

Sistem Pelaporan Smart City Multimodal Berbasis AI dan Validasi Multipengguna

AI-Based Multimodal Smart City Reporting and Validation System

Reo Rizki Ananda*¹, Arnita²

^{1,2} Universitas Negeri Medan; Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara 20221, (061)6613365

^{1,2} Jurusan Matematika, Program Studi Ilmu Komputer, FMIPA, Medan
e-mail: *reorizki07@gmail.com, arnita@unimed.ac.id

Abstrak

Pelaporan kondisi jalan dalam konsep Smart City masih menghadapi kendala pada proses klasifikasi laporan, penentuan prioritas, dan validasi penyelesaian yang sebagian besar masih dilakukan secara manual. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pelaporan Smart City multimodal berbasis web yang mengintegrasikan klasifikasi citra, klasifikasi teks, ekstraksi informasi, eskalasi spasial, dan validasi multipengguna. Metode penelitian yang digunakan adalah Research and Development (R&D) dengan tahapan analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengembangan prototipe, validasi dan uji coba, serta revisi produk. Model klasifikasi citra dikembangkan menggunakan EfficientNetB0, model klasifikasi teks menggunakan IndoBERT Base P2, sedangkan ekstraksi informasi dilakukan menggunakan Named Entity Recognition. Hasil klasifikasi citra dan teks digabungkan menggunakan pendekatan Late Fusion. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model citra memperoleh akurasi 88,12%, model teks memperoleh akurasi 94,00%, dan model NER memperoleh micro F1-score 95,66%. Sistem juga menerapkan PriorityScore untuk eskalasi spasial dan memperoleh skor System Usability Scale sebesar 69,17. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu membantu pengelolaan laporan kondisi jalan secara lebih terstruktur, objektif, dan transparan.
Kata kunci— Smart City, pelaporan multimodal, kecerdasan buatan, Late Fusion, validasi multipengguna

Abstract

Road condition reporting in the Smart City context still faces challenges in report classification, priority determination, and completion validation, which are mostly performed manually. This study aims to develop a web-based multimodal Smart City reporting system that integrates image classification, text classification, information extraction, spatial escalation, and multi-user validation. The research method used is Research and Development (R&D), consisting of needs analysis, system design, prototype development, validation and testing, and product revision. The image classification model was developed using EfficientNetB0, the text classification model used IndoBERT Base P2, while information extraction was performed using Named Entity Recognition. The image and text classification results were combined using the Late Fusion approach. The evaluation results showed that the image classification model achieved an accuracy of 88.12%, the text classification model achieved an accuracy of 94.00%, and the NER model achieved a micro F1-score of 95.66%. The system also implemented

PriorityScore for spatial escalation and obtained a System Usability Scale score of 69.17. The results indicate that the proposed system can support road condition report management in a more structured, objective, and transparent manner.

Keywords— *Smart City, multimodal reporting, artificial intelligence, Late Fusion, multi-user validation*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi tata kelola perkotaan menuju konsep Smart City. Smart City tidak hanya berkaitan dengan penggunaan teknologi digital dalam layanan kota, tetapi juga menekankan integrasi inovasi teknologi, partisipasi warga, dan transparansi pemerintahan [1], [2]. Dalam kerangka European Smart Cities, Smart Governance menjadi salah satu pilar penting karena berperan dalam meningkatkan transparansi, akuntabilitas, efisiensi layanan publik, dan keterlibatan masyarakat dalam proses pemerintahan [3]. Salah satu bentuk implementasi Smart Governance adalah sistem pelaporan publik, yaitu sarana bagi masyarakat untuk menyampaikan keluhan, aspirasi, dan laporan terkait permasalahan pelayanan publik, termasuk kerusakan infrastruktur jalan. Sistem pelaporan yang efektif idealnya tidak hanya menyediakan kanal pengaduan, tetapi juga mendukung keterbukaan akses, integrasi lintas instansi, transparansi tindak lanjut, dan pengambilan keputusan berbasis data [4], [5].

