunakan arsitektur VGG16 dengan dataset FERPLUS menghasilkan akurasi pelatihan sebesar

80% dan akurasi validasi sebesar 66% [11]. Penelitian lain juga dilakukan oleh Setiawan dkk. menerapkan *teknik batch normalization* dan *dropout* pada arsitektur VGG16. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan teknik tersebut mampu meningkatkan akurasi model hingga mencapai 70-80% [12].

Penelitian lain juga dilakukan oleh Alamsyah dan Pratama dengan melatih model ResNet50 pada dataset FER-2013, dan hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan *pretrained weights* dari ImageNet menghasilkan akurasi yang lebih baik [13]. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh Guntoro menggunakan model ResNet50 mampu mencapai akurasi 71% pada data pelatihan dan 65% pada validasi, namun mengalami kesulitan dalam mengenali ekspresi dengan pencahayaan yang bervariasi [9].

Berdasarkan penelitian sebelumnya, penelitian mengenai klasifikasi ekspresi wajah menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dilakukan dengan beragam dataset dan teknik. Namun, penelitian yang secara spesifik mengeksplorasi analisis perilaku kriminal melalui ekspresi wajah masih sedikit. Penelitian kami mengusulkan pendekatan yang lebih spesifik dalam klasifikasi ekspresi wajah menggunakan CNN dan kaitannya dengan perilaku kriminal. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini adalah pengembangan pendekatan preventif untuk analisis perilaku kriminal berbasis ekspresi wajah yang diharapkan dapat membantu dalam pencegahan kriminalitas.

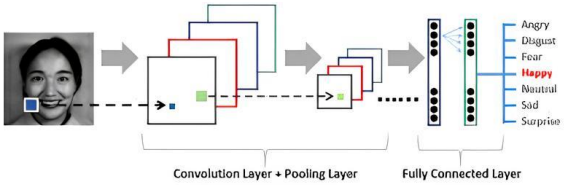
2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah adalah cerminan dari emosi dan reaksi seseorang, serta bentuk komunikasi non verbal yang vital dalam interaksi sosial. Melalui beragam perubahan ekspresi wajah, seperti senyuman, ekspresi kemarahan, atau raut kesedihan, ekspresi wajah efektif dalam menyampaikan keadaan emosional seseorang. Kemampuan dalam memahami ekspresi wajah menjadikan interaksi manusia lebih empatik [14].

2.2. *Convolutional Neural Network*

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jenis *deep neural network* yang sering digunakan untuk mengolah data citra. Arsitektur CNN terdiri dari dua bagian utama, yaitu fitur ekstraksi dan klasifikasi, yang bekerja bersama-sama untuk melatih data [6]. Pada tahap ekstraksi fitur, citra diubah menjadi fitur-fitur yang direpresentasikan dalam bentuk angka. Fitur-fitur ini, yang awalnya berbentuk *array* multidimensi, kemudian di-flatten menjadi vektor satu dimensi sebelum diproses oleh lapisan klasifikasi (*fully connected layer* atau jaringan saraf tiruan) [15].



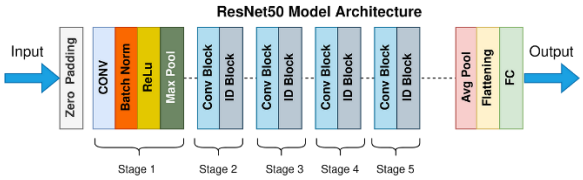
Gambar 1. Arsitektur umum CNN pengenalan ekspresi wajah

2.3. *Transfer Learning*

Transfer learning adalah teknik di mana model yang telah dilatih pada tugas tertentu digunakan sebagai titik awal untuk tugas lain. Model tersebut dimodifikasi dan disesuaikan, memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada tentang fitur-fitur seperti tekstur, bentuk, dan warna [16].

