

SISTEM DETEKSI DAN PEMANTAUAN EMOSI PELANGGAN PADA LAYANAN KASIR BERBASIS PENGENALAN EKSPRESI WAJAH

Davino Rizqy Dayan^{1*}, Newi Muchlisinia², Ramzy Atchallah Putra³, Mayanda Mega Santoni⁴, Dodik Ariyanto⁵, Faldiena Marcelita⁶

^{1,2,3}Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak; Sekolah Vokasi IPB University; Kota Bogor, Jawa Barat, Indonesia ⁴Informatika; Fakultas Ilmu Komputer; Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta; Jakarta, Indonesia ^{5,6}Teknologi Rekayasa Komputer; Sekolah Vokasi IPB University; Kota Bogor, Jawa Barat, Indonesia

Keywords:

Facial Expression Recognition; YOLOv8n-clas; Laravel; Voting Logic; Customer Satisfaction.

Correspondent Email:

davinorizqy@apps.ipb.ac.id



Copyright © 2026 The Author(s), Published by Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (CC BY-NC 4.0).

Abstrak. Pelayanan pelanggan pada antrian kasir sering kali dievaluasi menggunakan kuesioner konvensional yang subjektif dan mengganggu kenyamanan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pemantauan emosi *real-time* berbasis pengenalan ekspresi wajah menggunakan algoritma YOLOv8n-clas yang terintegrasi dengan framework Laravel dan basis data MySQL. Pengumpulan data menggunakan dataset citra wajah bermasker dan tanpa masker yang diproses melalui augmentasi data dengan rasio distribusi 7:2:1. Model dilatih selama 50 epoch pada resolusi 224x224 piksel. Hasil pengujian menunjukkan model berhasil mencapai akurasi global sebesar 75,25%, dengan performa tertinggi pada emosi *happy* (*precision* 86,11% dan *recall* 80,55%). Keunggulan sistem ini terletak pada implementasi logika voting 10 detik yang terbukti efektif mereduksi noise data transien akibat fluktuasi ekspresi mikro. Secara keseluruhan, sistem ini memberikan implikasi praktis yang signifikan bagi manajemen ritel dalam menyediakan laporan indeks kepuasan pelanggan secara harian yang valid, otomatis, dan objektif.

Abstract. Customer service at checkout queues is often evaluated using conventional questionnaires that are subjective and intrusive. This study aims to develop a real-time emotion monitoring system based on facial expression recognition using the YOLOv8n-clas algorithm integrated with the Laravel framework and MySQL database. Data collection utilized both masked and unmasked facial image datasets, processed via data augmentation with a 7:2:1 distribution ratio. The model was trained for 50 epochs at a 224x224 pixel resolution. The test results show that the model successfully achieved a global accuracy of 75.25%, with the highest performance on the happy emotion (86.11% precision and 80.55% recall). The main advantage of this system lies in the implementation of a 10-second voting logic that proved effective in reducing transient data noise caused by micro-expression fluctuations. Overall, this system provides significant practical implications for retail management in delivering valid, automatic, and objective daily customer satisfaction index reports.

1. PENDAHULUAN

Pelayanan pelanggan yang optimal merupakan metrik krusial dalam keberhasilan bisnis, terutama pada area interaksi langsung

seperti layanan antrian kasir. Tingkat kepuasan pelanggan seringkali tercermin secara non-verbal melalui ekspresi wajah [1]. Ekspresi wajah adalah indikator emosi alami yang dapat

dianalisis untuk mengukur kualitas layanan secara objektif dan *non-intrusive*, tanpa memerlukan pelanggan untuk mengisi kuesioner evaluasi yang memakan waktu [2]. Seiring dengan kemajuan teknologi *computer vision* dan *deep learning*, sistem *Facial Expression Recognition* (FER) telah menjadi solusi otomatis yang efektif dalam mendeteksi kondisi psikologis manusia di berbagai lingkungan [3], [4].

Berbagai penelitian sebelumnya telah memanfaatkan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengekstraksi fitur visual dari wajah dan mengklasifikasikannya ke dalam kelas emosi dasar [5], [6]. Model berbasis CNN terbukti tangguh dalam menangani variasi pencahayaan dan perbedaan sudut wajah [7]. Lebih mutakhir, algoritma deteksi objek *real-time* seperti *You Only Look Once* (YOLO) mulai diadaptasi secara luas untuk pengenalan emosi karena komputasinya yang sangat cepat dan ringan dalam memproses *frame* video secara langsung, menjadikannya arsitektur yang ideal untuk diterapkan pada sistem pemantauan [8], [9].