Meskipun sistem pelaporan publik telah banyak dikembangkan, proses pengelolaan laporan masih menghadapi kendala pada tahap pemrosesan, klasifikasi, penentuan prioritas, dan validasi penyelesaian. Laporan masyarakat umumnya berbentuk multimodal karena memuat teks, foto, dan lokasi kejadian. Apabila diproses secara manual, petugas harus membaca deskripsi, memeriksa bukti visual, memvalidasi lokasi, menentukan kategori masalah, dan menetapkan prioritas satu per satu. Proses tersebut berpotensi menimbulkan keterlambatan, subjektivitas, serta penumpukan laporan, terutama pada kasus pelaporan kondisi jalan yang memiliki tingkat urgensi berbeda, seperti jalan baik, rusak ringan, dan rusak parah.

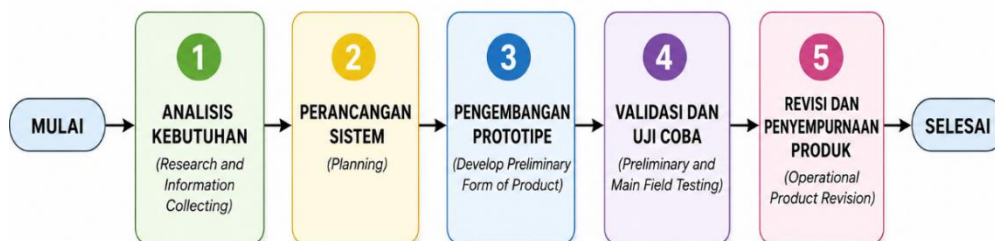
Kecerdasan buatan dapat digunakan untuk membantu mengatasi keterbatasan tersebut. Model berbasis Convolutional Neural Network dapat dimanfaatkan untuk mengenali pola visual kerusakan jalan [13], sedangkan model bahasa seperti IndoBERT dapat digunakan untuk memahami deskripsi laporan berbahasa Indonesia. Selain itu, Named Entity Recognition dapat mengekstraksi informasi penting dari teks laporan, seperti lokasi, objek infrastruktur, jenis kerusakan, tingkat keparahan, waktu kejadian, dan dampak yang ditimbulkan. Dalam konteks data multimodal, pendekatan Late Fusion dapat digunakan untuk menggabungkan hasil prediksi dari citra dan teks pada tahap akhir pengambilan keputusan. Pendekatan ini sesuai untuk laporan publik yang memiliki kualitas data tidak seragam, misalnya citra yang kurang jelas atau teks yang terlalu singkat [6]. Penelitian terdahulu juga menunjukkan bahwa pendekatan multimodal dapat membantu memahami peristiwa perkotaan karena citra dan teks saling melengkapi dalam menjelaskan konteks laporan [7], [8].

Namun, sistem pelaporan cerdas tidak cukup hanya mengandalkan klasifikasi. Hasil klasifikasi perlu dihubungkan dengan konteks spasial agar sistem mampu membantu menentukan prioritas penanganan secara lebih objektif. Laporan yang berada pada lokasi berdekatan, area padat, atau dekat dengan fasilitas penting dapat memiliki tingkat prioritas berbeda dibandingkan laporan serupa di lokasi lain. Selain itu, pelapor juga perlu dilibatkan kembali dalam proses validasi penyelesaian laporan agar siklus umpan balik tidak terputus. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem pelaporan Smart City multimodal berbasis web yang mengintegrasikan klasifikasi kondisi jalan berbasis citra dan teks, ekstraksi informasi menggunakan Named Entity Recognition, penggabungan prediksi dengan Late Fusion, eskalasi spasial berbasis PriorityScore, serta validasi multipengguna. Kontribusi utama penelitian ini

terletak pada integrasi seluruh komponen tersebut dalam satu alur pelaporan untuk mendukung pengelolaan laporan kondisi jalan secara lebih terstruktur, objektif, dan transparan..

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode Research and Development (R&D) karena bertujuan menghasilkan dan mengevaluasi prototipe sistem pelaporan Smart City multimodal berbasis kecerdasan buatan. Model R&D mengacu pada kerangka Borg dan Gall yang diadaptasi untuk pengembangan sistem berskala prototipe, sehingga penelitian difokuskan pada pembangunan sistem awal, pengujian model AI, pengujian fungsi, dan evaluasi usability pengguna [9]. Tahapan penelitian meliputi analisis kebutuhan, perancangan sistem, pengembangan prototipe, validasi dan uji coba, serta revisi produk. Analisis kebutuhan dilakukan untuk mengidentifikasi masalah pelaporan kondisi jalan, kebutuhan pengguna, karakteristik data, dan fungsi sistem. Perancangan mencakup arsitektur, alur pelaporan, basis data, integrasi AI, eskalasi spasial, dan validasi multipengguna. Pengembangan prototipe meliputi frontend, backend, AI service, dan basis data, sedangkan validasi dilakukan melalui evaluasi model AI, pengujian fungsional, dan pengujian usability. Alur tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Pengembangan Sistem dengan Pendekatan R&D