2.4. ResNet50

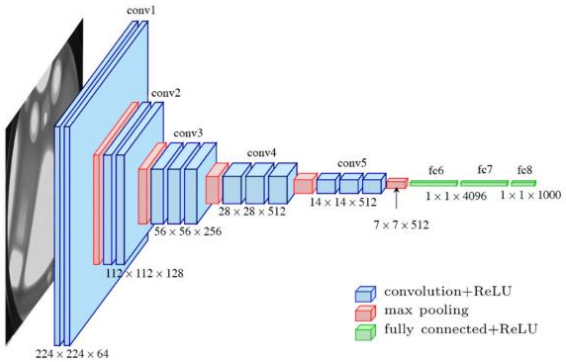
ResNet50 merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang sangat populer dan digunakan dalam pengolahan gambar dan pengenalan objek. Dikembangkan oleh Kaiming He, dkk., pada tahun 2015, arsitektur ini telah membuktikan kinerjanya yang sangat baik dalam berbagai ajang kompetisi pengenalan gambar, seperti *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* [17].



Gambar 2. Struktur arsitektur model ResNet50

2.5. VGG16

VGG16 merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan secara luas dalam pengolahan citra, termasuk untuk deteksi dan pengenalan ekspresi wajah. Model ini dikembangkan oleh Simonyan dan Zisserman dari *Visual Geometry Group* (VGG) dan dikenal dengan struktur 16 lapisan yang terdiri dari 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan *fully connected* [18].



Gambar 3. Struktur arsitektur model VGG16

2.6. *Confusion Matrix*

Confusion Matrix adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model prediksi bekerja dengan membandingkan prediksi model dengan hasil yang sebenarnya [19]. Berikut rumus yang digunakan:

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ prediksi\ benar}{Total\ jumlah\ data} \quad (1)$$

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

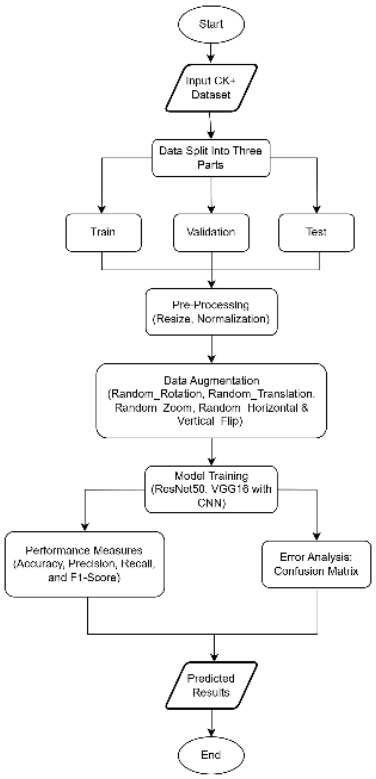
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 - score = \frac{\text{Pr}\,e\,cision \times Recall}{\text{Pr}\,e\,cision + Recall} \quad (4)$$

Keterangan:
TP : Data positif diprediksi positif
FP : Data negatif diprediksi positif
FN : Data positif diprediksi negatif

3. METODE PENELITIAN

Proses penelitian melibatkan beberapa tahapan utama, yaitu: pengumpulan data, pemisahan data, *preprocessing* data, data *augmentation*, pengembangan arsitektur model CNN, dan evaluasi kinerja klasifikasi. Gambar 4 menunjukkan alur penelitian secara keseluruhan dimulai dari tahap pengumpulan dataset CK+ yang didapatkan dari kaggle, hingga tahapan akhir evaluasi menggunakan berbagai metrik seperti akurasi, *precision, recall, dan F1-score.* Rangkaian tahapan dalam penelitian ini dirancang untuk mengoptimalkan kemampuan model CNN dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah secara akurat, sebagai dasar untuk menganalisis potensi perilaku kriminal.