Meskipun akurasi model pendeteksi emosi semakin tinggi, tantangan utama (kesenjangan) terletak pada implementasi dan fungsionalitasnya di lingkungan nyata berskala produksi. Sebagian besar sistem saat ini hanya berfokus pada klasifikasi emosi *frame-by-frame* tanpa adanya agregasi data yang bermakna [10], atau hanya berfokus pada transformasi ekspresi menjadi representasi *emoji* sederhana [11]. Fluktuasi deteksi *real-time* pada setiap detik seringkali menghasilkan *noise* data (perubahan emosi yang sangat singkat atau kesalahan deteksi sesaat), sehingga menyulitkan pihak manajemen untuk mengambil kesimpulan analitis mengenai emosi dominan pelanggan selama satu sesi transaksi berlangsung [12].

Penelitian ini mengusulkan kebaruan (*novelty*) berupa pengembangan "Sistem Deteksi dan Pemantauan Emosi Pelanggan pada Layanan Kasir Berbasis Pengenalan Ekspresi Wajah" yang tidak hanya mendeteksi emosi secara *real-time*, tetapi juga menerapkan mekanisme pemrosesan data berkelanjutan. Sistem ini menggunakan arsitektur algoritma YOLOv8n-cls yang difokuskan pada empat kelas emosi utama (*happy, neutral, sad, angry*). Keunikan sistem terletak pada implementasi logika *voting* dalam rentang interval 10 detik.

Melalui kerangka kerja *backend* berbasis Laravel, sistem akan menampilkan *live capture* beserta *bounding box* klasifikasi emosi, mengumpulkan data emosi dari setiap *frame* selama 10 detik, dan menghitung nilai modus (emosi yang paling sering muncul). Rekapitulasi emosi dominan tersebut kemudian dikirim dan disimpan ke dalam basis data MySQL untuk menjamin validitas pelaporan kepuasan layanan yang bebas dari *noise* data transien.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah: (1) mengimplementasikan dan mengevaluasi model YOLOv8n-cls untuk pengenalan ekspresi wajah pelanggan secara *real-time*; (2) merancang arsitektur aplikasi berbasis web menggunakan Laravel untuk pemantauan antrean kasir; dan (3) menerapkan serta memvalidasi algoritma *voting* 10 detik sebagai solusi agregasi data emosi yang stabil untuk pelaporan evaluasi pelanggan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pengenalan Ekspresi Wajah (*Facial Expression Recognition*)

Pengenalan ekspresi wajah merupakan dasar dalam mengevaluasi tingkat kepuasan pelanggan secara objektif dan otomatis [1], [2]. Teknologi ini bekerja dengan mengklasifikasikan kondisi psikologis melalui ekstraksi fitur wajah. Di luar layanan pelanggan, implementasinya telah meluas untuk mengevaluasi emosi pekerja [3], memantau suasana hati [12], mendeteksi tingkat rasa sakit pasien medis [13], hingga mengidentifikasi atribut demografi komprehensif seperti umur [14].

2.2. *Convolutional Neural Network* (CNN)

Deep learning dengan arsitektur CNN menjadi landasan teoretis utama untuk ekstraksi fitur visual pada citra wajah [7]. Model ini terbukti andal dalam memproses dan mengelompokkan emosi dasar manusia secara akurat [5]. Untuk mengatasi kendala variasi intensitas piksel dan pencahayaan *webcam*, CNN sering kali dioptimalkan dengan teknik augmentasi data [6] serta penggunaan mekanisme atensi visual (*attention mechanism*) guna memusatkan ekstraksi pada area wajah yang paling ekspresif [4].

2.3. Deteksi Objek *Real-Time* menggunakan YOLO

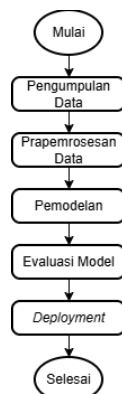
Dalam lingkungan yang dinamis seperti layanan kasir, algoritma *You Only Look Once* (YOLO) diimplementasikan untuk mendeteksi wajah dan mengklasifikasikan emosi secara *real-time* [8]. Kemampuan YOLO dalam mengeksekusi komputasi citra secara serentak menjadikannya jauh lebih cepat dibandingkan arsitektur CNN tradisional [9]. Variasi model berukuran kecil dari keluarga YOLO (seperti *tiny* atau *nano*) terbukti sanggup menjaga keseimbangan yang sangat baik antara efisiensi komputasi *backend* yang ringan dan akurasi pengenalan identitas wajah yang tinggi [15].

