

Integrasi CNN VGG19 dalam Aplikasi Real-Time untuk Mendeteksi Ekspresi Konsumen sebagai Indikator Kepuasan

Arnold Robert ^{1,*}, Ida Nurhaida ^{1,2}

¹ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pembangunan Jaya, Indonesia

² Center of Urban Studies, Universitas Pembangunan Jaya, Indonesia

* Correspondence: arnold.robert@student.upj.ac.id

Copyright: © 2025 by the authors

Received: 28 Juni 2025 | Revised: 5 Juli 2025 | Accepted: 15 Agustus 2025 | Published: 3 Desember 2025

Abstrak

Ekspresi wajah merupakan indikator nonverbal yang penting dalam mengukur tingkat kepuasan konsumen. Tujuan penelitian kami adalah membangun aplikasi desktop *real-time* untuk mendeteksi ekspresi wajah sebagai indikator kepuasan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) VGG19. Pengembangan aplikasi menggunakan metode *waterfall*, meliputi: analisis kebutuhan dengan dataset *Japanese Female Facial Expression* (JAFFE) terdiri dari 213 citra *grayscale* dalam tujuh kategori emosi yang bersumber dari zenodo.org; selanjutnya perancangan sistem melalui konversi format, augmentasi (rotasi, flip), dan pemetaan ekspresi ke dalam kategori kepuasan, serta pengembangan aplikasi berbasis Python dengan integrasi model VGG19. Dan tahapan pengujian *black box* untuk memverifikasi fungsi. Hasil temuan kami berupa aplikasi desktop berbasis GUI menggunakan PySide yang mampu mendeteksi dan menampilkan tingkat kepuasan secara otomatis dan *real-time* tanpa koneksi internet. Hasil validasi menunjukkan akurasi 89,39%, dengan performa tertinggi pada kelas *disgust* dan *happiness*, serta terendah pada kelas *fear* dan *sadness*. Sistem berhasil melewati pengujian fungsional dengan deteksi ekspresi berjalan sesuai rancangan, menampilkan hasil pemetaan kepuasan secara konsisten. Penelitian kami menunjukkan potensi integrasi CNN dalam pengukuran kepuasan konsumen yang efisien, objektif, dan fleksibel dalam berbagai kondisi operasional, sehingga aplikasi ini dapat digunakan oleh pelaku bisnis untuk memantau kepuasan pelanggan secara *real-time* dan mendukung pengambilan keputusan layanan secara cepat dan tepat sasaran.

Kata kunci: cnn; ekspresi wajah; *real-time detection*; tingkat kepuasan; vgg19

Abstract

Facial expressions are an important nonverbal indicator in measuring customer satisfaction levels. The objective of our research is to develop a real-time desktop application for detecting facial expressions as indicators of satisfaction using the Convolutional Neural Network (CNN) VGG19 architecture. The application development process employs the waterfall method, encompassing: needs analysis using the Japanese Female Facial Expression (JAFFE) dataset, comprising 213 grayscale images across seven emotional categories sourced from zenodo.org; followed by system design through format conversion, augmentation (rotation, flip), and mapping expressions into satisfaction categories, as well as Python-based application development with VGG19 model integration. The final stage involved black-box testing to verify functionality. Our findings resulted in a GUI-based desktop application using PySide capable of automatically detecting and displaying satisfaction levels in real-time without an internet connection. Validation results showed an accuracy of 89.39%, with the highest performance in the disgust and happiness classes, and the lowest in the fear and sadness classes. The system successfully passed functional testing with expression detection functioning as designed, consistently displaying satisfaction mapping results. Our research demonstrates the potential of integrating CNN



into efficient, objective, and flexible consumer satisfaction measurement across various operational conditions, making this application usable by businesses to monitor.

Keywords: *cnn; facial expression; real-time detection; satisfaction level; vgg19*

PENDAHULUAN

Di tengah persaingan bisnis yang semakin ketat, kemampuan untuk memahami perasaan dan emosi pelanggan secara cepat dan akurat menjadi faktor strategis dalam mempertahankan loyalitas dan meningkatkan kualitas layanan (Damanik et al, 2024). Pengalaman positif dan layanan yang baik memang berpengaruh terhadap tingkat kepuasan (Bouzakraoui et al, 2020), namun tantangan terbesar terletak pada bagaimana mengukurnya secara tepat waktu dan objektif.

Metode konvensional seperti survei dan wawancara, meskipun lazim digunakan, cenderung bersifat reaktif, memerlukan waktu, serta rentan terhadap bias responden (Nining & Delfi, 2024). Respons emosional yang spontan sering kali tidak tertangkap karena adanya jeda waktu antara pengalaman layanan dan proses pengisian survei. Kondisi pengumpulan data pun sering tidak ideal, sehingga hasilnya tidak selalu mencerminkan emosi aktual yang dirasakan pelanggan. Misalnya, metode *Service Quality* (SERVQUAL) meskipun masih banyak digunakan, membutuhkan interaksi langsung yang menyita waktu dan sumber daya (Rachmawati & Fitriani, 2023), serta kurang mampu mendeteksi ekspresi emosional secara *real-time*. Hal ini menunjukkan perlunya pendekatan alternatif yang lebih responsif, efisien dalam memahami pengalaman emosional pelanggan secara langsung.

