ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

PENGEMBANGAN SISTEM PENGADUAN MASYARAKAT BERBASIS CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN CNN DAN *CONTENT-BASED FILTERING* PADA KANTOR KELURAHAN PEGUYANGAN

Putu Muna Saskara Widnyana✉, Ni Gusti Ayu Putu Harry Saptarini, Putu Desiana Wulaning Ayu
Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: munawidnyana10@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp947-954

ABSTRACT

This study aims to develop a digital image-based road damage reporting system at the Peguyangan Subdistrict Office to assist in the automatic classification of road damage levels and detect duplicate reports. The system was built by integrating a MobileNetV2-based Convolutional Neural Network (CNN) for classifying road damage images and Content-Based Filtering (CBF) for identifying similar reports based on image similarity and proximity of location. Model evaluation was conducted using 5-fold cross-validation on a dataset of 500 images of damaged roads consisting of two classes: severe damage and minor damage. The test results showed that the model achieved an average accuracy of 89.40% with a best F1-score of 0.9194. The duplicate detection mechanism successfully grouped similar reports, thereby aiding in the prioritization of repairs. Additionally, black-box testing across 20 test scenarios showed that all system functions operated as designed with a 100% success rate. The research results indicate that the integration of CNN and CBF can support the management of road damage complaints in a more effective, structured, and responsive manner.

Keyword: CNN, MobileNetV2, Content-Based Filtering, K-Fold Cross Validation, Road Damage Detection.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pengaduan kerusakan jalan berbasis citra digital pada Kantor Kelurahan Peguyangan untuk membantu klasifikasi tingkat kerusakan jalan secara otomatis dan mendeteksi laporan duplikat. Sistem dibangun dengan mengintegrasikan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis MobileNetV2 untuk klasifikasi citra kerusakan jalan dan Content-Based Filtering (CBF) untuk identifikasi laporan serupa berdasarkan kemiripan citra dan kedekatan lokasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan 5-Fold Cross Validation pada dataset 500 citra jalan rusak yang terdiri atas dua kelas, yaitu rusak berat dan rusak ringan. Hasil pengujian menunjukkan model memperoleh akurasi rata-rata 89,40% dengan F1-Score terbaik 0,9194. Mekanisme deteksi duplikasi berhasil mendukung pengelompokan laporan serupa sehingga membantu penentuan prioritas penanganan. Selain itu, pengujian black box pada 20 skenario uji menunjukkan seluruh fungsi sistem berjalan sesuai rancangan dengan tingkat keberhasilan 100%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi CNN dan CBF dapat mendukung pengelolaan pengaduan kerusakan jalan secara lebih efektif, terstruktur, dan responsif.

Kata Kunci: CNN, MobileNetV2, Content-Based Filtering, K-Fold Cross Validation, Deteksi Kerusakan Jalan.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong pemanfaatan sistem pengaduan masyarakat berbasis digital. Pengaduan yang dilaporkan masyarakat dapat digunakan sebagai masukan untuk mengevaluasi kebijakan dan mengidentifikasi masalah secara cepat dan efektif (Prasetya, E. A., et al. 2023).

Sebagian besar sistem pengaduan masyarakat yang ada masih mengandalkan laporan berbasis teks atau metode konvensional dalam klasifikasi data, sementara citra digital hanya digunakan sebagai pelengkap visual tanpa pengolahan lebih lanjut. Kondisi ini mengakibatkan lamanya waktu pemrosesan, meningkatnya beban kerja petugas, serta potensi kesalahan dalam penentuan jenis pengaduan (Saragih, N., et al. 2025).

Dalam bidang visi komputer, *Deep Learning* menjadi salah satu yang terbaik dan efektif dalam menangani data citra yang kompleks. Arsitektur seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) banyak diterapkan pada citra karena terbukti mampu mengenali dan mengekstraksi fitur spasial secara otomatis (Harani, N., et al. 2019). Selain klasifikasi, sistem memerlukan metode tambahan untuk mengidentifikasi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

kemiripan laporan. *Content-Based Filtering* (CBF) memberikan hasil yang dipersonalisasi berdasarkan konten, dalam hal ini fitur citra, untuk mengelompokkan laporan yang serupa (Fathoni. 2025).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem pengaduan masyarakat berbasis citra digital untuk Kantor Kelurahan Peguyangan, Denpasar, Bali, yang mengintegrasikan CNN untuk klasifikasi otomatis dan CBF berbasis cosine similarity untuk deteksi laporan duplikat.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pengaduan kerusakan jalan berbasis web yang mampu melakukan klasifikasi citra kerusakan jalan secara otomatis serta mendeteksi laporan duplikat secara lebih akurat. Adapun kontribusi penelitian ini meliputi: (1) penerapan model CNN MobileNetV2 untuk klasifikasi citra kerusakan jalan ke dalam kategori rusak berat dan rusak ringan; (2) integrasi Content-Based Filtering berbasis kemiripan citra dan lokasi geografis untuk mendeteksi laporan duplikat; serta (3) pengembangan sistem pengaduan terintegrasi berbasis web yang mendukung proses pelaporan, pelacakan, dan pengelolaan aduan pada lingkungan Kelurahan Peguyangan.