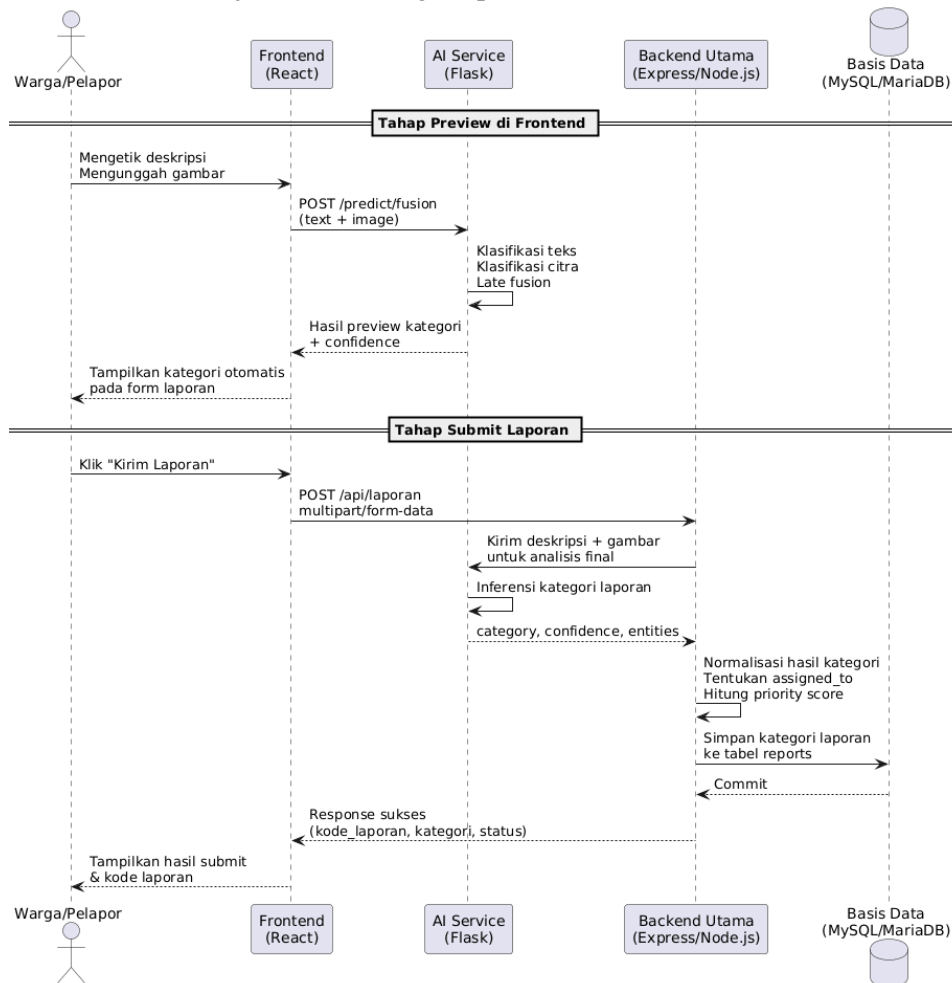
Secara teknis, pengembangan sistem dibantu dengan pendekatan Waterfall sebagai alur operasional pembangunan perangkat lunak. Waterfall digunakan untuk mengatur proses analisis kebutuhan, desain sistem, implementasi, pengujian, dan penyempurnaan sistem. Dengan demikian, R&D berperan sebagai metode penelitian utama, sedangkan Waterfall digunakan sebagai pendekatan teknis dalam proses pembangunan perangkat lunak. Pendekatan ini dipilih agar proses pengembangan sistem tetap sistematis dan dapat dievaluasi melalui keluaran yang terukur.