Ekspresi wajah berperan sebagai salah satu bentuk komunikasi nonverbal yang mampu menyampaikan emosi secara langsung dan alami tanpa kata-kata (Julianto et al., 2021). Gerakan kecil pada otot wajah, seperti senyum atau tatapan kecewa, dapat mencerminkan respons emosional dalam hitungan detik (Saadon et al., 2023). Namun, metode konvensional seperti survei tidak mampu menangkap emosi spontan ini secara *real-time*. Ketertundaan dan bias dalam pengukuran berdampak pada lambatnya respon layanan, sehingga peluang untuk meningkatkan pengalaman pelanggan secara cepat dan tepat menjadi terlewati (Aprelyani, 2023).

Teknologi *transfer learning* dalam arsitektur CNN seperti VGG19 telah membuka peluang besar dalam pengembangan sistem pengenalan citra yang efisien dan akurat, bahkan ketika data pelatihan terbatas (Ilmawati et al., 2024). Model VGG19 memiliki keunggulan performa klasifikasi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan arsitektur CNN lain seperti ResNet50 dan NASNetMobile, terutama pada dataset kecil dan kompleks (Muften & Khayeat, 2025; Khani & Rakasiwi, 2025). Dalam konteks pengenalan ekspresi wajah, CNN telah menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengenali emosi secara otomatis dan *real-time*, termasuk melalui integrasi webcam (Handika et al., 2023; Rachmawati et al., 2024).

Sebagai solusi terhadap keterlambatan dan bias dalam pengukuran kepuasan, penelitian kami mengembangkan aplikasi desktop berbasis CNN VGG19 yang memproses citra wajah secara *real-time*. CNN memungkinkan ekstraksi fitur dan klasifikasi simultan, sehingga sistem memberikan umpan balik langsung terhadap ekspresi pengguna dan mendukung pemantauan kepuasan secara instan. Salah satu dataset yang umum digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model adalah *Japanese Female Facial Expression* (JAFFE), yang menyediakan kumpulan citra ekspresi wajah perempuan Jepang dalam berbagai kondisi emosional (Saputra & Nugroho, 2022; Akbar, Saifullah, & Prapcoyo, 2024).

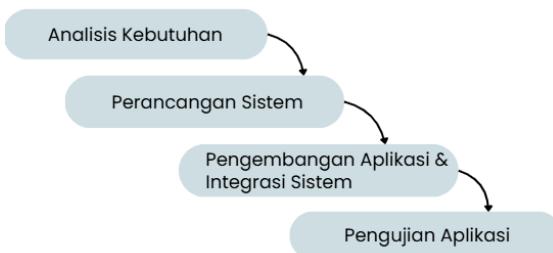
Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan ekspresi wajah dengan akurasi mencapai 90,57%, menandakan potensi besar teknologi ini dalam mengukur kepuasan konsumen (Prasetyawan & Gatra 2022). Teknologi ini juga telah berhasil diimplementasikan secara *real-time* melalui pemanfaatan Python, OpenCV dan kamera

webcam (Melatisudra et al., 2024; Farokhah, 2021; Prayoga, 2020). Namun, sistem yang tersedia masih berbasis *website* dan memerlukan koneksi internet, serta terbatas pada tahap klasifikasi ekspresi. Sistem yang tersedia juga belum menghubungkan langsung dengan interpretasi kepuasan.

Penelitian kami bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi ekspresi wajah dengan pemetaan tingkat kepuasan, yang diimplementasikan dalam bentuk aplikasi *real-time* berbasis *GUI* dan dapat berjalan secara mandiri (*offline*), sehingga aplikasi ini diharapkan dapat digunakan oleh pelaku bisnis untuk memantau kepuasan pelanggan secara *real-time* dan mendukung pengambilan keputusan layanan secara cepat dan tepat sasaran.

METODE

Pengembangan aplikasi dalam penelitian ini menggunakan metode *waterfall* sebagai model pengembangan perangkat lunak. Metode *waterfall* dipilih karena menyediakan kerangka kerja yang sistematis dan terstruktur, dengan tahapan-tahapan yang jelas dan berurutan mulai dari analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengembangan aplikasi, hingga pengujian akhir. Pada gambar 1 merupakan metode *waterfall* dengan tahapan yang terdiri dari analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengembangan aplikasi dan integrasi sistem, serta pengujian aplikasi.