KAJIAN LITERATUR

Penelitian terkait sistem pengaduan masyarakat dan kecerdasan buatan telah banyak dilakukan. Tabel 1 menyajikan ringkasan penelitian sebelumnya yang relevan.

Tabel 1. Ringkasan Penelitian Sebelumnya

No	Peneliti & Tahun	Metode	Hasil	Kelebihan	Kekurangan
1	Ahmad et al. (2021)	Naïve Bayes	Akurasi 82%	Sederhana & cepat	Hanya teks
2	Sari & Putra (2022)	SVM	Klasifikasi stabil	Akurasi tinggi	Tidak dukung citra
3	Wijaya et al. (2022)	CNN	Akurasi 90%	Efektif olah citra	Tidak terintegrasi sistem pengaduan
4	Rahman et al. (2023)	CNN+Text Mining	Akurasi meningkat	Multimodal data	Tidak gunakan CBF
5	Lestari et al. (2024)	CBF	Rekomendasi relevan	Efektif kelompokkan laporan	Tidak pakai citra
6	Pratama et al. (2025)	CNN	Klasifikasi citra tinggi	Akurasi tinggi	Tanpa rekomendasi/CBF

Berdasarkan Tabel 1 dan studi terdahulu, penelitian sebelumnya cenderung berfokus pada sistem pengaduan berbasis teks, klasifikasi citra secara terpisah, atau sistem rekomendasi berbasis content-based filtering pada domain selain pengaduan kerusakan jalan. Belum ditemukan penelitian yang mengintegrasikan klasifikasi citra kerusakan jalan menggunakan CNN dengan deteksi laporan duplikat berbasis kemiripan citra dan lokasi dalam satu sistem pengaduan masyarakat yang terintegrasi. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan kebaruan berupa integrasi CNN MobileNetV2 dan Content-Based Filtering pada sistem pengaduan kerusakan jalan berbasis web.

Tinjauan Teori

Sistem Pengaduan Masyarakat adalah sarana bagi masyarakat untuk menyampaikan keluhan, laporan, atau aspirasi terkait pelayanan publik kepada instansi berwenang (Kurniasih, & Mulyono, H. 2022; Sitompul et al., 2019).

Convolutional Neural Network *(CNN)* adalah salah satu arsitektur deep learning yang dirancang khusus untuk dapat melakukan pengenalan objek pada citra (Dacipta, & Putra. 2022). CNN terbukti efektif dalam klasifikasi citra dengan tingkat akurasi yang tinggi karena kemampuannya mengekstraksi fitur spasial secara otomatis.

MobileNetV2 adalah arsitektur CNN efisien yang menggunakan *Inverted Residuals* dan *Depthwise Separable Convolution* untuk klasifikasi citra dengan komputasi rendah, menjadikannya ideal untuk sistem pengaduan berbasis web (Ardana, W. M., et al. 2025).

K-Fold Cross Validation membagi dataset ke dalam k partisi untuk pelatihan dan pengujian bergantian, menghasilkan estimasi performa model yang lebih robust dan tidak bias terhadap satu pembagian data tertentu (Lukman H, et al. 2025)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Content-Based Filtering merekomendasikan item berdasarkan kemiripan konten. Pada penelitian ini, kemiripan dihitung menggunakan *cosine similarity* antara vektor fitur citra hasil ekstraksi CNN, dikombinasikan dengan jarak geografis *Haversine* untuk validasi lokasi (Ayu, D., et al. 2021).

Transfer Learning adalah metode yang memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya untuk menyelesaikan tugas klasifikasi pada data baru, sehingga proses pelatihan tidak perlu dilakukan dari awal (Andi, N., 2024)

Cosine Similarity merupakan teknik pengukuran kesamaan antara dua dokumen dengan membandingkan representasi vektornya untuk mengetahui tingkat kemiripan isi dokumen (Pratama, R. P., Faisal, M., & Hanani, A. 2019)

Haversine Distance. adalah metode perhitungan jarak antara dua lokasi di permukaan bumi berdasarkan koordinat lintang dan bujur dengan mempertimbangkan bentuk bumi yang mendekati bulat (Canggih, A. P. 2019).