2.4. Implementasi Sistem Berbasis Web

Integrasi model pengenalan emosi ke dalam arsitektur aplikasi web memfasilitasi pemantauan *live capture* secara terus-menerus tanpa instalasi perangkat lunak khusus di sisi klien [10]. Transformasi hasil deteksi ekspresi wajah menjadi data terstruktur atau representasi visual (seperti *emoji*) memungkinkan pengelolaan rekapan indeks kepuasan yang mudah dianalisis secara berkala melalui basis data sistem [11].

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini dirancang secara terstruktur untuk membangun sistem pengenalan ekspresi wajah yang stabil dan efisien. Rangkaian tahapan pelaksanaan penelitian secara menyeluruh dapat dilihat pada diagram alur (*flowchart*) yang disajikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder citra digital ekspresi wajah dari Kaggle, yang

mengombinasikan dataset *full face* oleh Jonathan Oheix (25.410 citra) dan *masked face* oleh RootviPandya (13.958 citra) guna meningkatkan ketahanan sistem di area kasir. Ruang lingkup pengenalan dibatasi pada empat kelas emosi yang merepresentasikan indikator kepuasan pelanggan secara objektif: *happy*, *neutral*, *sad*, dan *angry* [1], [2]. Karakteristik distribusi data mentah sebelum prapemrosesan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset Mentah

Dataset	Jenis Data	Happy	Angry	Neutral	Sad
Jonathan Oheix	Train	7.164	3.993	4.982	4.938
	Validation	1.018	960	1.216	1.139
RootviPandya	Train	2.729	2.727	2.181	2.670
	Validation	1.423	660	937	631

3.2. Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data diawali dengan menggabungkan data *train* dan *validation* awal pada setiap kategori emosi dengan tetap memisahkan kondisi wajah bermasker dan tanpa masker. Selanjutnya, ditetapkan rasio distribusi target sebesar 70% untuk citra tanpa masker dan 30% untuk citra bermasker. Guna memenuhi rasio tersebut, teknik *image augmentation* (rotasi, pergeseran) diterapkan melalui *image generator* untuk menghasilkan variasi citra baru. Setelah kuantitas memenuhi target, data dari kedua kategori digabungkan pada setiap kelas emosi. Tahap akhir dilakukan dengan membagi kembali seluruh dataset menjadi data *train*, *validation*, dan *test* dengan rasio standar 7:2:1. Distribusi akhir data hasil prapemrosesan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Data Setelah Prapemrosesan (Rasio 7:2:1)

Jenis Data	Happy	Angry	Neutral	Sad
Train	9.260	8.514	8.733	8.715
Validation	2.630	2.432	2.495	2.490

<i>Test</i>	1.316	1.217	1.248	1.246
-------------	-------	-------	-------	-------

3.3. Pemodelan

Sistem klasifikasi emosi dibangun secara spesifik menggunakan algoritma *You Only Look Once* varian klasifikasi *nano* (YOLOv8n-cl). Varian ini dipilih karena arsitekturnya yang ringan (*lightweight*) namun berpresisi tinggi, sehingga sangat ideal untuk memenuhi kebutuhan inferensi visual yang cepat pada lingkungan produksi [10], [14]. Model klasifikasi ini dilatih menggunakan kerangka kerja Ultralytics di komputasi awan selama 50 *epochs*. Fokus komputasi YOLOv8n-cl pada tahap ini murni melakukan ekstraksi fitur piksel dan memetakan probabilitas emosi wajah, tanpa pemrosesan koordinat pencarian objek eksternal [8].

3.4. Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi secara kuantitatif sebelum diintegrasikan ke sistem utama. Stabilitas konvergensi pembelajaran dipantau melalui grafik fungsi kerugian (*Train Loss* dan *Validation Loss*). Selanjutnya, kinerja klasifikasi diukur menggunakan instrumen *Confusion Matrix* pada data uji. Matriks ini digunakan untuk membedah metrik performa standar visi komputer berupa akurasi global, *precision*, dan *recall* (akurasi per kelas), guna mengetahui sensitivitas model dalam membedakan ekspresi dengan kemiripan visual yang tinggi [12].

