P-ISSN : 2549-7480
E-ISSN : 2549-6301

JURNAL ILMIAH INFORMATIKA
E-ISSN : 2549-6301
ISSN : 2549-7480
Faculty of Sains and Technology, Ibrahimy University
S4-Accredited : 105/E/KPT/2022
Journal page is available to : https://journal.ibrahimy.ac.id/index.php/JIMI

KLASIFIKASI EKSPRESI EMOSI BAYI BERBASIS CITRA WAJAH MENGGUNAKAN CNN UNTUK APLIKASI MOBILE

Desty Asty Alamanda[1)], Elmi Devia[2)], Harry Dwiyana[3)]

[1)], [2)], [3)] Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Krisnadwipayana, Jakarta, Indonesia

email: [1] destyastyalamanda@gmail.com, [2] elmidevia@unkris.ac.id, [3] harry_d@unkris.ac.id

ARTICLE INFO

Article History:
Recieved : 02 Oktober 2026
Accepted : 22 Oktober 2026
Published : 10 November 2026

Keywords:
Baby Emotion Classification, Convolutional Neural Network, MobileNetV2, BabyFACS, Flutter Mobile Application.

IEEE style in citing this article:
D. A. Alamanda, E. Devia, and H. Dwiyana, "Klasifikasi Ekspresi Emosi Bayi Berbasis Citra Wajah Menggunakan CNN untuk Aplikasi Mobile," *jurnal.ilmiah.informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 139-147, Des. 2026.

Corresponding Author:
Desty Asty Alamanda, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Krisnadwipayana

ABSTRACT

Infants aged 0–2 years rely primarily on facial expressions to convey affective states, yet parental interpretation remains subjective, ambiguous, and prone to misjudgment. This study develops a lightweight infant facial emotion classification model using Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2 deployed into an offline mobile application, following the CRISP-DM framework. A balanced dataset of 600 images across three affective categories (happy, neutral, distress) based on the Infant Facial Affect (IFA) approach was trained using two-stage transfer learning with fine-tuning on the top 30 layers. Experimental evaluation on 60 independent test images demonstrated that data augmentation improved model performance, achieving an overall accuracy of 96.67% and macro-average precision, recall, and F1-score of 97.00%, outperforming the non-augmented baseline (95.00%). Spatial interpretability using Grad-CAM validated that network attention consistently localized on critical facial landmarks corresponding to BabyFACS Action Units (AU6/AU12 for happy and AU4/AU20 for distress). The model was successfully converted to TensorFlow Lite (9 MB) and integrated into a Flutter mobile application, achieving an average inference latency below 150 ms and 100% functional validity through Black Box testing. This system delivers real-time, objective emotion recognition alongside actionable parenting insights to support prompt and accurate infant caregiving.

© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika (Scientific Informatics Journal) with CC BY NC licence

P-ISSN : 2549-7480
D. A. Alamanda dkk/ JIMI 11 (2) pp. 139-147 E-ISSN : 2549-6301

1. PENDAHULUAN

Bayi pada rentang usia 0 hingga 2 tahun belum memiliki kemampuan kognitif dan motorik untuk menyampaikan kebutuhan fisik serta kondisi psikologisnya melalui komunikasi verbal. Akibatnya, ekspresi wajah menjadi media komunikasi nonverbal utama bagi pengasuh untuk memahami kondisi afektif bayi [1]. Dalam rutinitas harian, orang tua umumnya berupaya mendeteksi kebutuhan anak melalui perubahan mimik pada area mata, alis, dan mulut. Kendati demikian, interpretasi manusiawi tersebut sangat rentan terhadap bias subjektivitas, kelelahan pengasuh, serta variasi pengalaman individual. Selain itu, transisi kontraksi otot wajah bayi yang berlangsung sangat cepat serta tingginya kemiripan visual antar ekspresi, seperti tangisan rasa lapar, kelelahan, maupun nyeri yang sering kali menimbulkan kesalahan interpretasi yang berujung pada keterlambatan pemenuhan kebutuhan bayi [2]. Oleh sebab itu, ketersediaan sistem cerdas yang mampu mengidentifikasi ekspresi emosi wajah bayi secara objektif, konsisten, dan dapat diakses cepat oleh masyarakat merupakan kebutuhan yang mendesak.