Gambar 1. Metode *waterfall*

Pada tahapan analisis kebutuhan sesuai dengan gambar 1, dilakukan identifikasi kebutuhan sistem dengan menentukan sumber data utama dan tujuan klasifikasi ekspresi wajah ke dalam kategori kepuasan. Data diperoleh dari repositori terbuka Zenodo.org. Dataset yang digunakan adalah JAFFE, yang terdiri dari 213 citra *grayscale* wajah wanita Jepang dalam format TIFF dan resolusi 256×256 piksel.

Tahap perancangan sistem dimulai dengan konversi format citra dari TIFF ke JPG untuk memastikan kompatibilitas dalam proses pelatihan. Selanjutnya dilakukan proses augmentasi data guna meningkatkan variasi dan mencegah *overfitting*, melalui rotasi ($90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$) serta *flip horizontal* dan vertikal. Ekspresi wajah dipetakan ke dalam tiga kategori tingkat kepuasan: puas (*happiness*), netral (*neutral* dan *surprise*), dan tidak puas (*anger*, *disgust*, *fear*, *sadness*). Setelah data dipersiapkan, model CNN VGG19 dilatih dengan *batch size* 32 selama 60 epoch menggunakan optimizer Adam (*learning rate* 0.001) dan fungsi *loss* *categorical crossentropy*. *Early stopping* diterapkan untuk memonitor *loss* dengan *patience* 8 epoch, serta *model checkpoint* untuk menyimpan bobot terbaik. Pelatihan dilakukan di Google Colab dengan GPU T4. Evaluasi performa dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score menggunakan *library* *Scikit-learn*.

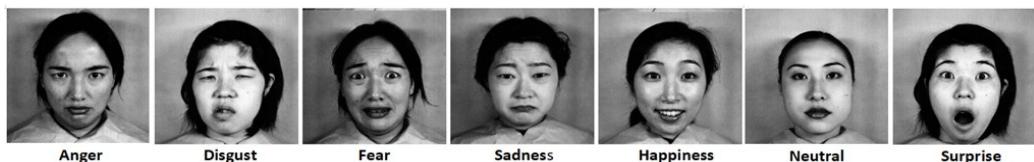
Tahap pengembangan aplikasi dilakukan setelah model selesai dilatih dan dievaluasi. Aplikasi dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan antarmuka pengguna berbasis PySide, dan dirancang untuk mendeteksi wajah secara *real-time* melalui kamera. Setelah aplikasi selesai dikembangkan, model CNN VGG19 yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam sistem untuk menjalankan fungsi klasifikasi ekspresi ke dalam tiga kategori kepuasan. Sistem ini dirancang agar dapat berjalan mandiri tanpa koneksi internet,

mendukung fleksibilitas dalam berbagai kondisi. Tahap pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *black box* yang berfokus pada kesesuaian output terhadap input tanpa meninjau struktur internal program (Aghababaeyan et al., 2023). Pengujian ini memastikan seluruh fitur aplikasi berjalan sesuai rancangan dan dapat digunakan secara fungsional oleh pengguna.

HASIL DAN PEMBAHASAN

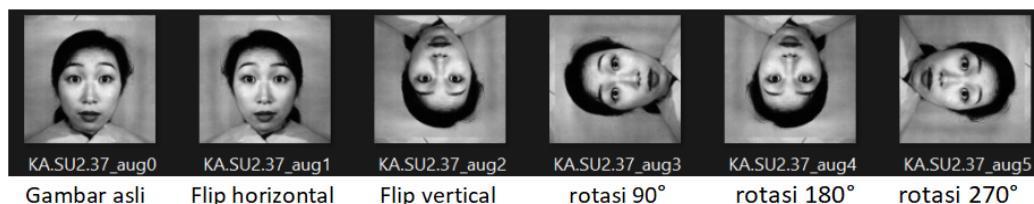
Hasil

Hasil pada tahap analisis kebutuhan mencakup identifikasi sumber data utama serta tujuan pengklasifikasian ekspresi wajah ke dalam kategori kepuasan. Dataset yang dipilih adalah *Japanese Female Facial Expression* (JAFFE), yang diperoleh dari repositori terbuka Zenodo.org. Dataset ini terdiri dari 213 citra grayscale wajah wanita Jepang dengan resolusi 256×256 piksel dalam format TIFF. Tujuh kategori ekspresi wajah yang tersedia, yaitu *anger*, *disgust*, *fear*, *happiness*, *sadness*, *surprise*, dan *neutral*. Citra dalam dataset digunakan untuk membangun sistem klasifikasi ekspresi wajah. Contoh citra dalam dataset ditampilkan pada gambar 2.