Gambar 4. Alur penelitian

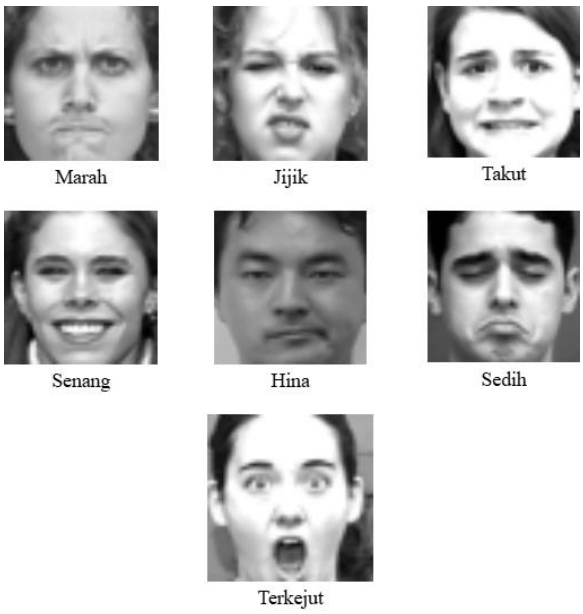
3.1. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah CK+ (Cohn-Kanade Dataset) yang diperoleh dari situs kaggle.com. Dataset ini terdiri dari citra wajah yang berukuran 48 x 48 piksel dalam *grayscale* yang dibagi menjadi tujuh jenis ekspresi wajah: marah, sedih, jijik, senang, takut, kaget, dan hina.

Tabel 1. Jumlah data *training* train CK+

Ekspresi	Banyak citra
Marah *(Anger)*	94
(Happy)	144
Jijik *(Disgust)*	123
Takut *(Fear)*	52
Hina *(Contempt)*	37
Sedih *(Sad)*	58
Terkejut *(Surprise)*	174
Total	**682**

Penelitian ini menggunakan dua parameter untuk memprediksi tindak kejahatan berdasarkan ekspresi wajah, yaitu "Mencurigakan" dan "Tidak Mencurigakan". Kategori "Mencurigakan" didasarkan pada ekspresi negatif seperti marah, jijik, takut, sedih, hina, dan terkejut, sedangkan kategori "Tidak Mencurigakan" didasarkan pada ekspresi positif yaitu senang [5].



Gambar 5. *Preview* dari dataset CK+

3.2. Split Data

Dataset dibagi kedalam 3 kategori yakni *train*, *validation*, dan *test*. Skenario yang digunakan adalah 70% untuk *train*, 15% untuk *validation*, dan 15% untuk *test*. Dengan Jumlah data yang digunakan sebanyak 981 dengan dataset *train* berjumlah 682, *validation* berjumlah 147 dan *test* berjumlah 152.

3.3. *Preprocessing*

Preprocessing data merupakan langkah penting dalam persiapan data sebelum digunakan untuk melatih atau menguji model *machine learning*, tujuannya untuk memastikan bahwa data sesuai dengan kebutuhan model dan mengatasi masalah seperti kurangnya data, *outlier*, atau variasi skala. Pada tahap ini akan dilakukan *resize* dan *normalization*.

a. *Resize*

Resize adalah tahap mengubah ukuran setiap citra yang berasal dari dataset agar sesuai dengan dimensi input model yang digunakan. Pada penelitian ini citra dilakukan resize menjadi 224 x 224 piksel.

b. *Normalization*

Normalization merupakan proses penskalaan yang bertujuan untuk mengurangi resolusi citra. Normalisasi berperan penting untuk meningkatkan akurasi. Tahap ini merubah rentang nilai piksel dari [0, 255] menjadi rentang [-1, 1].

3.4. *Augmentation*

Augmentation digunakan untuk menambah variasi data pelatihan melalui transformasi seperti rotasi dan *flipping*, sehingga dapat membantu model dalam mengenali pola dengan lebih baik. Pada penelitian ini teknik augmentasi yang digunakan adalah *flipping*, *rotation*, *translation*, dan *zoom* untuk meningkatkan variasi data.

3.5. Model *Training*

Pada tahap ini, dilakukan pembangunan model untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi menggunakan algoritma CNN, dengan membandingkan dua arsitektur, yaitu ResNet50 dan VGG16. Model dikembangkan menggunakan TensorFlow dan Keras, lalu dikompilasi dengan optimizer Adam dan pengaturan *learning rate*.