Secara anatomis, gerakan neuromuskular wajah dapat dianalisis secara objektif menggunakan *Facial Action Coding System* (FACS) yang kemudian diadaptasi khusus untuk morfologi wajah bayi menjadi *Baby Facial Action Coding System* (BabyFACS) [3]. BabyFACS mendeskripsikan gerakan mikro otot wajah melalui unit aksi diskret yang disebut *Action Unit* (AU). Ekspresi afek positif seperti senyum sejati (*Duchenne smile*) secara universal dicirikan oleh kombinasi kontraksi AU6 (*Cheek Raiser*) yang mengangkat pipi dan AU12 (*Lip Corner Puller*) yang menarik sudut bibir ke atas [4]. Sebaliknya, ekspresi afek negatif berupa tangisan atau distres (*cry-face*) ditandai oleh kontraksi AU4 (*Brow Lowerer*) yang menurunkan pangkal alis serta AU20 (*Lip Stretcher*) yang meregangkan bibir secara horizontal [5]. Berdasarkan kerangka kerja *Infant Facial Affect* (IFA), rentang ekspresi bayi yang sangat bervariasi dapat disederhanakan menjadi tiga kelas afektif operasional yang paling representatif bagi pengasuhan praktis, yakni *happy* (mewakili afek positif), *neutral* (kondisi tenang/istirahat), dan *distress* (mewakili seluruh spektrum afek negatif seperti menangis, gelisah, dan kesakitan) [6].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning* dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), telah membuktikan keunggulan mutlak dalam pemrosesan citra digital karena kemampuannya mengekstraksi representasi fitur visual hierarkis secara otomatis tanpa memerlukan rekayasa fitur manual [7]. Berbagai studi terdahulu telah menguji keandalan CNN dalam pengenalan ekspresi wajah. Amaanullah dkk. mengimplementasikan model CNN standar untuk mendeteksi emosi wajah manusia dengan perolehan akurasi sebesar 87,5% [8]. Pada dataset publik FER-2013, Ekawati dkk. berhasil mencatatkan akurasi sebesar 76% menggunakan arsitektur konvolusi bertingkat [9]. Lebih lanjut, penelitian oleh Faizah dkk. menegaskan bahwa model CNN secara signifikan melampaui algoritma konvensional *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengatasi variasi nonlinier pola wajah, di mana SVM mengalami *overfitting* parah dengan akurasi latih 99,70% tetapi hanya mencapai akurasi validasi 41,47%, sementara CNN tetap stabil pada akurasi 55,03% [10].

Meskipun model CNN berskala besar seperti VGG atau ResNet memiliki kapasitas representasi tinggi, arsitektur

DOI : https://doi.org/10.35316/jimi.v11i2.139-140
© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika with CC BY NC licence

tersebut membutuhkan sumber daya memori dan daya komputasi yang masif sehingga tidak praktis untuk dijalankan secara langsung pada perangkat telepon pintar (*smartphone*). Dalam konteks komputasi bergerak (*mobile edge computing*), arsitektur MobileNetV2 hadir sebagai solusi yang dirancang dengan mekanisme *inverted residual* dan *linear bottleneck*, memungkinkan reduksi drastis pada jumlah parameter dan operasi komputasi (FLOPs) tanpa mengorbankan performa [11]. Sihombing dkk. membuktikan bahwa MobileNetV2 mampu mengenali ekspresi wajah dengan akurasi pengujian sebesar 78% [12]. Penelitian lain oleh Zahra dkk. yang mengklasifikasikan ekspresi wajah bahagia dan tidak bahagia menghasilkan akurasi validasi 81,49% menggunakan MobileNetV2 [13].

Terlepas dari capaian penelitian-penelitian di atas, mayoritas studi terdahulu memiliki celah penelitian (*research gap*) yang nyata: fokus evaluasi hampir seluruhnya tertuju pada wajah subjek dewasa, yang secara morfologis memiliki proporsi kraniofasial, elastisitas kulit, serta dinamika kerutan yang sangat berbeda dengan bayi usia 0–2 tahun. Selain itu, penelitian terdahulu umumnya berhenti pada simulasi algoritma di lingkungan komputasi awan atau desktop, dan belum mentransformasikan bobot model ke dalam format biner yang ringan agar dapat beroperasi secara luring (*offline*) di perangkat bergerak.