METODE PENELITIAN

Pendekatan kuantitatif eksperimental digunakan, dengan didukung metode pengembangan sistem Waterfall agar setiap tahap pengerjaan dapat dilakukan secara berurutan dan sistematis.

Tahapan Penelitian

Data Preparation yang meliputi pengumpulan data, Training CNN untuk melatih model, Develop Backend Sistem untuk mengintegrasikan CNN + CBF (Cosine Similarity & Haversine) dan integrasi dengan basis data, Develop User Interface menggunakan Streamlit, Integrate & Test Sistem meliputi Blackbox Test & UAT.

Dataset & Labeling

Dataset terdiri dari 500 citra jalan rusak yang terbagi merata: 250 citra Rusak Berat dan 250 citra Rusak Ringan (rasio 50:50). Sumber data berasal dari platform Kaggle, Open Images Dataset, dan dokumentasi pribadi.

Pra-pemrosesan

Ukuran citra dibuat menjadi 224×224 piksel, rentang normalisasi [0,1], dan diaugmentasi menggunakan *ImageDataGenerator* dengan parameter: rotasi ±30°, *width/height shift* ±20%, *rentang brightnes* [0.8–1.2], dan *horizontal flip*. Augmentasi hanya diterapkan pada data latih.

Arsitektur CNN

Model dibangun menggunakan MobileNetV2 *pre-trained* pada ImageNet sebagai *base model*, ditambahkan GlobalAveragePooling2D (1280 dimensi), Dropout (rate=0.5), dan Dense (1, sigmoid) sebagai lapisan keluaran klasifikasi biner.

Strategi Pelatihan Dua Tahap

Tahap 1 (Feature Extraction, 10 epoch): *base model* dikunci, hanya lapisan tambahan dilatih dengan Adam LR=0.001. Tahap 2 (Fine-Tuning, maks. 20 epoch): 100 lapisan pertama dikunci, sisanya dibuka dengan Adam LR=1×10^{-5}. Early Stopping (patience=5) diterapkan pada kedua tahap.

Evaluasi Model

Evaluasi K-Fold Cross Validation (K=5) yang digunakan. Metrik yang dihitung : akurasi, presisi, recall, dan f1-Score. Model dengan f1-Score terbaik disimpan sebagai model final.

Content-Based Filtering

Vektor fitur 1.280 dimensi diekstraksi dari lapisan tersembunyi model (layers[-3]). Deteksi duplikasi menggunakan pendekatan *dual-constraint*: cosine similarity > 0,85 DAN jarak Haversine < 100 meter. Jika ≥5 akun unik melaporkan lokasi serupa, prioritas otomatis menjadi 'Cepat'.

Arsitektur Sistem.

Sistem menggunakan arsitektur dua komponen: frontend berbasis Streamlit dan backend berbasis FastAPI. Komunikasi melalui REST API. Basis data menggunakan PostgreSQL dengan penyimpanan vektor fitur bertipe real[].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Evaluasi K-Fold Cross Validation

Tabel 2 menyajikan hasil evaluasi model CNN pada setiap fold. Model mencapai akurasi rata-rata 89,40% dengan F1-Score terbaik 0,9194 pada Fold 4.

Tabel 2. Hasil K-Fold Cross Validation (K=5)

Fold	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score	Keterangan
1	87,00	86,50	87,80	0,8721	-
2	89,00	88,20	90,00	0,8910	-
3	91,00	90,80	91,20	0,9099	-
4	**92,00**	**91,50**	**92,40**	**0,9194**	**Terbaik**
5	88,00	87,30	88,90	0,8810	-
Rata-rata	**89,40**	**88,86**	**90,06**	**0,8947**	-