Gambar 2. Tampilan dataset

Tahap perancangan sistem menghasilkan rancangan arsitektur pelatihan model dan *preprocessing* data. Dataset dikonversi dari format TIFF ke JPG untuk memastikan kompatibilitas dengan proses pelatihan model. Kemudian dilakukan proses augmentasi guna menambah variasi data dan mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan antara lain rotasi (90° , 180° , 270°) serta flip horizontal dan vertikal, sehingga total dataset meningkat menjadi 948 citra. Namun, untuk menjaga objektivitas pada proses evaluasi, pembagian data pelatihan dan validasi hanya dilakukan pada 213 citra asli dengan proporsi 70:30 menggunakan *stratified split* (147 untuk pelatihan dan 66 untuk validasi). Berikut ini adalah hasil dari teknik augmentasi pada citra.



Gambar 3. Augmentasi dataset

Selain itu, dirancang pemetaan ekspresi ke tingkat kepuasan sebagai dasar fungsi klasifikasi dalam aplikasi. Pemetaan ekspresi wajah dibagi ke dalam tiga kategori kepuasan konsumen, yaitu puas, netral, dan tidak puas. Bobot persentase digunakan untuk mempermudah sistem dalam menginterpretasikan tingkat kepuasan konsumen secara otomatis di dalam aplikasi. Skema pemetaan tersebut ditampilkan pada tabel 1.

Pelatihan model dilakukan untuk menghasilkan model klasifikasi ekspresi wajah yang andal, yang kemudian diintegrasikan ke dalam sistem aplikasi secara *real-time*. Model dilatih menggunakan algoritma Adam dengan nilai *learning rate* sebesar $1e-5$, dan proses pelatihan berlangsung selama 60 epoch. Untuk menghindari *overfitting*, digunakan mekanisme *early*

stopping dengan parameter *patience* selama 8 epoch, sehingga proses pelatihan dihentikan secara otomatis pada epoch ke-14 seperti yang terlihat pada gambar 4.

Tabel 1. Hasil pemetaan ekspresi wajah

Ekspresi	Kategori	Bobot (%)
<i>Happiness</i>	Puas	100%
<i>Neutral/Surprise</i>	Netral	50%
<i>Anger, Disgust, Fear, Sadness</i>	Tidak puas	0%

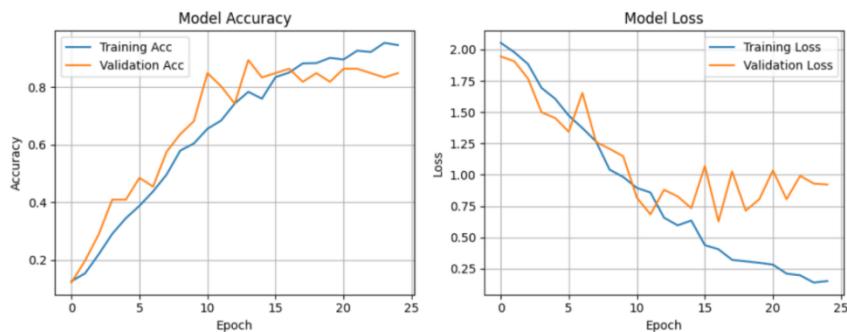
```

Epoch 12/60
111/111 0s 305ms/step - accuracy: 0.7074 - loss: 0.8293
Epoch 12: val_accuracy did not improve from 0.84848
111/111 37s 317ms/step - accuracy: 0.7072 - loss: 0.8296 - val_accuracy: 0.8030 - val_loss: 0.6836 - learning_rate: 1.0000e-05
Epoch 13/60
111/111 0s 241ms/step - accuracy: 0.7414 - loss: 0.6623
Epoch 13: val_accuracy did not improve from 0.84848
111/111 31s 247ms/step - accuracy: 0.7414 - loss: 0.6623 - val_accuracy: 0.7424 - val_loss: 0.8802 - learning_rate: 1.0000e-05
Epoch 14/60
111/111 0s 241ms/step - accuracy: 0.7660 - loss: 0.6188
Epoch 14: val_accuracy improved from 0.84848 to 0.89394, saving model to /content/drive/MyDrive/TA/dataset/Jaffe_model_aug/best_model_jaffe.h5
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via `model.save()` or `keras.saving.save_model(model)`. This file format is considered legacy
111/111 34s 303ms/step - accuracy: 0.7661 - loss: 0.6178 - val_accuracy: 0.8939 - val_loss: 0.8274 - learning_rate: 1.0000e-05

```

Gambar 4. Hasil pelatihan model

Gambar 4 memperlihatkan hasil pelatihan model pada epoch ke-12 hingga epoch ke-14. Pada epoch ke-14, diperoleh akurasi validasi sebesar 89,39% dan akurasi pelatihan sebesar 76,71%. Kondisi di mana akurasi validasi lebih tinggi daripada akurasi pelatihan ini dapat terjadi karena data validasi yang lebih mudah dipelajari oleh model dibanding data pelatihan yang mengandung *noise* atau variasi yang lebih kompleks.