Menjawab tantangan tersebut, penelitian ini mengembangkan model klasifikasi ekspresi emosi bayi berbasis citra wajah menggunakan CNN MobileNetV2 yang dioptimasi dengan teknik *two-stage transfer learning* dan *fine-tuning*. Penelitian ini secara empiris membandingkan pengaruh skenario augmentasi data terhadap kapabilitas generalisasi model, memverifikasi transparansi penalaran spasial model menggunakan visualisasi *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM) yang dikorelasikan dengan kaidah BabyFACS, serta mengimplementasikan model biner TensorFlow Lite ke dalam aplikasi mobile lintas platform berbasis *framework* Flutter yang siap digunakan secara praktis oleh pengasuh dan orang tua.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan secara sistematis mengadopsi kerangka kerja *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang mencakup enam tahapan, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [14]. Pendekatan ini memastikan seluruh proses pengembangan, mulai dari perumusan masalah klasifikasi emosi bayi hingga implementasi model ke perangkat bergerak, terdokumentasi dan terukur secara empiris.

Tahap *Business Understanding* diawali dengan mengidentifikasi kendala subjektivitas dalam membaca ekspresi emosi bayi usia 0–2 tahun yang belum dapat berkomunikasi verbal. Dari permasalahan tersebut dirumuskan solusi pengembangan model klasifikasi citra wajah berbasis *deep learning* yang berbobot ringan agar dapat dijalankan secara efisien pada aplikasi *mobile*.

Pada tahap *Data Understanding*, dilakukan eksplorasi dan pengumpulan data sebanyak 600 citra wajah bayi yang terdistribusi secara seimbang ke dalam tiga kelas afektif operasional merujuk pada konsep *Infant Facial Affect* (IFA), yaitu *happy*, *neutral*, dan *distress*. Dataset terdiri atas 150 data primer hasil pemotretan langsung serta 450 data sekunder yang dihimpun dari internet guna memperoleh keberagaman latar

DOI : https://doi.org/10.35316/jimi.v11i2.139-140
© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika with CC BY NC licence

P-ISSN : 2549-7480
D. A. Alamanda dkk/ JIMI 11 (2) pp. 139-147 E-ISSN : 2549-6301

belakang, ekspresi alami, dan sudut pengambilan. Rincian distribusi dataset disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Pembagian Dataset Citra Wajah Bayi

Kelas Emosi	Citra Primer	Citra Sekunder	Total Sampel	Proporsi (%)
Happy	50	150	200	33,33%
Neutral	50	150	200	33,33%
Distress	50	150	200	33,33%
Total	**150**	**450**	**600**	**100,00%**

Tahap *Data Preparation* meliputi pemeriksaan integritas berkas citra, penyeragaman ukuran piksel menjadi 224 x 224 piksel, dan normalisasi nilai intensitas piksel ke rentang [0, 1]. Dataset dibagi secara otomatis menggunakan pustaka split-folders dengan parameter *seed* 42 ke dalam alokasi 70% data latih (420 citra), 20% data validasi (120 citra), dan 10% data uji independen (60 citra). Pada tahap ini disiapkan dua skenario eksperimen, yaitu pelatihan tanpa augmentasi dan pelatihan dengan augmentasi data (*rotation*, *width/height shift*, *shear*, *zoom*, *horizontal flip*, dan rentang kecerahan) untuk menganalisis dampaknya terhadap pencegahan *overfitting*.

Tahap *Modeling* menerapkan teknik *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang telah dilatih pada dataset ImageNet dengan membuang lapisan klasifikasi puncak (*top layers*). Sebagai penggantinya, ditambahkan lapisan kustom berupa *Global Average Pooling 2D*, *Dense* (128 neuron, aktivasi ReLU), regularisasi *Dropout* (0,3), serta *Dense* keluaran (3 neuron, aktivasi Softmax). Pelatihan dijalankan dalam dua fase bertahap:

Tahap 1 (*Base Model Freeze*): Pembekuan bobot dasar dengan optimizer Adam, *learning rate* 0,001, dan fungsi kerugian *Categorical Cross-Entropy* sebanyak 20 *epoch*.