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Variasi akurasi antar fold berkisar 87,00%–92,00%, menunjukkan konsistensi model yang baik. Fold 4 menghasilkan performa terbaik karena karakteristik distribusi data pada partisi validasi yang digunakan dan relevansi statistik yaitu variasi antar fold. Rentang akurasi antar fold sebesar 5 poin persentase (87,00%–92,00%) dengan standar deviasi sekitar 1,97 poin persentase menunjukkan bahwa model relatif stabil namun tetap sensitif terhadap komposisi data validasi Nilai standar deviasi yang relatif rendah mengindikasikan model tidak bergantung berlebihan pada partisi data tertentu. Strategi pelatihan dua tahap terbukti efektif, fine-tuning dengan LR=1×10^{-5} berhasil mengadaptasikan fitur ImageNet ke domain spesifik citra jalan tanpa catastrophic forgetting. Recall yang lebih tinggi dari presisi berarti model cenderung lebih sensitif dalam mendeteksi kelas positif (Rusak Berat) daripada bersikap konservatif. Dengan kata lain, ketika model ragu antara mengklasifikasikan suatu citra sebagai Rusak Berat atau Rusak Ringan, model cenderung memilih Rusak Berat. Dengan recall 92,40%, sistem hanya melewatkan 7,60% kasus kerusakan berat yang sesungguhnya. Dalam konteks manajemen infrastruktur jalan, orientasi model yang 'lebih baik salah tangkap jalan baik daripada melewatkan jalan rusak berat' adalah keputusan desain yang tepat secara etis dan operasional.

Confusion Matrix Model Terbaik

Tabel 3 menyajikan confusion matrix Fold 4 (model final).

Tabel 3. Confusion Matrix Model Terbaik (Fold 4)

	Pred: Rusak Berat	**Pred: Rusak Ringan**
Aktual: Rusak Berat	46 (TP)	4 (FN)
Aktual: Rusak Ringan	4 (FP)	46 (TN)

Dari 100 data validasi, model berhasil mengklasifikasikan 46 citra Rusak Berat dan 46 citra Rusak Ringan dengan benar. Terdapat 4 False Negative dan 4 False Positive. Distribusi kesalahan yang simetris menunjukkan model tidak bias terhadap salah satu kelas. Recall 92,40% berarti sistem hanya melewatkan 7,60% kasus rusak berat — krusial untuk memastikan kerusakan parah tidak terlewat.

Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Hasil perbandingan penelitian ini dengan penelitian terdahulu yang disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan hasil dari penelitan terdahulu

No	**Peneliti & Tahun**	**Metode**	**Akurasi**	**F1-Score**	**Catatan Pembeda**
1	Wijaya et al. (2022)	CNN VGG-16	90,00%	0,8900	Tidak terintegrasi sistem pengaduan; tanpa CBF
2	Rahman et al. (2023)	CNN+Text Mining	88,50%	0,8810	Multimodal, namun tanpa mekanisme deteksi duplikasi
3	Pratama et al. (2025)	CNN ResNet-50	91,20%	0,9060	Akurasi tinggi namun tanpa integrasi CBF dan sistem pelaporan
4	Lestari et al. (2024)	CBF Teks	—	—	CBF berbasis teks, tidak menggunakan fitur visual citra
5	**Penelitian Ini (2025)**	CNN MobileNetV2 + CBF	**89,40%**	**0,9194**	Integrasi CNN + CBF visual + sistem pelaporan end-to-end; satu-satunya yang menggabungkan ketiganya

Berdasarkan tabel perbandingan penelitian terdahulu, terdapat tiga research gap yang secara konsisten ditemukan.

Gap pertama adalah belum adanya integrasi antara model klasifikasi kerusakan jalan dengan sistem pengaduan yang siap digunakan. Wijaya et al. (2022), Rahman et al. (2023), dan Pratama et al. (2025) hanya berfokus pada pengembangan model klasifikasi sebagai luaran akhir, tanpa menyediakan mekanisme pelaporan, penyimpanan data, manajemen laporan, maupun antarmuka bagi petugas untuk melakukan tindak lanjut. Dengan demikian, penelitian-penelitian tersebut masih berhenti pada tahap pengembangan model dan belum menghasilkan sistem operasional yang dapat diterapkan dalam proses pengelolaan pengaduan jalan.

Gap kedua adalah belum adanya mekanisme deteksi duplikasi laporan. Pada sistem pengaduan berbasis masyarakat, satu kerusakan jalan sering kali dilaporkan oleh banyak pengguna dengan waktu yang berdekatan. Seluruh penelitian terdahulu memperlakukan setiap laporan sebagai data baru tanpa

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

proses identifikasi apakah laporan tersebut merujuk pada objek kerusakan yang sama. Akibatnya, terjadi redundansi data yang berpotensi meningkatkan beban penyimpanan serta menyulitkan proses penentuan prioritas penanganan.

Gap ketiga adalah keterbatasan pendekatan Content-Based Filtering (CBF) yang masih bergantung pada fitur teks. Lestari et al. (2024) menerapkan CBF menggunakan representasi teks sehingga hanya mampu membandingkan kesamaan deskripsi laporan. Pendekatan tersebut tidak efektif ketika pengguna memberikan deskripsi yang berbeda untuk kerusakan yang sama, padahal foto dan lokasi yang dilaporkan identik. Kondisi ini merupakan karakteristik umum pada sistem pengaduan berbasis crowdsourcing.