Gambar 5. Hasil model *accuracy* dan *loss*

Hasil pada gambar 5 menunjukkan kurva akurasi dan *loss* pada data pelatihan serta validasi selama proses pelatihan model. Grafik sebelah kiri memperlihatkan peningkatan akurasi pelatihan dan validasi yang signifikan hingga sekitar *epoch* ke-14, yang kemudian cenderung stabil. Sementara itu, grafik sebelah kanan menunjukkan penurunan *loss* secara konsisten hingga mencapai titik optimal pada *epoch* ke-14, sebelum mulai mengalami fluktuasi pada *loss* validasi. Pola ini mengindikasikan bahwa model mampu belajar secara efektif dari data pelatihan dan menghasilkan generalisasi yang baik sebelum risiko *overfitting* meningkat. Untuk mengevaluasi performa model VGG19 yang telah dilatih, digunakan metrik evaluasi *precision*, *recall*, dan *F1-score* terhadap masing-masing kelas ekspresi wajah.

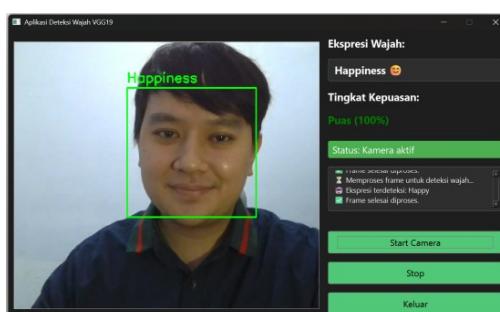
Berdasarkan pengujian pada data validasi sebanyak 66 sampel, hasil *classification report* pada tabel 2 menunjukkan performa klasifikasi yang baik dalam mengenali tujuh ekspresi wajah pada dataset JAFFE. Kelas *disgust* memperoleh skor sempurna (*precision*, *recall*, *f1-score* = 100%), sedangkan *anger* dan *happiness* juga tinggi dengan *f1-score* sebesar 95%. Performa menurun pada kelas *fear* dan *sadness* dengan *recall* masing-masing hanya 60%

dan 70%. Rendahnya *recall* ini disebabkan oleh kemiripan visual antara ekspresi *fear* dan *sadness*, sehingga model kesulitan membedakannya secara konsisten. Meskipun *precision*-nya tetap tinggi, model sering gagal mengenali gambar yang seharusnya termasuk dalam dua kelas tersebut. Akurasi keseluruhan mencapai 89% dengan rata-rata *f1-score* (makro dan berbobot) sebesar 89%, menunjukkan bahwa model VGG19 cukup andal untuk klasifikasi ekspresi wajah

Tabel 2. Hasil *classification report*

	Precision	Recall	F1-score	Support
Anger	90%	100%	95%	9
Disgust	100%	100%	100%	9
Fear	100%	60%	75%	10
Happiness	91%	100%	95%	10
Neutral	82%	100%	90%	9
Sadness	100%	70%	82%	10
Surprise	75%	100%	86%	9
Accuracy			89%	66
Macro avg	91%	90%	89%	66
Weighted avg	91%	89%	89%	66

Setelah proses pelatihan model selesai, tahap berikutnya adalah pengembangan antarmuka aplikasi berbasis GUI yang mampu menampilkan hasil klasifikasi secara *real-time*. Pada tahap ini, model CNN VGG19 yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam sistem aplikasi menggunakan *library* Python untuk pemrosesan citra dan antarmuka pengguna. Antarmuka dirancang agar dapat menangkap citra wajah secara langsung melalui kamera, memprosesnya, lalu menampilkan hasil klasifikasi ekspresi beserta kategori kepuasannya secara visual. Selain itu, sistem juga dilengkapi dengan fitur log aktivitas untuk menampilkan proses klasifikasi yang berlangsung secara *real-time*. Berikut ini adalah tampilan aplikasi yang sudah dibangun.

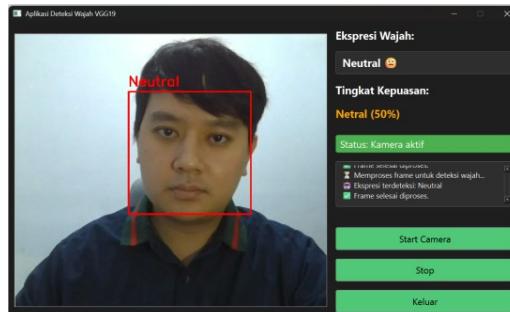


Gambar 6. Tampilan aplikasi dalam mendeteksi ekspresi puas

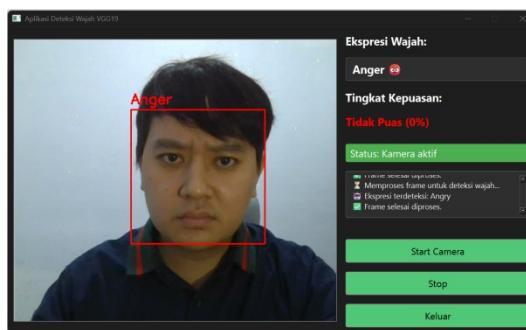
Gambar 6 menunjukkan tampilan aplikasi saat sistem berhasil mendeteksi dan mengklasifikasikan ekspresi wajah pengguna sebagai salah satu ekspresi positif, seperti *happiness*, yang kemudian dipetakan sebagai ekspresi puas. Label hasil klasifikasi ditampilkan secara *real-time* di antarmuka dengan penanda visual berwarna hijau. Hal ini menandakan bahwa sistem mampu mengenali ekspresi positif secara akurat.