Data penelitian terdiri atas tiga kelompok, yaitu dataset citra kondisi jalan, dataset teks laporan, dan dataset teks beranotasi untuk Named Entity Recognition (NER). Dataset citra dan teks digunakan untuk klasifikasi tiga kategori kondisi jalan, yaitu jalan baik, jalan rusak ringan, dan jalan rusak parah, sedangkan dataset NER diberi anotasi menggunakan skema BIO dengan entitas seperti lokasi, objek infrastruktur, jenis kerusakan, tingkat keparahan, waktu kejadian, dan dampak laporan [14]. Pengolahan citra dilakukan melalui seleksi kualitas, pelabelan, preprocessing, augmentasi, pembagian dataset, pelatihan, inferensi, dan evaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix [15]. Model citra dikembangkan menggunakan EfficientNetB0 karena mampu menyeimbangkan akurasi dan efisiensi komputasi [10]. Pengolahan teks dilakukan menggunakan IndoBERT Base P2 melalui tahapan pembersihan teks, tokenisasi, pelatihan, inferensi, dan evaluasi karena model ini sesuai untuk pemrosesan teks berbahasa Indonesia [11]. Selain itu, model NER digunakan untuk mengekstraksi informasi penting dari deskripsi laporan agar teks bebas dapat diubah menjadi informasi terstruktur. Evaluasi NER dilakukan menggunakan precision, recall, dan F1-score karena metrik tersebut lebih tepat untuk menilai kemampuan model dalam mengenali entitas penting.

Integrasi hasil klasifikasi citra dan teks dilakukan menggunakan pendekatan Late Fusion. Pada pendekatan ini, model citra dan model teks dijalankan secara terpisah untuk menghasilkan probabilitas kelas. Probabilitas dari kedua model kemudian digabungkan pada tahap akhir pengambilan keputusan. Rumus penggabungan probabilitas yang digunakan adalah:

$$P_{\text{final}}(c) = \frac{P_{\text{citra}}(c) + P_{\text{teks}}(c)}{2}$$

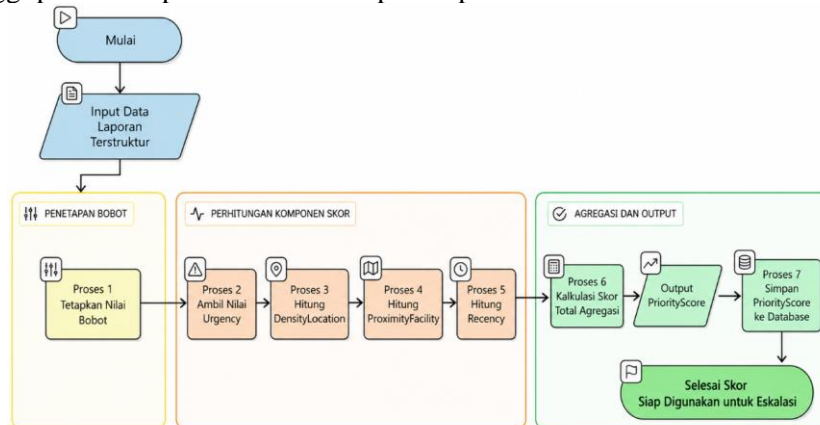
Kelas akhir ditentukan berdasarkan nilai probabilitas tertinggi dari $P_{\text{final}}(c)$. Pendekatan ini digunakan karena laporan masyarakat dapat memiliki kualitas data yang tidak selalu seragam. Dalam beberapa kasus, foto dapat kurang jelas, sedangkan deskripsi teks lebih informatif. Sebaliknya, pada kasus lain, teks dapat sangat singkat, tetapi citra menunjukkan kondisi jalan secara lebih jelas. Dengan Late Fusion, sistem dapat mempertimbangkan dua sumber informasi secara bersamaan sebelum menentukan kategori akhir laporan. Alur pengolahan data citra, teks, NER, dan Late Fusion disajikan secara ringkas pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Klasifikasi Multimodal dan Ekstraksi Informasi