Berbeda dengan seluruh penelitian terdahulu, penelitian ini tidak terletak pada peningkatan akurasi model CNN semata, melainkan pada kontribusi arsitektural berupa integrasi klasifikasi citra, deteksi duplikasi berbasis fitur visual dan lokasi, serta implementasi sebagai platform pengaduan operasional. Sejauh penelusuran pada penelitian yang dibandingkan, kombinasi ketiga komponen tersebut belum pernah dilaporkan sehingga penelitian ini menawarkan pendekatan yang berbeda, bukan sekadar pengembangan bertahap terhadap penelitian sebelumnya.

Secara ilmiah, penelitian ini memberikan kontribusi berupa penerapan pendekatan deteksi duplikasi yang mengombinasikan representasi fitur visual CNN dengan pembatasan spasial menggunakan *Cosine Similarity* dan jarak *Haversine*. Pendekatan tersebut menunjukkan bahwa identifikasi laporan duplikat tidak harus bergantung pada kesamaan deskripsi teks, sehingga memperluas penerapan *Content-Based Filtering* pada domain sistem pengaduan berbasis citra.

Secara praktis, penelitian ini menghasilkan platform pengaduan berbasis web yang mengintegrasikan proses pelaporan, klasifikasi kerusakan jalan, deteksi duplikasi, serta pengelolaan laporan oleh petugas dalam satu sistem. Integrasi tersebut berpotensi mengurangi redundansi laporan, meningkatkan efisiensi proses verifikasi, dan membantu instansi dalam menentukan prioritas penanganan kerusakan jalan.

Implementasi Content-Based Filtering.

Tabel 5 menyajikan parameter deteksi duplikasi yang diterapkan.

Tabel 5. Parameter Deteksi Duplikasi CBF

No	Parameter	Threshold	Keterangan
1	Cosine Similarity	> 0,85	Batas minimum kemiripan visual citra
2	Jarak Haversine	< 100 m	Batas maksimum jarak geografis laporan
3	Pelapor Unik	>= 5 akun	Pemicu eskalasi prioritas menjadi 'Cepat'

Pendekatan dual-constraint secara fungsional mampu mendukung identifikasi laporan serupa. Laporan dari lokasi berbeda dengan foto serupa tidak ditandai duplikat karena constraint Haversine. Sebaliknya, toleransi cosine similarity 0,85 (bukan 0,95) mencegah false negative akibat variasi sudut pengambilan foto di lapangan.

Implementasi Sistem

Sistem berhasil dibangun dengan empat modul: Beranda, Formulir Laporan, Riwayat Laporan, dan Panel Admin. Peta interaktif Folium dengan reverse geocoding otomatis memudahkan penentuan lokasi. Backend FastAPI menyediakan 4 endpoint REST (POST /api/predict, GET /api/riwayat/{email}, GET /api/admin/laporan, PUT /api/admin/laporan/{id}).

Hasil Implementasi

Sistem yang dikembangkan terdiri dari empat modul utama yang dapat diakses melalui panel navigasi pada sisi kiri antarmuka Streamlit. Tabel 6 menyajikan struktur menu sistemnya:

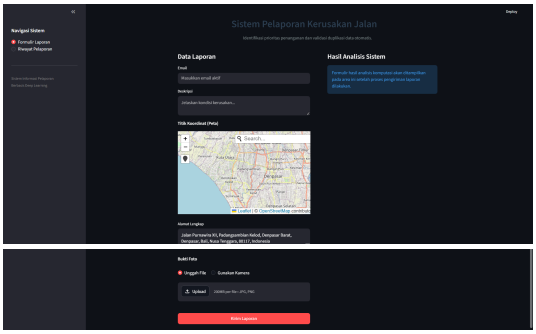
Tabel 6. Struktur Menu

No.	Modul	Sub-menu / Halaman	Fungsi Utama
1	**Laporkan Kerusakan**	Formulir Laporan	Pengisian identitas, deskripsi, penentuan Lokasi dan Upload foto kondisi jalan
2	Hasil Klasifikasi Laporan	Menampilkan hasil klasifikasi laporan	Menampilkan kategori kerusakan (Rusak Berat/Ringan), tingkat prioritas, status duplikasi, dan skor kepercayaan model
3	**Riwayat Laporan**	Pencarian berdasarkan email dan id	Menampilkan statistik riwayat laporan pengguna