Tahap 2 (*Fine-tuning*): Pembukaan kembali 30 lapisan konvolusi teratas dari model dasar dengan optimizer Adam pada *learning rate* 0,00001 sebanyak 20 *epoch*.

Tahap *Evaluation* menguji performa model terbaik pada 60 data uji independen menggunakan metrik evaluasi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, yang dihitung berdasarkan Persamaan (1) sampai dengan Persamaan (4):

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

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

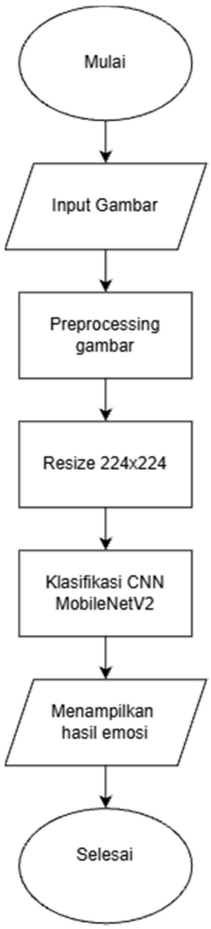
$$Rec = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Di mana *TP* menyatakan *True Positive*, *TN* menyatakan *True Negative*, *FP* menyatakan *False Positive*, dan *FN* menyatakan *False Negative*. Selain evaluasi numerik, transparansi keputusan model dianalisis melalui visualisasi *Feature Map* serta *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM) untuk memastikan aktivasi model berkorespondensi dengan *Action Unit* (AU) pada *Baby Facial Action Coding System* (BabyFACS).

DOI : https://doi.org/10.35316/jimi.v11i2.139-140
© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika with CC BY NC licence

Tahap *Deployment* mengonversi berkas bobot model terbaik ke format biner terkuantisasi *TensorFlow Lite* (Model_bayi.tflite). Berkas model diintegrasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis *framework* Flutter yang beroperasi secara luring (*offline*). Alur operasional sistem inferensi klasifikasi citra pada aplikasi disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Sistem Klasifikasi Emosi Bayi

Berdasarkan Gambar 1, alur klasifikasi dimulai dari pengguna memasukkan citra wajah bayi melalui tangkapan kamera maupun pemilihan galeri. Citra tersebut melalui tahapan prapemrosesan dan penyesuaian dimensi matriks menjadi 224 x 224 piksel sebelum diumpankan ke dalam model inferensi MobileNetV2. Sistem kemudian menampilkan kategori emosi beserta nilai tingkat keyakinan (*confidence score*) pada antarmuka pengguna. Seluruh fungsi perangkat lunak divalidasi menggunakan pengujian *Black Box Testing*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dan analisis hasil penelitian difokuskan pada evaluasi performa klasifikasi model konvolusi MobileNetV2, verifikasi transparansi spasial fitur melalui pendekatan neurobiologis wajah bayi, serta pengujian fungsionalitas sistem pada aplikasi *mobile* yang dikembangkan.

A. Analisis Pelatihan dan Efektivitas *Fine-Tuning*

Pelatihan model dieksekusi dalam dua tahapan terstruktur. Pada tahap pembekuan model dasar (*freeze base model*), konvergensi nilai akurasi pada data latih dan validasi tercapai secara

P-ISSN : 2549-7480
D. A. Alamanda dkk/ JIMI 11 (2) pp. 139-147 E-ISSN : 2549-6301

bertahap. Pembukaan kembali 30 lapisan konvolusi teratas pada tahap *fine-tuning* terbukti secara signifikan meningkatkan kemampuan adaptasi bobot jaringan terhadap karakteristik tekstur dan morfologi wajah bayi.

Model yang dilatih dengan skenario augmentasi data menunjukkan stabilitas kurva *loss* yang lebih unggul dibandingkan tanpa augmentasi. Nilai *loss* validasi bergerak selaras dengan *loss* pelatihan tanpa terjadi lonjakan divergensi yang mengindikasikan gejala *overfitting*, membuktikan bahwa pemberian variasi geometris dan pencahayaan memperkuat ketahanan generalisasi model.