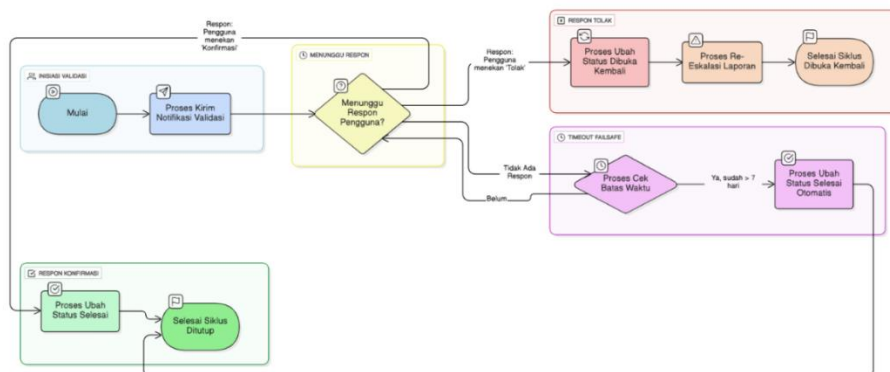
Sistem yang dikembangkan terdiri atas empat komponen utama, yaitu frontend, backend, AI service, dan basis data. Frontend berfungsi sebagai antarmuka pengguna untuk mengirim laporan, melihat status laporan, dan melakukan validasi penyelesaian. Backend berfungsi mengelola alur bisnis sistem, menyimpan data laporan, mengatur status laporan, dan menghubungkan sistem utama dengan layanan AI. AI service berfungsi menjalankan klasifikasi citra, klasifikasi teks, ekstraksi informasi, serta penggabungan hasil prediksi. Basis data digunakan untuk menyimpan data pengguna, data laporan, hasil klasifikasi, entitas hasil ekstraksi, skor prioritas, dan riwayat perubahan status laporan.

Mekanisme eskalasi spasial digunakan untuk membantu menentukan prioritas laporan secara lebih objektif. Perhitungan prioritas dilakukan menggunakan PriorityScore yang mempertimbangkan empat komponen, yaitu urgency, density location, proximity facility, dan recency. Komponen urgency diperoleh dari hasil klasifikasi kondisi jalan. Komponen density location dihitung berdasarkan keberadaan laporan serupa di sekitar lokasi laporan. Komponen proximity facility mempertimbangkan kedekatan laporan dengan fasilitas penting, sedangkan recency mempertimbangkan kebaruan waktu laporan. Semakin tinggi nilai PriorityScore, semakin tinggi prioritas laporan untuk ditampilkan pada antrean admin.



Gambar 3. Alur Eskalasi Spasial

Mekanisme validasi multipengguna diterapkan untuk memperkuat transparansi penyelesaian laporan. Setelah laporan ditandai selesai oleh admin, pengguna diberi kesempatan untuk memberikan konfirmasi apabila laporan telah sesuai, menolak apabila kondisi lapangan belum sesuai, atau membiarkan sistem menutup laporan secara otomatis setelah batas waktu tertentu. Apabila terdapat laporan serupa dalam radius tertentu, sistem juga dapat menampilkan mekanisme konfirmasi kepada pengguna lain agar validasi tidak hanya bergantung pada satu pelapor. Alur eskalasi spasial dan validasi multipengguna ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 4. Alur Validasi Multipengguna

Pengujian sistem dilakukan melalui tiga bentuk evaluasi. Pertama, evaluasi model AI dilakukan terhadap model klasifikasi citra, model klasifikasi teks, dan model NER menggunakan metrik kuantitatif sesuai karakteristik masing-masing tugas. Kedua, pengujian fungsional dilakukan menggunakan Black-box Testing untuk memastikan bahwa fitur utama sistem berjalan sesuai skenario, seperti pengiriman laporan, klasifikasi otomatis, ekstraksi informasi, perhitungan prioritas, pengelolaan status laporan, pelacakan laporan, dan validasi pengguna. Ketiga, pengujian usability dilakukan menggunakan System Usability Scale (SUS) untuk mengetahui tingkat kemudahan penggunaan sistem berdasarkan respons pengguna [12]. Hasil dari ketiga evaluasi

tersebut digunakan untuk menilai kelayakan awal prototipe sistem pelaporan Smart City yang dikembangkan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengembangan Model AI