Hasil pada gambar 7 menunjukkan sistem mengidentifikasi ekspresi wajah yang termasuk dalam kategori neutral. Meskipun tidak menunjukkan perasaan positif atau negatif secara eksplisit, ekspresi ini digunakan sebagai indikator tengah yang menandakan ketidakpuasan maupun kepuasan secara jelas. Hasil klasifikasi ditampilkan secara *real-time*

dengan label berwarna kuning pada antarmuka. Tampilan ini menunjukkan bahwa sistem mampu menangani ekspresi ambiguitas secara akurat.



Gambar 7. Tampilan aplikasi dalam mendeteksi ekspresi netral



Gambar 8. Tampilan aplikasi dalam mendeteksi ekspresi tidak puas

Tabel 3. Hasil pengujian aplikasi

Pengujian	Skenario	Hasil	Kesimpulan
Kamera Aktif	Menekan tombol Start Camera, sistem mendeteksi wajah secara realtime	Kamera aktif dan wajah berhasil dideteksi	Berhasil
Deteksi Ekspresi	Sistem memproses frame dan mendeteksi wajah	Ekspresi wajah berhasil diklasifikasikan	Berhasil
Penilaian Kepuasan	Sistem mengubah ekspresi menjadi tingkat kepuasan	Nilai kepuasan muncul sesuai ekspresi	Berhasil
Log Aktivitas Sistem	Sistem menampilkan log proses deteksi di area teks log	Log muncul sesuai urutan proses frame	Berhasil
Tombol Stop	Menekan tombol stop, kamera berhenti dan deteksi berhenti	Kamera berhenti dan tidak ada proses frame baru	Berhasil
Tombol Keluar	Menekan tombol keluar, aplikasi tertutup dengan benar	Aplikasi keluar tanpa <i>error</i>	Berhasil

Sementara itu, hasil pada gambar 8 menunjukkan antarmuka aplikasi saat sistem berhasil mendeteksi dan mengklasifikasikan ekspresi wajah pengguna sebagai salah satu ekspresi negatif, seperti *anger*, yang kemudian dipetakan sebagai ekspresi tidak puas. Label hasil klasifikasi muncul secara *real-time* dengan penanda visual berwarna merah. Kategori ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali ketidakpuasan secara otomatis dari ekspresi wajah.

Setelah aplikasi berhasil dikembangkan, dilakukan tahap pengujian aplikasi. Pengujian dilakukan menggunakan metode *black box* untuk memastikan seluruh fungsi utama berjalan sesuai skenario yang telah dirancang. Pengujian dilakukan dalam kondisi nyata menggunakan kamera internal laptop (720p), di ruangan dengan pencahayaan normal, dan dengan ekspresi wajah *real-user*. Selama pengujian, dilakukan percobaan dengan variasi ekspresi yang berbeda (puas, netral, tidak puas), untuk menguji respons aplikasi terhadap perubahan ekspresi secara realtime. Berikut ini adalah hasil dari pengujian aplikasi.

Hasil pengujian aplikasi pada tabel 3 menunjukkan bahwa fitur utama seperti aktivasi kamera, deteksi ekspresi, konversi ekspresi ke tingkat kepuasan, pencatatan log aktivitas, serta tombol *Stop* dan *Exit* berjalan dengan baik tanpa kesalahan. Aplikasi merespons dengan cepat, dengan rata-rata waktu deteksi dalam satu detik. Selama pengujian, tidak ditemukan *error* atau *crash*, dan sistem tetap stabil. Hasil pemetaan ekspresi ke kategori kepuasan juga konsisten sesuai ekspresi yang ditampilkan.

Pembahasan

Pada tahap analisis kebutuhan, pemilihan dataset JAFFE dilakukan karena format citra yang seragam dan anotasi ekspresi yang jelas, memungkinkan pelatihan model yang terarah. Proses *preprocessing* seperti konversi format dan augmentasi diterapkan untuk menambah variasi data dan mengurangi risiko *overfitting*, namun data validasi tetap diambil dari citra asli untuk menjaga objektivitas evaluasi. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan sistematis dalam penyiapan data berdampak langsung pada kualitas model.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model CNN VGG19 mampu mencapai akurasi validasi sebesar 89,39%, dengan nilai *F1-score* yang tinggi terutama pada kelas *disgust* dan *happiness*. Keunggulan ini menunjukkan bahwa VGG19, sebagai *pretrained model*, efektif dalam menangkap fitur ekspresi wajah seperti kerutan dahi dan bentuk senyuman. Namun, penurunan performa pada kelas *fear* dan *sadness* menunjukkan keterbatasan model dalam membedakan ekspresi dengan pola visual yang serupa, seperti alis menurun dan mulut tertutup. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun CNN unggul dalam mendeteksi pola visual, akurasi klasifikasi tetap bergantung pada kejelasan fitur pembeda. Diperlukan pendekatan lanjutan seperti *spatial-temporal modeling* atau *targeted augmentation* untuk meningkatkan performa pada kelas minoritas.