Halaman formulir laporan adalah komponen inti antarmuka pengguna yang terdiri dari kolom input email, deskripsi, peta lokasi, fitur unggah foto, dan hasil klasifikasi dibagian kanan seperti pada Gambar 1

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

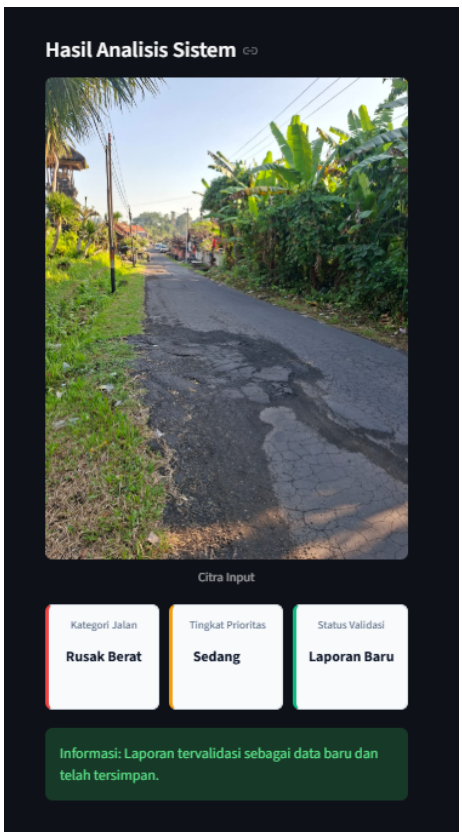
ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)



Gambar 1. Tampilan Halaman Formulir Pelaporan

Setelah formulir laporan dikirim, sistem secara otomatis memproses citra melalui rangkaian proses komputasi pada backend. Hasil pemrosesannya kemudian ditampilkan dalam bentuk kartu informasi yang memuat :

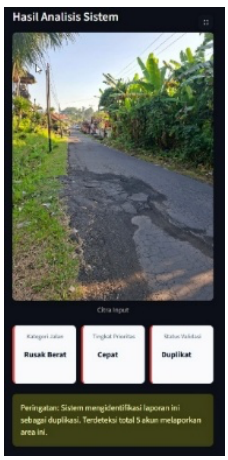
1. Kategori kerusakan hasil klasifikasi CNN, yaitu Rusak Berat atau Rusak Ringan, beserta nilai kepercayaan model (confidence score) dalam persenase.
2. Tingkat prioritas penanganan, yaitu Sedang atau Cepat, ditampilkan dengan kode warna yang membedakan tingkat urgensi penanganan aduan.
3. Status validasi baru dan duplikasi, menandakan ada laporan yang baru masuk atau duplikat berdasarkan laporan yang masuk sebelumnya.



Gambar 2. Hasil Klasifikasi Rusak Berat

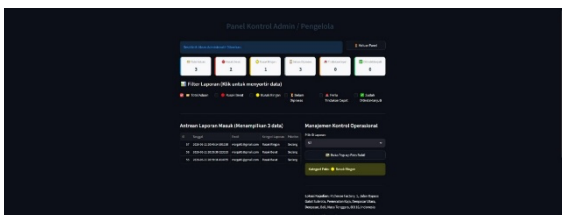


Gambar 3. Hasil Klasifikasi Rusak Ringan



Gambar 4. Hasil Deteksi Laporan Duplikasi

Halaman Riwayat laporan memudahkan admin menelusuri riwayat laporan yang diupload seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Riwayat Laporan Admin

Pengujian Black Box

Pengujian terhadap lima kelompok fungsionalitas (proses upload citra, klasifikasi CNN, status pengaduan, riwayat pengaduan, dan pembaharuan status) menghasilkan tingkat keberhasilan 100% — seluruh fungsi menghasilkan keluaran sesuai spesifikasi.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Tabel 7. Hasil Pengujian Blackbox

No	Nama Skenario	Hasil yang diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Mengupload Citra	Pengguna Mengupload Citra dengan format (JPEG)	Citra berhasil teruplod	Lulus
2	Klasifikasi Pengaduan	Sistem memproses & mengklasifikasikan pengaduan	Sistem mampu mengklasifikasikan pengaduan masuk ke kategori (Rusak Berat/Rusak Ringan)	Lulus
3	Tampilkan Status Pengaduan	Sistem menampilkan jenis pengaduan, tindak lanjut, dan status validasi	Sistem menampilkan informasi jenis pengaduan, tindak lanjut, dan status validasi	Lulus
4	Riwayat Pengaduan	User melihat riwayat pengaduan	User berhasil melihat riwayat pengaduan	Lulus
5	Pembaharuan Status Pengaduan	Admin memperbaharui status pengaduan	Admin dapat memperbaharui status pengaduan	Lulus