B. Evaluasi dan Perbandingan Kinerja pada Data Uji

Kinerja model diuji secara objektif menggunakan 60 data uji independen yang terdistribusi seimbang ke dalam kelas *distress*, *happy*, dan *neutral* (masing-masing 20 citra). Perbandingan kinerja antara kedua skenario pelatihan dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Model pada Data Uji Independen

Skenario	Akurasi	Prec	Rec	F1
Tanpa Augmentasi	95,00%	0,96	0,95	0,95
Dengan Augmentasi	96,67%	0,97	0,97	0,97

Berdasarkan Tabel 2, penerapan augmentasi data menghasilkan peningkatan akurasi sebesar 1,67 poin persentase serta peningkatan metrik rata-rata makro *precision*, *recall*, dan *F1-score* menjadi 0,97. Rincian performa per kelas emosi untuk model terbaik disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Rincian Metrik Evaluasi Model Terbaik (Dengan Augmentasi)

Kelas	Prec	Rec	F1	Data Uji
Distress	0,95	0,95	0,95	20
Happy	0,95	0,96	0,95	20
Neutral	1,00	1,00	1,00	20
Macro Average	0,97	0,97	0,97	60
Akurasi	96,67%	-	-	60

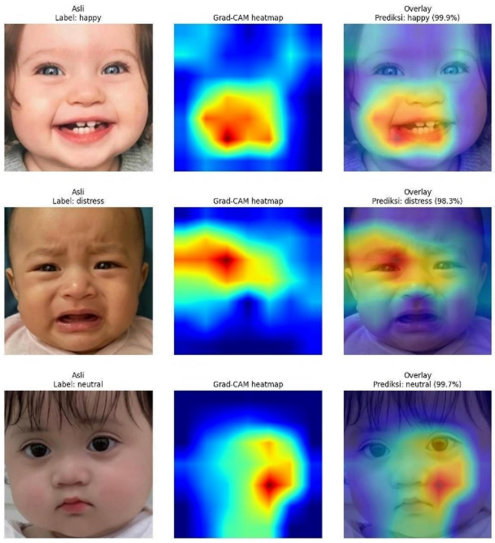
Berdasarkan analisis matriks konfusi (*confusion matrix*), model tanpa augmentasi menghasilkan 3 kesalahan klasifikasi berupa citra *distress* yang terprediksi keliru sebagai *happy*. Pada model dengan augmentasi, kesalahan berhasil diminimalkan menjadi hanya 2 sampel, yaitu 1 citra *distress* terprediksi *happy* dan 1 citra *happy* terprediksi *distress*.

Kelas *neutral* mencatatkan metrik sempurna (1,00) pada kedua model karena ekspresi wajah tanpa kontraksi otot memiliki disparitas visual yang tegas terhadap ekspresi afek lainnya. Kesalahan minor antara kelas *happy* dan *distress* disebabkan oleh kemiripan visual bukaan mulut yang lebar saat bayi tertawa lepas maupun saat menangis kencang.

C. Interpretasi Spasial Menggunakan Grad-CAM

Untuk memastikan bahwa inferensi model didasarkan pada area ekspresi wajah yang valid dan bukan dari objek latar belakang citra, dilakukan pengujian interpretabilitas menggunakan *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM) [15]. Visualisasi Grad-CAM pada model terbaik dengan penerapan augmentasi data disajikan pada Gambar 2.

DOI : https://doi.org/10.35316/jimi.v11i2.139-140
© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika with CC BY NC licence