Tahap pengembangan antarmuka aplikasi berbasis GUI mampu menampilkan hasil klasifikasi secara *real-time*. Penggunaan kamera internal laptop dan proses klasifikasi langsung pada perangkat menunjukkan bahwa sistem dirancang untuk beroperasi secara mandiri tanpa koneksi internet, menjadikannya fleksibel digunakan di berbagai sektor layanan. Alasan utama pengembangan antarmuka ini adalah untuk memastikan aplikasi dapat diakses secara langsung oleh pengguna dan memberikan umpan balik visual yang cepat.

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *black box* untuk menguji fungsi-fungsi utama seperti aktivasi kamera, deteksi wajah, klasifikasi ekspresi, pemetaan tingkat kepuasan, serta tombol interaktif (*Start*, *Stop*, dan *Exit*). Hasil pengujian menunjukkan semua fungsi berjalan sesuai skenario, tanpa kesalahan atau *crash*, dengan waktu respons deteksi rata-rata satu detik. Hal ini mengindikasikan bahwa sistem tidak hanya andal dalam klasifikasi ekspresi, tetapi juga stabil dan dapat digunakan secara nyata.

Pemetaan ekspresi ke kategori kepuasan yang diimplementasikan dalam aplikasi mengacu pada prinsip psikologi emosional, di mana ekspresi *happiness* dikaitkan dengan kepuasan, sementara *anger*, *disgust*, *fear*, dan *sadness* mencerminkan ketidakpuasan. Pendekatan ini sejalan dengan temuan Cowen & Keltner (2021) yang menyatakan bahwa ekspresi wajah mampu menyampaikan spektrum emosi secara sistematis, termasuk dimensi valensi positif-negatif yang berkaitan erat dengan perasaan puas atau tidak puas. Hal ini juga lebih unggul dibandingkan pendekatan yang digunakan oleh Prasetyawan & Gatra (2022), yang

menggunakan frekuensi ekspresi dalam video untuk melabeli tingkat kepuasan secara manual, atau Melatisudra et al. (2024) yang berfokus pada klasifikasi ekspresi tanpa menghubungkannya dengan persepsi konsumen.

Aplikasi yang dibangun memiliki kelebihan karena berbasis *offline* dan dapat digunakan tanpa *streaming data*, sehingga cocok diterapkan di berbagai lingkungan operasional. Selain itu, penggunaan *pretrained model* membuka kemungkinan pengembangan tanpa perlu melatih ulang dari awal. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berhasil membangun model klasifikasi ekspresi yang akurat, tetapi juga menghadirkan solusi aplikatif untuk pengukuran kepuasan konsumen berbasis ekspresi wajah yang dapat diimplementasikan secara *real-time*.

SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi model CNN berbasis arsitektur VGG19 dengan antarmuka aplikasi desktop dapat menjadi solusi efisien untuk mendeteksi ekspresi wajah dan menginterpretasikan tingkat kepuasan konsumen secara *real-time*. Kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan ekspresi dengan akurasi tinggi serta memberikan makna emosional yang relevan terhadap kepuasan, membuka peluang penerapan di berbagai sektor layanan yang membutuhkan umpan balik cepat tanpa keterlibatan langsung konsumen. Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan efisiensi pengukuran kepuasan, tetapi juga dapat digunakan dalam kondisi terbatas seperti lingkungan tanpa akses internet, sehingga lebih fleksibel untuk dikembangkan lebih lanjut sesuai kebutuhan. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah *dataset* yang terbatas dan kurang optimalnya performa pada beberapa kelas ekspresi seperti *fear* dan *sadness*. Oleh karena itu, penelitian lanjutan dapat mengeksplorasi penggunaan *dataset* yang lebih besar atau teknik augmentasi lanjutan untuk meningkatkan generalisasi model.