3.5. Deployment

Model dieksekusi melalui arsitektur aplikasi web menggunakan kerangka kerja Laravel. Pada proses *live capture* dari kamera kasir, sistem memanfaatkan algoritma Haar Cascade Classifier berbasis OpenCV untuk melokalisasi wajah dan menggambar *bounding box* secara instan [11]. Wajah yang terdeteksi kemudian diinferensi oleh YOLOv8n-cl di latar belakang untuk menampilkan label emosinya. Guna meredam fluktuasi *noise* data akibat perubahan ekspresi mikro, bagian *backend* menerapkan Sistem *Voting* 10 Detik [12]. Sistem menampung seluruh prediksi per *frame*, menghitung nilai modus (emosi dominan) setiap 10 detik, dan secara otomatis mencatat hasil tunggal tersebut ke dalam basis data

MySQL untuk kebutuhan pelaporan kepuasan pelanggan yang valid dan stabil.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Pelatihan Model YOLOv8n-cl

Tahap pengujian performa model diawali dengan melakukan serangkaian eksperimen pelatihan (*training*) menggunakan arsitektur YOLOv8n-cl. Eksperimen ini dirancang dengan memvariasikan jenis himpunan data (*dataset*), resolusi dimensi citra (*image size*), jumlah siklus pelatihan (*epoch*), serta ukuran tumpukan data (*batch size*). Variasi ini bertujuan untuk menemukan kombinasi parameter optimal yang menghasilkan akurasi tertinggi sekaligus menjaga model tetap ringan saat diimplementasikan secara langsung. Rangkuman hasil dari seluruh skenario eksperimen yang telah dilakukan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Hasil Eksperimen Pelatihan Model YOLOv8n-cl

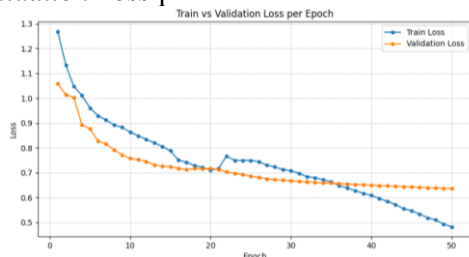
Skenario Dataset	Resolusi Citra	Epoch	Batch Size	Akurasi Validasi
<i>Fulldata</i>	64x64	50	128	71,00%
<i>Fulldata</i>	224x224	50	16	75,20%
<i>Nomask</i> (Hanya <i>Fullface</i>)	224x224	50	16	75,40%
<i>Nomask</i>	48x48	50	16	55,00%
<i>Nomask</i>	64x64	50	16	73,50%

Berdasarkan hasil komparasi pada Tabel 3, resolusi spasial citra masuk memegang peranan yang sangat krusial dalam menentukan tingkat akurasi klasifikasi emosi. Skenario pelatihan dengan dimensi rendah seperti resolusi 48x48 piksel menunjukkan penurunan performa yang signifikan dengan nilai akurasi validasi hanya sebesar 55,00%. Hal ini disebabkan oleh hilangnya informasi detail geometris pada komponen kritis wajah (seperti lekukan ujung bibir dan kerutan di sekitar mata) akibat reduksi dimensi yang terlalu ekstrem. Sebaliknya, peningkatan resolusi citra menjadi 224x224 piksel secara konsisten mendorong akurasi model hingga melampaui angka 75%.

Eksperimen pada dataset *nomask* (hanya wajah tanpa masker) dengan resolusi 224x224 piksel sejatinya mencatatkan akurasi validasi tertinggi, yaitu sebesar 75,40%. Kendati

demikian, penelitian ini menetapkan model berorientasi *fulldata* (kombinasi wajah bermasker dan tanpa masker) dengan resolusi 224x224 piksel dan *batch size* 16 sebagai model optimal untuk diimplementasikan ke dalam sistem produksi. Keputusan ini diambil karena model *fulldata* memiliki ketangguhan (*robustness*) yang jauh lebih baik dalam menggeneralisasi kondisi riil di antrean kasir, di mana sebagian pelanggan masih menggunakan masker medis.

Kondisi konvensional dan stabilitas dari model *fulldata* terpilih ini dievaluasi lebih lanjut melalui pemantauan pergerakan fungsi kerugian (*loss function*). Tren penurunan tingkat kesalahan model sepanjang 50 *epoch* pengujian digambarkan melalui grafik *Train vs Validation Loss* pada Gambar 2.