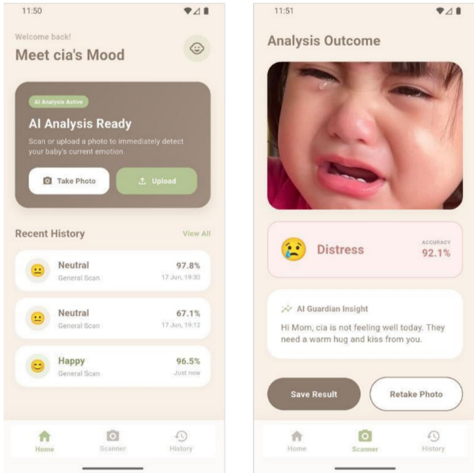


Gambar 2. Visualisasi Grad-CAM pada Prediksi Emosi Bayi Model Teraugmentasi

Berdasarkan Gambar 2, aktivasi model terpusat secara konsisten pada penanda anatomis yang berkesesuaian dengan *Action Unit* (AU) pada *Baby Facial Action Coding System* (BabyFACS). Pada kelas *happy* dengan keyakinan 99,9%, konsentrasi aktivasi tertinggi terpusat pada area pipi dan sudut bibir atas yang berkorespondensi langsung dengan kontraksi AU6 (*Cheek Raiser*) dan AU12 (*Lip Corner Puller*). Sementara itu, pada kelas *distress* dengan tingkat keyakinan 98,3%, fokus aktivasi model bergeser ke area glabela di antara kedua alis serta lekukan bukaan mulut bawah yang merefleksikan kontraksi AU4 (*Brow Lowerer*) dan AU20 (*Lip Stretcher*). Pada kelas *neutral* dengan keyakinan 99,7%, peta aktivasi terdistribusi secara merata di area wajah tanpa adanya dominasi kontraksi otot tertentu, mencerminkan kondisi istirahat alami. Pengujian komparatif membuktikan bahwa model yang dilatih dengan augmentasi data menghasilkan lokalisasi perhatian visual yang jauh lebih stabil terhadap variasi sudut dan pencahayaan dibandingkan model tanpa augmentasi.

D. Implementasi Aplikasi Mobile dan Pengujian Fungsionalitas

Model teroptimasi dikonversi ke format biner terkuantisasi *TensorFlow Lite* (Model_bayi.tflite) berukuran 9 MB dan diintegrasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis *framework* Flutter. Tampilan antarmuka sistem disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Tampilan Antarmuka Aplikasi Mobile Dashboard dan Halaman Hasil Analisis

Berdasarkan Gambar 3, sistem menyediakan fitur pemindaian kamera langsung (*Camera Scanner*) serta opsi pengunggahan citra dari galeri ponsel pintar. Pada halaman hasil analisis, antarmuka menyajikan label klasifikasi emosi terdeteksi disertai persentase tingkat keyakinan (*confidence score*) dan narasi tips pengasuhan *AI Guardian Insight*. Waktu komputasi inferensi secara luring (*offline*) pada gawai Android tercatat rata-rata di bawah 150 milidetik per citra. Pengujian fungsionalitas menggunakan metode *Black Box Testing* terhadap 9 skenario uji (meliputi inisialisasi profil bayi, akses kamera, akses galeri, inferensi klasifikasi, penayangan skor kepercayaan, penyimpanan riwayat lokal, penayangan riwayat, ringkasan statistik, dan navigasi menu) menghasilkan tingkat keberhasilan 100% valid tanpa kendala sistemik.

P-ISSN : 2549-7480
E-ISSN : 2549-6301

E. Pembahasan dan Komparasi Penelitian

Capaian akurasi 96,67% pada penelitian ini melampaui hasil penelitian klasifikasi ekspresi wajah berbasis MobileNetV2 terdahulu, seperti studi Sihombing dkk. yang memperoleh akurasi 78% [12] serta Zahra dkk. sebesar 81,49% [13]. Keunggulan performa ini didukung oleh penetapan tiga kelas afektif operasional (*happy*, *neutral*, *distress*) berbasis konsep IFA [6] yang lebih terfokus serta penerapan *fine-tuning* bertahap yang efektif memetakan fitur spasial wajah bayi. Di samping itu, keunggulan arsitektural CNN atas algoritma SVM sebagaimana dipaparkan Faizah dkk. [10] kembali terbukti dalam menangani dinamika kontraksi otot wajah bayi yang kompleks.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi ekspresi emosi bayi (*happy*, *distress*, dan *neutral*) berbasis citra wajah menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2 dengan kerangka kerja CRISP-DM. Penerapan strategi pelatihan bertahap melalui *fine-tuning* 30 lapisan konvolusi teratas yang dikombinasikan dengan augmentasi data terbukti efektif menghasilkan performa optimal, dengan capaian akurasi pengujian sebesar 96,67% serta rata-rata makro *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 0,97. Analisis interpretabilitas spasial menggunakan Grad-CAM mengonfirmasi bahwa inferensi model secara konsisten berpusat pada area anatomis yang berkesesuaian dengan *Action Unit* (AU) pada *Baby Facial Action Coding System* (BabyFACS), khususnya aktivasi AU6/AU12 untuk emosi bahagia serta AU4/AU20 untuk emosi tertekan. Selain itu, model teroptimasi *TensorFlow Lite* berukuran 9 MB berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Flutter dengan waktu inferensi luring di bawah 150 milidetik dan keandalan fungsional 100% valid melalui pengujian *Black Box*.