Proses pelatihan dilakukan dengan data latih dan validasi menggunakan parameter *epoch* dan *learning rate*, serta didukung *callbacks* seperti *EarlyStopping* dan *ReduceLROnPlateau* untuk mengoptimalkan hasil pelatihan. Setelah pelatihan, model diuji menggunakan citra uji yang telah melalui tahap *preprocessing*, dan dievaluasi menggunakan metrik untuk mengukur akurasi model.

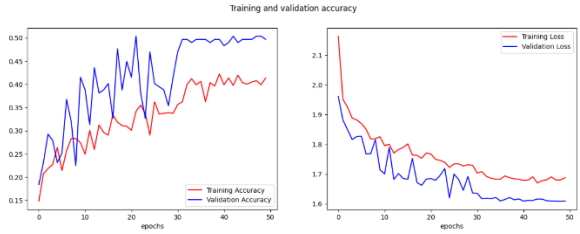
3.6. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik yang umum dalam pengolahan citra dan pembelajaran mesin, seperti akurasi, *precision, recall, dan F1-score.* Model evaluasi digunakan untuk membandingkan hasil klasifikasi ekspresi wajah antara arsitektur model ResNet50 dengan VGG16.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Model *Training*

Berdasarkan skenario penelitian yang telah dijelaskan pada Bab 3 yang mencakup tahapan *preprocessing*, *augmentation*, model *training*, serta evaluasi, proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan dua arsitektur transfer learning CNN, yaitu ResNet50 dan VGG16. Dataset CK+ dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 70% data pelatihan**,** 15% data validasi, dan 15% data pengujian**.** Pada tahap pelatihan awal, seluruh *layer pre-trained* pada model dibekukan (*freeze*) sehingga hanya melatih bagian klasifikasi selama 50 epoch. Selanjutnya, dilakukan *fine-tuning* dengan membuka kembali beberapa layer awal (*unfreeze*) dan melatih ulang model selama 10 epoch tambahan untuk meningkatkan performa. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam dan fungsi *loss categorical crossentropy*, dengan evaluasi metrik berupa akurasi dan loss pada setiap epoch.



Gambar 6. Grafik model ResNet50

Gambar 6 merupakan grafik hasil latih dan uji model ResNet50. Terlihat pada *epoch* pertama akurasi pelatihan di kisaran 15% dengan nilai *loss* sekitar 2,15, namun seiring pelatihan, akurasi pelatihan mencapai 42% dan *loss* turun menjadi 1,6 pada *epoch* akhir. Pada akurasi validasi juga mengalami peningkatan, dimulai dari sekitar 20% pada *epoch* awal dan mencapai 50% pada akhir pelatihan, dengan penurunan nilai *loss* dari 1,95 ke angka sekitar 1,6.

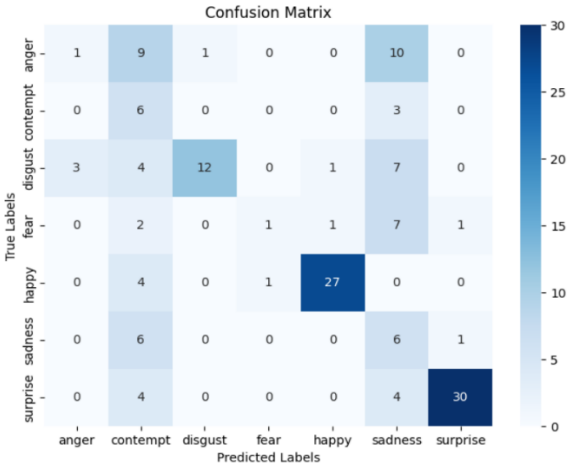
Gambar 7. Grafik model VGG16

Gambar 7 merupakan grafik hasil latih dan uji pada model VGG-16, terlihat peningkatan kinerja seiring dengan bertambahnya *epoch*. Pada *epoch* pertama, akurasi pelatihan berada di kisaran 30% dengan nilai *loss* sekitar 2.0. Seiring proses pelatihan, akurasi pelatihan meningkat hingga mencapai sekitar 70%, dan nilai *loss* menurun menjadi sekitar 1.0 pada epoch terakhir. Akurasi validasi juga mengalami peningkatan, dari sekitar 35% pada awal pelatihan menjadi sekitar 75% pada akhir *epoch*, nilai *loss* validasi turun dari sekitar 1.9 menjadi ke sekitar 1.2.