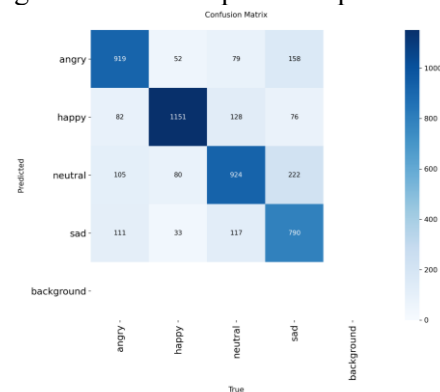
Gambar 2. Grafik *Train vs Validation Loss* Pelatihan Model Terpilih

Gambar 2 menunjukkan karakteristik pembelajaran model yang sangat sehat dan mengalami konvergensi secara stabil. Kurva *Train Box Loss* bergerak turun secara konsisten sejak *epoch* awal dan mulai melandai secara halus saat mendekati *epoch* ke-50. Selaras dengan performa data latih, kurva *Validation Box Loss* juga menunjukkan penurunan yang harmonis tanpa memperlihatkan adanya tren kenaikan kembali di akhir siklus. Pola kurva validasi yang terus mendampingi penurunan kurva pelatihan ini membuktikan bahwa model YOLOv8n-cls berhasil meminimalkan kekeliruan klasifikasi secara optimal serta terbebas dari indikasi fenomena *overfitting* maupun *underfitting*. Bobot (*weights*) hasil iterasi ke-50 inilah yang kemudian diekspor untuk diintegrasikan ke dalam subsistem *backend* aplikasi web Laravel.

4.2. Evaluasi Kinerja Klasifikasi Ekspresi Wajah

Kinerja model YOLOv8n-cls terpilih dievaluasi secara terperinci menggunakan

5.027 data pengujian (*testing data*) yang belum pernah diinferensi oleh model sebelumnya. Tingkat keberhasilan dan kegagalan prediksi divisualisasikan melalui instrumen matriks konfusi (*confusion matrix*) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan matriks tersebut, metrik performa algoritma yang terdiri dari nilai *Precision* (tingkat ketepatan tebakan model) dan *Recall* (tingkat akurasi pengenalan per kelas) diekstraksi dan dirangkum secara komprehensif pada Tabel 4.



Gambar 3. Matriks Konfusi (*Confusion Matrix*) Hasil Pengujian Model

Tabel 4. Hasil Metrik Evaluasi Kinerja Klasifikasi per Kelas Emosi

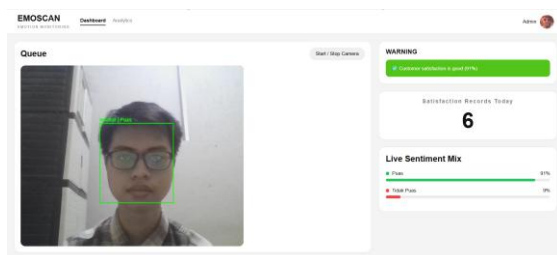
Kelas Emosi	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
<i>Happy</i>	86,11%	80,55%
<i>Neutral</i>	66,30%	77,88%
<i>Angry</i>	76,68%	72,97%
<i>Sad</i>	73,63%	69,26%

Berdasarkan pemetaan data pada matriks dan Tabel 4, kelas emosi ceria (*happy*) secara konsisten mencatatkan tingkat pengenalan dan kepresisian yang paling tinggi (Akurasi 80,55% dan *Precision* 86,11%). Tingginya performa pada kelas ini dipengaruhi oleh karakteristik fitur geometris wajah saat tersenyum yang sangat kontras, seperti penyempitan area kelopak mata dan penarikan otot pipi ke atas. Keberadaan fitur dominan pada area wajah bagian atas ini memungkinkan model YOLOv8n-cls mengekstraksi emosi bahagia dengan presisi tinggi, terlepas dari apakah area mulut pelanggan terlihat jelas atau tertutup oleh masker medis.