Pengujian UAT

Pengujian *User Acceptance Test* (UAT) dilakukan terhadap 5 responden yang terdiri dari masyarakat dan petugas kelurahan untuk menilai kemudahan penggunaan, kejelasan fitur, dan manfaat sistem dalam mendukung pelaporan kerusakan jalan. Secara umum, hasil diatas menunjukkan bahwa sistem dapat digunakan dengan baik dan fitur-fitur utama seperti pelaporan, klasifikasi, serta riwayat laporan dapat dipahami oleh pengguna. Meskipun demikian, beberapa responden memberikan masukan terkait perlunya peningkatan tampilan antarmuka agar lebih dinamis, pelatihan penggunaan sistem bagi pengguna awal, serta evaluasi lanjutan terhadap hasil klasifikasi citra.

Keterbatasan Sistem

Model klasifikasi biner tidak mampu menolak input di luar domain (*open-set problem*). Mekanisme *confidence thresholding* diterapkan sebagai mitigasi sementara. Selain itu, komputasi cosine similarity yang bersifat O(n) perlu diantisipasi untuk penggunaan skala besar.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pengaduan kerusakan jalan berbasis citra digital pada Kantor Kelurahan Peguyangan dengan mengintegrasikan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis MobileNetV2 dan Content-Based Filtering (CBF). Model klasifikasi yang dibangun mampu mengidentifikasi tingkat kerusakan jalan ke dalam kategori rusak berat dan rusak ringan dengan performa yang baik, ditunjukkan oleh akurasi rata-rata 89,40% dan F1-Score terbaik 0,9194 pada pengujian 5-Fold Cross Validation. Selain itu, pengujian black box menunjukkan bahwa seluruh fungsi sistem berjalan sesuai rancangan dengan tingkat keberhasilan 100%.

Integrasi CBF berbasis kemiripan citra dan kedekatan lokasi geografis menjadi kontribusi penting dalam penelitian ini karena memungkinkan sistem tidak hanya melakukan klasifikasi otomatis, tetapi juga mendeteksi laporan duplikat dan mendukung penentuan prioritas penanganan kerusakan jalan. Dengan demikian, pengembangan menunjukkan bahwa sistem mampu berperan sebagai platform pelaporan digital sekaligus alat pendukung keputusan yang dapat meningkatkan efektivitas serta responsivitas dalam pengelolaan pengaduan kerusakan jalan di lingkungan kelurahan.

Untuk pengembangan selanjutnya, penelitian dapat diarahkan pada penambahan variasi kelas kerusakan jalan, perluasan dataset agar model lebih robust terhadap kondisi lapangan yang beragam, serta peningkatan mekanisme deteksi kemiripan agar lebih skalabel untuk implementasi pada jumlah laporan yang lebih besar.

DAFTAR PUSTAKA

Alfin, Y. I. P., & Dhimas, T. D. P. (2026). Sistem klasifikasi tipe kulit wajah menggunakan convolutional neural network dengan rekomendasi tahap perawatan kulit. *Stains, 5*(1), 255–268. https://doi.org/10.29407/924nwf17

Ardana, W. M., & Kusrini, K. (2025). Optimasi algoritma CNN dengan arsitektur EfficientNet-B0 dan ResNet-50 untuk klasifikasi jenis sampah. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, 5*(4), 1274–1286. https://doi.org/10.57152/malcom.v5i4.2030

Ayu, D. S. N., Helilintar, R., & Wahyuniar, R. (2021).Sistem Rekomendasi Skincare Menggunakan Metode Content-Based Filtering dan Algoritma Apriori. (2021). *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi), 5*(2), 242-248. https://doi.org/10.29407/inotek.v5i2.1136

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Dacipta, P. N., & Putra, R. E. (2022). Sistem klasifikasi limbah menggunakan metode convolutional neural network (CNN) pada web service berbasis framework flask. *Journal of Informatics and Computer Science, 3*(4), 394–402. https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n04.p394-402

Dewi, A. O. P. (2020). Kecerdasan buatan sebagai konsep baru pada perpustakaan. Anuva: *Jurnal Kajian Budaya, Perpustakaan, dan Informasi, 4*(4), 453–460. https://doi.org/10.14710/anuva.4.4.453-460

Fajriansyah, M., Adikara, P. P., & Widodo, A. W. (2021). Sistem Rekomendasi Film Menggunakan Content Based Filtering. (2021). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer, 5*(6), 2188-2199

Fathoni, M. A. (2025). Pengembangan model CNN untuk klasifikasi ekspresi wajah dan potensi penerapannya dalam perilaku kriminal. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9*(4), 6553–6559. https://doi.org/10.36040/jati.v9i4.14120

Harani, N. H., Prianto, C., & Hasanah, M. (2019). Deteksi Objek Dan Pengenalan Karakter Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Python. *Jurnal Teknik Informatika, 11*(3), 47-53.