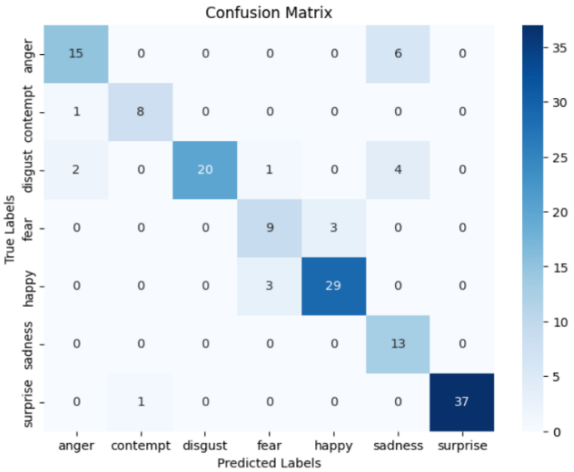
4.2. Hasil *Confusion Matrix*

Gambar 8 dan 9 merupakan hasil kinerja model dalam memprediksi atau menganalisis kesalahan dari dua arsitektur CNN. Berdasarkan gambar 8, model ResNet50 berhasil memprediksi 1 emosi *anger*, 6 *contempt*, 12 *disgust*, 1 *fear*, 27 *happy*, 6 *sadness*, dan

30 surprise. Sedangkan, pada Gambar 9, model VGG16 menghasilkan prediksi sebanyak 15 anger, 8 contempt, 20 disgust, 9 *fear*, 29 *happy*, 13 *sadness*, dan 37 *surprise*.



Gambar 8. *Confusion matrix* ResNet50



Gambar 9. *Confusion matrix* VGG16

4.3. Hasil Evaluasi

Tabel 2. Hasil Evaluasi ResNet50

Ekspresi	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
Marah	0.25	0.05	0.08
Hina	0.17	0.67	0.27
Jijik	0.92	0.44	0.60
Takut	0.50	0.08	0.14
Senang	0.93	0.84	0.89
Sedih	0.16	0.46	0.24
Terkejut	0.94	0.79	0.86
Akurasi	**0.55**		

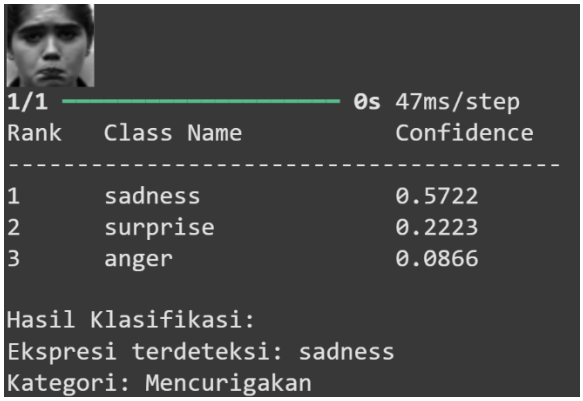
Tabel 3. Hasil Evaluasi VGG16

Ekspresi	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
Marah	0.83	0.71	0.77
Hina	0.89	0.89	0.89
Jijik	1.00	0.74	0.85
Takut	0.69	0.75	0.72
Senang	0.91	0.91	0.91
Sedih	0.57	1.00	0.72
Terkejut	1.00	0.97	0.72
Akurasi	**0.86**		

Tabel di atas membandingkan hasil evaluasi dua model *deep learning*, yaitu ResNet50 dan VGG16, dalam mengenali tujuh ekspresi wajah: Marah, Hina, Jijik, Takut, Senang, Sedih, dan Terkejut. Pada tabel 2, model ResNet50 menunjukkan performa yang kurang baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 0.55 dengan beberapa ekspresi seperti Marah, Takut, dan Sedih memiliki *F1-score* sangat rendah, menandakan bahwa model kesulitan dalam mengenali ekspresi-ekspresi tersebut. Sebaliknya, tabel 3 yang menampilkan hasil dari model VGG16 menunjukkan peningkatan performa signifikan, dengan akurasi mencapai 0.86 dan *F1-score* tinggi di hampir semua ekspresi. VGG16 secara konsisten menunjukkan *precision* dan *recall* yang tinggi, terutama pada ekspresi Terkejut, Senang, dan Hina.