Di sisi lain, terdapat anomali pada pendeteksian kelas emosi *sad* dan *neutral*. Kelas sedih (*sad*) mencatatkan *recall* paling rendah (69,26%), sedangkan kelas *neutral* mencatatkan *precision* paling rendah (66,30%). Jika ditinjau dari matriks konfusi, rendahnya metrik tersebut disebabkan oleh tingginya rasio kesalahan klasifikasi (*misclassification*) yang menumpuk pada kelas netral; di mana terdapat 219 data wajah sedih dan 140 data wajah marah yang keliru diprediksi sebagai wajah netral. Fenomena ini merupakan tantangan klasik dalam visi komputer, di mana ekspresi sedih dan marah terutama saat area mulut tertutup masker sering kali memiliki struktur relaksasi otot wajah bagian atas yang sangat identik dengan ekspresi netral [12]. Kelas netral akhirnya kerap bertindak sebagai "titik bias", di mana model cenderung mengklasifikasikan ekspresi yang ambigu ke dalam kategori ini. Meskipun dihadapkan pada kendala tersebut, akurasi prediksi secara global yang berhasil mencapai 75,25% membuktikan bahwa model YOLOv8n-cls mampu bekerja secara efektif dan layak untuk diimplementasikan ke dalam sistem pemantauan pelayanan berbasis web.

4.3. Implementasi Sistem Berbasis Web dan Antarmuka Live Capture

Model YOLOv8n-cls yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam arsitektur perangkat lunak berbasis web menggunakan kerangka kerja Laravel. Integrasi ini bertujuan untuk menguji fungsionalitas model secara langsung (*real-time*) dalam lingkungan operasional yang menyerupai loket kasir. Antarmuka sistem penangkap langsung (*live capture*) dirancang secara ergonomis untuk menampilkan aliran video dari kamera, hasil inferensi, dan statistik deteksi harian dalam satu dasbor yang komprehensif, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.

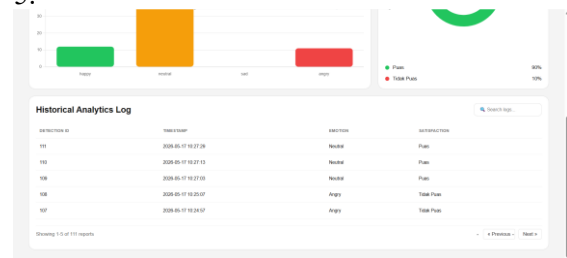


Gambar 4. Antarmuka *Live Capture* dan Statistik Deteksi Emosi secara *Real-Time*

Berdasarkan Gambar 4, sistem terbukti berhasil memadukan kinerja algoritma Haar Cascade Classifier dan YOLOv8n-cls secara harmonis. Haar Cascade secara tanggap melokalisasi koordinat wajah pelanggan pada aliran *frame* video dan memvisualisasikannya melalui kotak pembatas (*bounding box*) berwarna hijau. Di saat yang bersamaan, model YOLOv8n-cls mengekstrak fitur wajah di dalam kotak tersebut dan menampilkan label klasifikasi emosi di atas kotak wajah pelanggan. Selain pemrosesan visual, antarmuka ini juga dilengkapi dengan panel informasi statistik yang secara dinamis memperbarui total deteksi keseluruhan, total pelanggan yang masuk dalam kategori "Puas" (*Happy* dan *Neutral*), serta kategori "Tidak Puas" (*Angry* dan *Sad*). Implementasi arsitektur web yang ringan ini memastikan bahwa proses inferensi berkelanjutan dapat berjalan lancar tanpa membebani sumber daya komputasi perangkat kasir.

4.4. Pengujian Mekanisme Agregasi Data (*Voting 10 Detik*) dan Visualisasi Rekapitulasi

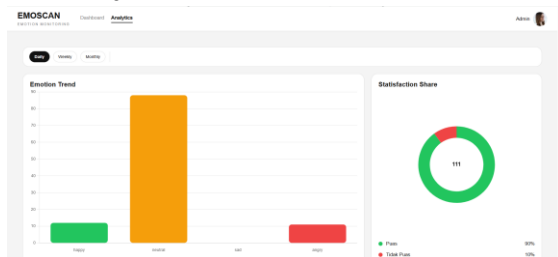
Tantangan utama dalam implementasi sistem pengenalan emosi *real-time* adalah tingginya tingkat fluktuasi (*noise*) data akibat perubahan ekspresi mikro yang sangat cepat [12]. Jika sistem secara mentah merekam prediksi emosi dari setiap *frame* milidetik, basis data akan dipenuhi oleh log yang tidak representatif. Untuk mengatasi masalah teknis tersebut, sistem ini mengimplementasikan mekanisme agregasi data berbasis *voting* dengan interval waktu 10 detik. Pengujian terhadap keberhasilan logika penyaringan ini dibuktikan melalui pencatatan log pada tabel basis data MySQL yang disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Tabel Rekapitulasi Basis Data Hasil Agregasi *Voting 10 Detik*