Jumadi, J., Yupianti, Y., & Sartika, D. (2021). Pengolahan citra digital untuk identifikasi objek menggunakan metode hierarchical agglomerative clustering. *JST (Jurnal Sains dan Teknologi), 10*(2), 148-156. https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v10i2.33636

Fachrie, M. (2024). Perancangan Sistem Pengaduan Masyarakat Berbasis Mobile (Studi Kasus: Kabupaten Banjarnegara). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis, 6*(1), 65-75. https://doi.org/10.47233/jteksis.v6i1.1101

Inaya, A. N., Rahma, A. U., Jannah, M., Arafah, L. R. K., Ishak, L. L., & Edy, M. R. (2024). Klasifikasi Citra Dengan Pendekatan Transfer Learning Pada Gambar Fauna Terbang. *Jurnal MediaTIK*, 85-89. https://doi.org/10.59562/mediatik.v7i1.2785

Kurniasih, K., & Mulyono, H. (2022). Sistem Informasi Pengaduan Masyarakat Berbasis Web Pada Kantor Desa Ladang Peris Kecamatan Bajubang. *Jurnal Manajemen Sistem Informasi, 7*(4), 678–688. https://doi.org/10.33998/jurnalmsi.2022.7.4.692

Lukman, H., Ahmad, S., Lukman, S., & Deni, N. (2025). Prediksi penyakit jantung berbasis mesin learning dengan menggunakan metode K-NN. *Jurnal Digital Teknologi Informasi, 7*(2), 14–20. https://doi.org/10.32502/digital.v7i2.9429

Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi deep learning menggunakan convolutional neural network (CNN) pada ekspresi manusia. *Algor, 2*(1), 12-20. https://doi.org/10.31253/algor.v2i1

Pamungkas, C. A. (2019). Aplikasi penghitung jarak koordinat berdasarkan latitude dan longitude dengan metode euclidean distance dan metode haversine. Jurnal Informa: *Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat, 5*(2), 8-13. https://doi.org/10.46808/informa.v5i2.74

Prasetya, M. E. A., & Al Kaafi, A. (2023). Perancangan Program Pengaduan Masyarakat Berbasis Website Di RW. 001 Kelurahan Sunter Jaya Jakarta. *Simpatik: Jurnal Sistem Informasi dan Informatika, 3*(2), 87-96. https://doi.org/10.31294/simpatik.v3i2.2556

Pratama, R. P., Faisal, M., & Hanani, A. (2019). Deteksi Plagiarisme pada Dokumen Jurnal Menggunakan Metode Cosine Similarity. *Smartics Journal, 5*(1), 22-26. https://doi.org/10.21067/smartics.v5i1.2848

Putri, K. S. Y., Suarjaya, I. M. A. D., & Vihikan, W. O. (2024). Sistem Rekomendasi Skincare Menggunakan Metode Content Based Filtering dan Collaborative Filtering. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi, 4*(3), 764-774. https://doi.org/10.51454/decode.v4i3.601

Saragih, S. N., Khairullah, K., Hidayah, A. K., & Imanullah, M. (2025). Perancangan Aplikasi Layanan Pengaduan Masyarakat Berbasis Web Menggunakan Metode Agile Development. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9*(6), 9702-9708. https://doi.org/10.36040/jati.v9i6.15663

Sitompul, S. C., Jamaluddin, J., Simamora, R. J., & Perangin-angin, R. (2019). Aplikasi Pengaduan Masyarakat Berbasis Mobile Web Di Kecamatan Tarutung. *METHOMIKA: Jurnal Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi, 3*(2), 136-142. https://doi.org/10.46880/jmika.Vol3No2.pp136-142

Solikin, S. (2020). Deteksi Penyakit Pada Tanaman Mangga Dengan Citra Digital: Tinjauan Literatur Sistematis (SLR). *Bina Insani ICT Journal, 7*(1), 63-72. https://doi.org/10.51211/biict.v7i1.1336

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.