4.4. Hasil Pengujian

Adapun hasil dari deteksi wajah berdasarkan citra sebagai berikut.



Gambar 10. Hasil deteksi ekspresi sedih

Berdasarkan gambar 10, model menghasilkan tiga probabilitas ekspresi, dengan *confidence score* tertinggi pada ekspresi *sadness* (sedih) sebesar 0.57%. Oleh karena itu, ekspresi pada gambar diklasifikasikan sebagai *sadness* dan masuk ke dalam kategori "Mencurigakan".

Gambar 11. Hasil deteksi ekspresi senang

Berdasarkan gambar 11, model mendeteksi ekspresi *happy* (senang) dengan *confidence score* sebesar 0.99%, skor ini lebih tinggi dibandingkan ekspresi lainnya seperti *fear* (0,09%) dan *disgust* (0,01%). Dengan *confidence score* yang sangat tinggi, ekspresi wajah diklasifikasikan sebagai *happy* dan masuk dalam kategori "Tidak Mencurigakan".

Gambar 12. Hasil deteksi ekspresi marah

Berdasarkan gambar 12, model mendeteksi ekspresi *anger* (marah) dengan *confidence score* sebesar 0.56%, ekspresi *sadness* (0.40%) dan *disgust* (0.02%). Meskipun perbedaan *confidence* antara *anger* dan *sadness* tidak terlalu besar, model tetap mengklasifikasikan ekspresi tersebut sebagai *anger*, sehingga masuk dalam kategori "Mencurigakan".

Dari ketiga contoh pengujian di atas, dapat disimpulkan bahwa model mampu mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan baik berdasarkan nilai *confidence* tertinggi dan dapat membedakan antara kategori "Mencurigakan" atau "Tidak Mencurigakan" berdasarkan ekspresi yang terdeteksi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini mengklasifikasikan ekspresi wajah menggunakan CNN dengan menerapkan dua arssitektur model, yaitu ResNet50 dan VGG16. Hasil penelitian menunjukkan bahwa VGG16 memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan ResNet50 yaitu sebesar 86%. Evaluasi performa model menunjukkan bahwa ekspresi Penggunaan CNN untuk klasifikasi ekspresi wajah memiliki potensi dalam mencegah perilaku kriminal, terutama dalam mengidentifikasikan ekspresi yang dapat menunjukkan kemungkinan tindakan mencurigakan. Untuk memperluas cakupan dan kedalaman analisis, penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan untuk memperbanyak jumlah dan variasi dataset agar model bisa mempelajari lebih beragam ekspresi wajah dari berbagai latar belakang individu, serta untuk mencoba arsitektur CNN lainnya seperti MobileNetV2 atau EfficientNet untuk mengevaluasi hasil yang lebih baik dengan efisiensi komputasi yang lebih tinggi. Selain itu, pengembangan sistem deteksi ekspresi wajah secara *real-time* di situasi nyata yang diharapkan dapat meningkatkan aplikasi praktis dari penelitian, dan studi yang akan datang sebaiknya mempertimbangkan variabel tambahan seperti gerakan tubuh, nada suara, atau konteks lingkungan untuk memperoleh analisis perilaku kriminal yang lebih akurat secara keseluruhan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] J. Inayah, D. A. S. N. Maghfiroh, and D. C. R. Novitasari, "CLUSTERING DAERAH RAWAN KRIMINALITAS MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY C-MEANS," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 27, no. 2, pp. 95–106, Aug. 2022, doi: 10.35760/ik.2022.v27i2.6019.

[2] Badan Pusat Statistik, *Statistik Kriminal 2024*. 2024.