Seperti yang teramati pada kolom stempel waktu (*timestamp* jam) di Gambar 5, sistem secara konsisten mencatatkan hanya satu baris data baru tepat pada setiap kelipatan interval 10 detik (sebagai contoh: 10:24:48, 10:24:58, 10:25:08, dan seterusnya). Nilai emosi yang tercatat pada baris tersebut (seperti *Happy*, *Neutral*, atau *Angry*) merupakan hasil perhitungan nilai modus yakni emosi yang paling sering dideteksi oleh YOLOv8n-cls dari sekumpulan *frame* yang di-buffer selama durasi 10 detik tersebut. Mekanisme *voting* ini terbukti secara empiris mampu menstabilkan hasil pembacaan dengan mengeliminasi deteksi emosi sesaat yang menyesatkan, sehingga sistem hanya menyimpan label emosi aktual yang paling dominan saat pelanggan berinteraksi di kasir.

Selanjutnya, data emosi dominan yang telah tersimpan dan terbebas dari *noise* tersebut dikonversi menjadi laporan manajerial visual. Pada lapisan visualisasi, emosi diekstraksi ke dalam dua variabel kepuasan utama: *Happy* dan *Neutral* digolongkan sebagai "Puas", sementara *Angry* dan *Sad* digolongkan sebagai "Tidak Puas". Hasil rekapitulasi pelaporan harian ini disajikan melalui grafik distribusi seperti pada Gambar 6.



Gambar 6. Dasbor Visualisasi Grafik Total Emosi dan Tingkat Kepuasan Pelanggan

Gambar 6 memperlihatkan dua grafik yang secara interaktif mengkalkulasi proporsi masing-masing kelas emosi dan menyederhanakannya menjadi persentase tingkat kepuasan pelanggan harian. Melalui fungsionalitas ini, implikasi praktis dari sistem cerdas yang dikembangkan menjadi sangat jelas. Pihak manajemen ritel kini memiliki instrumen analisis pasif yang mampu menyajikan laporan evaluasi kualitas layanan secara objektif dan instan, tanpa perlu lagi mengandalkan kuesioner konvensional yang mengganggu kenyamanan pelanggan.

5. KESIMPULAN

a. Hasil yang Diperoleh

Penelitian berhasil membangun sistem pemantauan emosi *real-time* menggunakan model YOLOv8n-cls yang terintegrasi dengan framework Laravel dan basis data MySQL. Skenario model terbaik menggunakan kombinasi dataset wajah bermasker dan tanpa masker (full data) dengan resolusi 224x224 piksel, dimana menghasilkan tingkat akurasi pengujian global sebesar 75,25%.

- Kelebihan: Mekanisme *voting* 10 detik yang efektif menyaring *noise data* transien, performa emosi *happy* yang tinggi (*precision* 86,11% dan *recall* 80,55%), serta kemampuannya menyajikan laporan kepuasan harian secara otomatis, objektif, dan pasif bagi manajemen tanpa mengganggu kenyamanan pelanggan.
- Kekurangan : Sistem mengidentifikasi adanya bias klasifikasi, di mana kelas *neutral* kerap salah mengidentifikasi 219 data wajah sedih dan 140 data wajah marah akibat kemiripan struktur otot wajah bagian atas saat pelanggan menggunakan masker, sehingga performa terendah tercatat pada *recall sad* (69,26%) dan *precision neutral* (66,30%).

b. Saran Pengembangan

Berdasarkan keterbatasan serta temuan yang diperoleh selama proses pengujian sistem, penelitian ini masih membuka peluang pengembangan lebih lanjut guna meningkatkan performa dan kualitas sistem. Adapun beberapa aspek teknis yang dapat dikembangkan pada penelitian selanjutnya meliputi:

- Penerapan mekanisme atensi visual (*attention mechanism*) yang difokuskan pada area sekitar mata guna meningkatkan akurasi klasifikasi pada karakteristik ekspresi wajah yang memiliki tingkat kemiripan visual tinggi.
- Pengembangan logika agregasi data yang adaptif, sehingga interval *voting* dapat menyesuaikan secara dinamis berdasarkan durasi riil dari satu sesi transaksi pelanggan di kasir.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Prasetyawan and R. Gatra, "Model Convolutional Neural Network untuk Mengukur Kepuasan Pelanggan Berdasarkan Ekspresi Wajah," *J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, Dec. 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i3.5493.
- [2] R. Saputra, Y. Yuhandri, and S. Arlis, "Sistem Deteksi Kepuasan Pelanggan dengan Teknik Pengelolaan Citra Menggunakan Convolutional Neural Networks," *J. Pustaka AI Pus. Akses Kaji. Teknol. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 2, pp. 324–334, Aug. 2023, doi: 10.55382/jurnalpustakaai.v5i2.1219.
- [3] D. A. Diana, N. M. Anggadimas, and D. A. Sani, "PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI EMOSI WAJAH PEKERJA," *JATI J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 5, 2025, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v9i5.14961>.
- [4] S. Minaee, M. Minaei, and A. Abdolrashidi, "Deep-Emotion: Facial Expression Recognition Using Attentional Convolutional Network," *Sensors*, vol. 21, no. 9, p. 3046, Apr. 2021, doi: 10.3390/s21093046.
- [5] A. Nurdiansah and D. R. Rochmawati, "KLASIFIKASI EMOSI MENGGUNAKAN COMPUTER VISION DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS," *J. Teknol. Komput. Dan Inform. TEKOMIN*, vol. 3, no. 2, 2025, doi: <https://doi.org/10.59820/tekomin.v3i2.411>.
- [6] Sutarti and Fariza Syaqqialloh, "Klasifikasi dan Pengenalan Emosi dari Ekspresi Wajah Menggunakan CNN-BiLSTM dengan Teknik Data Augmentation," *Decode J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 79–91, Mar. 2025, doi: 10.51454/decode.v5i1.1038.
- [7] Novi and Hendrick, "Implementasi Deep Learning untuk Deteksi Ekspresi Wajah Menggunakan Arsitektur CNN," *J. Penelit. Teknol. Inf. Dan Sains*, vol. 3, no. 1, pp. 12–28, 2026, doi: <https://doi.org/10.54066/jptis.v4i1.3856>.
- [8] V. Patil, V. Chitale, V. Pawar, and M. Yannwar, "PERFORMANCE ANALYSIS OF EMOTION RECOGNITION USING YOLO," *ITEGAM-JETIA*, vol. 12, no. 57, pp. 588–601, 2026, doi: <https://doi.org/10.5935/jetia.v12i57.2880>.
- [9] N. E. Rashidy, E. Allogmani, E. Hassan, K. Alnowaiser, H. Elmannai, and Z. H. Ali, "Toward real-time emotion recognition in fog computing-based systems: leveraging interpretable PCA_CNN, YOLO with self-attention mechanism," *Front. Comput. Sci.*, vol. 7, p. 1714394, Jan. 2026, doi: 10.3389/fcomp.2025.1714394.
- [10] M. A. Rahmadana, Sutami, I. S. Windiarti, A. Prabowo, and A. Ika Safitri, "IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI DETEKSI EMOSI WAJAH," *J. Sains Komput. Dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 1, pp. 65–69, Nov. 2025, doi: <https://orcid.org/0000-0002-9603-3397>.
- [11] D. F. Mukarom and D. Gustina, "Ekspresi Wajah ke Emoji: Inovasi Deteksi Emosi Real-Time Dengan Machine Learning dan OpenCV untuk Memantau Kepuasan Pelanggan," *J. Ilm. Tek. Inform. TEKINFO*, vol. 26, no. 1, pp. 21–28, 2025, doi: <https://doi.org/10.37817/Tekinfo.v26i1>.
- [12] Michelle, S. Birowo, and M. A. Maulana, "Deteksi Suasana Hati Karyawan Berbasis Deep Learning Menggunakan CNN," *Bit-Tech*, vol. 8, no. 1, pp. 18–24, Aug. 2025, doi: 10.32877/bt.v8i1.1882.
- [13] H. Kao *et al.*, "The Potential for High-Priority Care Based on Pain Through Facial Expression Detection with Patients Experiencing Chest Pain," *Diagnostics*, vol. 15, no. 1, p. 17, Dec. 2024, doi: 10.3390/diagnostics15010017.
- [14] Sriani, Armansyah, and A. Nabila, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK MENGIDENTIFIKASI UMUR MANUSIA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4457.
- [15] A. Kumar, S. Bhattacharjee, A. Kumar, and D. N. K. Jayakody, "Facial identity recognition using StyleGAN3 inversion and improved tiny YOLOv7 model," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 9102, Mar. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-93096-0.