Terlepas dari capaian performa yang diperoleh, penelitian ini masih memiliki batasan pada cakupan dataset yang didominasi pose wajah depan (*frontal*), ketergantungan pada modalitas visual tunggal tanpa integrasi sinyal audio tangisan bayi, serta mekanisme basis data riwayat yang masih tersimpan secara lokal pada perangkat pengguna. Pengembangan penelitian lanjutan di masa mendatang disarankan untuk memperluas variasi dataset dengan sudut orientasi ekstrem dan variasi pencahayaan kompleks, mengembangkan arsitektur fusi multimodal yang menggabungkan fitur visual wajah dengan analisis akustik suara tangisan bayi, serta membangun infrastruktur komputasi awan (*cloud backend*) terenkripsi guna mendukung sinkronisasi data lintas perangkat dan pemantauan jarak jauh bagi praktisi kesehatan anak.

5. REFERENSI

[1] M. A. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th ed. Harlow, UK: Pearson Education, 2022.

[2] E. Oster, "Baby FACS: Analyzing facial movement in infants," in *What the Face Reveals: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS)*, P. Ekman and E. L. Rosenberg, Eds., 2nd ed. Oxford, UK: Oxford University Press, 2006, pp. 24–40.

[3] P. Ekman and W. V. Friesen, *Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement*. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, 1978.

DOI : https://doi.org/10.35316/jimi.v11i2.139-140
© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika with CC BY NC licence

[4] Y. Ahn, D. S. Messinger, and M. I. Stifter, "Automated measurement of infant smiling and positive affect through Duchenne markers," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 14, no. 2, pp. 1120–1131, 2023.

[5] Ö. Önal Ertuğrul, J. F. Cohn, and L. A. Camras, "Cross-cultural validation of cry-face Action Units in young infants," *Emotion*, vol. 22, no. 4, pp. 789–801, 2022.

[6] E. Trinhammer, M. S. Vinding, and L. V. Petersen, "Infant Facial Affect (IFA): A validated scheme for coding emotional expressions in infancy," *Infant Behavior and Development*, vol. 68, p. 101732, 2026.

[7] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.

[8] R. R. Amaanullah, G. R. Pascifa, S. A. Nugraha, M. R. Zein, dan F. D. Adhinata, "Implementasi CNN untuk Deteksi Emosi melalui Wajah," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 4, pp. 621–628, 2022.

[9] I. Ekawati, F. N. R. Putra, M. Sumadyo, dan R. N. Whidhiasih, "Deteksi Emosi Menggunakan Convolutional Neural Network Berdasarkan Ekspresi Wajah," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 13, no. 1, pp. 45–54, 2024.

[10] A. Faizah, S. Imron, A. Rewur, J. N. Makasunggal, dan P. H. Saputro, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Ekspresi Wajah," *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 19, no. 1, pp. 12–23, 2025.

[11] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018, pp. 4510–4520.

[12] R. S. Sihombing, T. Sitompul, dan V. Sitorus, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan CNN MobileNetV2," *Jurnal Algoritma, Logika dan Komputasi*, vol. 6, no. 2, pp. 189–198, 2023.

[13] F. A. Zahra, P. Setiaji, dan W. A. Triyanto, "Klasifikasi Ekspresi Emosi Wajah Bahagia dan Tidak Bahagia Menggunakan Arsitektur MobileNetV2 Berbasis Deep Learning," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 9, no. 1, pp. 102–113, 2025.

[14] R. Wirth and J. Hipp, "CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining," in *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*, 2000, pp. 29–39.

[15] R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, and D. Batra, "Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017, pp. 618–626.

DOI : https://doi.org/10.35316/jimi.v11i2.139-140
© 2026 Jurnal Ilmiah Informatika with CC BY NC licence