[3] A. D. Putra, G. S. Martha, M. Fikram, and R. J. Yuhan, "Faktor-Faktor yang Memengaruhi Tingkat Kriminalitas di Indonesia Tahun 2018," *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 3, no. 2, p. 123, Jan. 2021, doi: 10.13057/ijas.v3i2.41917.

[4] H. Wang and S. Ma, "Preventing crimes against public health with artificial intelligence and machine learning capabilities," *Socioecon. Plann. Sci.*, vol. 80, p. 101043, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.seps.2021.101043.

[5] A. N. Syauqi, "Komparasi Algoritma Convolutional Neural Network dan Transfer Learning (Restnet50, Mobilenetv2, dan VGG16) Untuk Identifikasi Ekspresi Wajah Potensi Kejahatan," Universitas PGRI Semarang, 2024.

[6] R. J. Gunawan, B. Irawan, and C. Setianingsih, "Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network Dengan Model Arsitektur Vgg16," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 6442–6454, 2021, [Online]. Available: https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/16400

[7] M. I. Maulana, K. Aeni, and Fathulloh, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Perad.*, vol. 4, no. 2, 2023, doi: https://doi.org/10.58436/ijir.v4i2.1905.

[8] Tinaliah and T. Elizabeth, "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Ekspresi Wajah Manusia Pada MMA Facial Expression Dataset," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 4, pp. 2051–2059, 2021.

[9] AL Sigit Guntoro, Edy Julianto, and Djoko Budiyanto, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Inform. Atma Jogja*, vol. 3, no. 2, pp. 155–160, Nov. 2022, doi: 10.24002/jiaj.v3i2.6790.

[10] Y. Wang, "Deep Convolutional Neural Networks for Facial Expression Recognition," *Int. J. Neural Netw.*, vol. 3, no. 4, Oct. 2022, doi: 10.38007/NN.2022.030408.

[11] E. R. Sihotang, A. W. Widodo, and Indriati, "Klasifikasi Ekspresi Wajah Manusia Menggunakan Metode CNN Dengan Arsitektur Visual Geometry Group (VGG-Net)," *J.*

Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 8, no. 8, pp. 1–6, 2024.

[12] S. Widodo, D. Setiawan, T. Ridwan, and R. Ambari, "Perancangan Deteksi Emosi Manusia berdasarkan Ekspresi Wajah Menggunakan Algoritma VGG16," *Syntax J. Inform.*, vol. 11, no. 01, pp. 01–12, Jun. 2022, doi: 10.35706/syji.v11i01.6594.

[13] 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, pp. 350–355, Dec. 2020, doi: 10.36294/jurti.v4i2.1714.

[14] I Putu Agus Aryawan, I Nyoman Purnama, and Ketut Queena Fredlina, "ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA CNN DAN SVM PADA KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH," *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 9, no. 4, Jun. 2023, doi: 10.36002/jutik.v9i4.2545.

[15] B. Suswati, "Implementasi Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Citra Daun Tanaman Hias," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 554–565, Jun. 2024, doi: 10.51454/decode.v4i2.590.

[16] M. Ramadhan, D. I. Mulyana, and M. B. Yel, "Optimasi Algoritma Cnn Menggunakan Metode Transfer Learning Untuk Klasifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Pneumonia Dan Non-Pneunomia," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 6, no. 2, pp. 670–679, 2022.

[17] S. P. Ristiawanto, B. Irawan, and C. Setianingsih, "Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Residual Network-50," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 6442–6454, 2021.

[18] A. S. Parihar and S. Agrawal, "Facial Expression Detection and Recognition using VGG- 16," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 183, no. 41, pp. 9–16, Dec. 2021, doi: 10.5120/ijca2021921803.

[19] Y. Deta Kirana and S. Al Faraby, "Sentiment Analysis of Beauty Product Reviews Using the K-Nearest Neighbor (KNN) and TF-IDF Methods with Chi-Square Feature Selection," *Open Access J Data Sci Appl*, vol. 4, no. 1, pp. 31–042, 2021, doi: 10.34818/JDSA.2021.4.71.