REFERENSI

- Aghababaeyan, Z., Abdellatif, M., Briand, L., & Bagherzadeh, M. (2023). Black-box testing of deep neural networks through test case diversity. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 49(5), 3182-3204. <https://doi.org/10.1109/TSE.2023.3243522>
- Akbar, A. T., Saifullah, S., & Prapcoyo, H. (2024). Klasifikasi ekspresi wajah menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(6), 1399-1412. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024118888>
- Aprelyani, S. (2023). Faktor-faktor yang mempengaruhi loyalitas pelanggan: Kualitas layanan dan kepuasan pelanggan (Tinjauan pustaka manajemen pemasaran). *Journal of Health, Education and Social Media (JHESM)*, 3(1), 9-15. <https://doi.org/10.38035/jhesm.v3i1>
- Bouzakraoui, M. S., Sadiq, A., & Alaoui, A. Y. (2020). Customer satisfaction recognition based on facial expression and machine learning techniques. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 5(4), 594–599. <https://doi.org/10.25046/aj050470>
- Cowen, A. S., & Keltner, D. (2021). Semantic space theory: A computational approach to emotion. *Trends in Cognitive Sciences*, 25(2), 124–136. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2020.11.004>
- Damanik, K., Sinaga, M., Sihombing, S., Hidajat, M., & Prakoso, O. S. (2024). Pengaruh kualitas layanan, kebijakan publik dan kepuasan pelanggan terhadap loyalitas pelanggan. *Jurnal Manajemen Pendidikan Dan Ilmu Sosial (JMPIS)*, 5(2), 76–84. <https://doi.org/10.38035/jmpis.v5i2>
- Farokhah, L. (2021). Perbandingan Metode Deteksi Wajah Menggunakan OpenCV Haar Cascade, OpenCV Single Shot Multibox Detector (SSD) dan DLib CNN. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 609–614. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3125>

- Handika, R., Pramuditha, A. Z., & Fadhli, M. (2023). Deteksi wajah dengan model pretrained VGG19 dan metode convolutional neural network. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, 13(5), 1998–2007. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i5.4399>
- Ilmawati, F. I., Kusrini, K., & Hidayat, T. (2024). Optimizing facial expression recognition with image augmentation techniques: VGG19 approach on FERC dataset. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(2), 632–640. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i2.13507>
- Julianto, R., & Alamsyah, D. (2021). Pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode SVM dengan transformasi Fourier dan PCA. *Klik: Jurnal Ilmu Komputer*, 2(1), 1–12. <https://doi.org/10.56869/klik.v2i1.282>
- Khani, N. I., & Rakasiwi, S. (2025). Penerapan Convolutional Neural Network dengan ResNet-50 untuk klasifikasi penyakit kulit wajah efektif. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 9(1), 217–225. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i1.29572>
- Melatisudra, R. J. L., Utomo, S., Sutjiningtyas, S., & Hernawati. (2024). Implementasi pengenalan ekspresi wajah dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network dan OpenCV berbasis webcam. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 6(1), 339–348. <https://doi.org/10.47065/josyc.v6i1.6114>
- Muften, H. A., & Khayeat, A. R. H. (2025). A comparison of the VGG19, InceptionV3, NASNetMobile, and ResNet50 architectures for object classification in thermal images. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 10(17S), 2468–4376. <https://doi.org/10.52783/jisem.v10i17s.2849>
- Nining, A. N., & Delfi, D. H. (2024). Pengaruh Customer Experience dan Kualitas Pelayanan Terhadap Minat Beli Ulang Memediasi Kepuasan Pelanggan. *JEMSI (Jurnal Ekonomi, Manajemen, dan Akuntansi)*, 9(6), 2971–2979. <https://doi.org/10.35870/jemsi.v9i6.2016>
- Prasetyawan, D., & Gatra, R. (2022). Model Convolutional Neural Network untuk Mengukur Kepuasan Pelanggan Berdasarkan Ekspresi Wajah. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(3), 661–673. <http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v8i3.5493>
- Prayoga, R. H. (2020). Analysis of unsteady-state temperature distribution in Python based Joglo build. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, 8(9), 5788–5793. <https://doi.org/10.30534/ijeter/2020/142892>
- Rachmawati, N. L., & Fitriani, M. (2023). Pengukuran kepuasan pelanggan menggunakan metode Service Quality (SERVQUAL): Studi kasus PT Pos Indonesia Kota Metro. *Jurnal Penelitian dan Aplikasi Sistem dan Teknik Industri (PASTI)*, 17(1), 79–89. <https://doi.org/10.22441/pasti.2023.v17i1.008>
- Rachmawati, O., Barakbah, A., & Karlita, T. (2024). Programming language selection for the development of deep learning library. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 8(1), 434–441. <https://doi.org/10.62527/joiv.8.1.2437>
- Saputra, D., & Nugroho, R. A. (2022). Pengenalan ekspresi emosi pada citra wajah menggunakan extreme machine learning studi kasus dataset publik JAFFE. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 2(2), 19–27. <https://doi.org/10.57152/malcom.v2i2.363>
- Saadon, J. R., Yang, F., Burgert, R., Mohammad, S., Gammel, T., Sepe, M., Rafailovich, M., Mikell, C. B., Polak, P., & Mofakham, S. (2023). Real-time emotion detection by quantitative facial motion analysis. *PLOS ONE*, 18(3), e0282730. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282730>