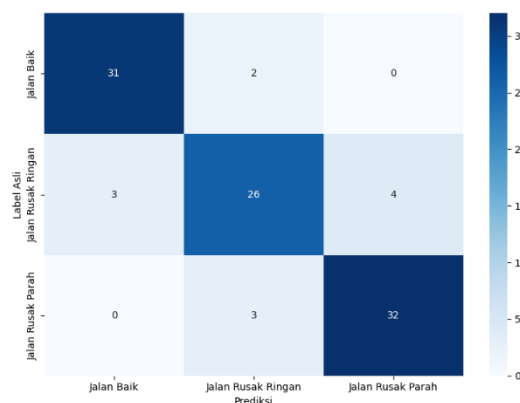
Penelitian ini menghasilkan tiga komponen utama kecerdasan buatan, yaitu model klasifikasi citra, model klasifikasi teks, dan model Named Entity Recognition (NER). Ketiga model tersebut digunakan untuk mendukung pemrosesan laporan kondisi jalan secara multimodal. Model klasifikasi citra digunakan untuk mengenali kondisi jalan berdasarkan bukti visual, model klasifikasi teks digunakan untuk memahami deskripsi laporan, sedangkan model NER digunakan untuk mengekstraksi informasi penting dari teks laporan.

Model klasifikasi citra dikembangkan menggunakan arsitektur EfficientNetB0 untuk mengklasifikasikan citra kondisi jalan ke dalam tiga kelas, yaitu jalan baik, jalan rusak ringan, dan jalan rusak parah. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh accuracy sebesar 88,12% pada data uji. Nilai macro average menunjukkan precision sebesar 0,8798, recall sebesar 0,8805, dan F1-score sebesar 0,8798. Sementara itu, nilai weighted average menunjukkan precision sebesar 0,8800, recall sebesar 0,8812, dan F1-score sebesar 0,8802. Hasil ini menunjukkan bahwa model citra mampu mengenali pola visual kondisi jalan dengan performa yang cukup stabil pada tiga kelas yang digunakan.

Tabel 1. Ringkasan Hasil Evaluasi Model AI

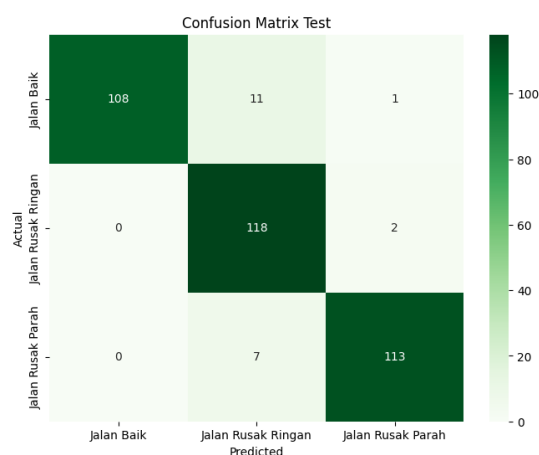
Komponen Model	Metrik Utama	Hasil
Klasifikasi citra EfficientNetB0	Accuracy	88,12%
Klasifikasi teks IndoBERT Base P2	Accuracy	94,00%
Named Entity Recognition	Micro Precision	95,59%
Named Entity Recognition	Micro Recall	95,74%
Named Entity Recognition	Micro F1-score	95,66%
System Usability Scale	Skor rata-rata	69,17

Hasil pelatihan model citra menunjukkan bahwa performa model meningkat pada beberapa epoch awal dan kemudian cenderung stabil. Namun, terdapat indikasi overfitting ringan karena penurunan loss pada data latih tidak sepenuhnya diikuti oleh penurunan loss pada data validasi. Kondisi ini masih dapat diterima pada tahap prototipe, tetapi menunjukkan bahwa model citra masih dapat ditingkatkan melalui penambahan variasi dataset, peningkatan kualitas anotasi, serta penerapan strategi regularisasi dan augmentasi yang lebih optimal.



Gambar 5. Confusion Matrix Model Klasifikasi Citra

Model klasifikasi teks dikembangkan menggunakan IndoBERT Base P2 untuk mengklasifikasikan deskripsi laporan ke dalam tiga kategori kondisi jalan. Berdasarkan hasil evaluasi, model teks memperoleh accuracy sebesar 94%. Nilai weighted average menunjukkan precision sebesar 0,95, recall sebesar 0,94, dan F1-score sebesar 0,94. Hasil ini menunjukkan bahwa model teks memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali pola semantik laporan kondisi jalan. Kinerja model teks yang lebih tinggi dibandingkan model citra dapat dijelaskan oleh karakteristik dataset teks yang cenderung memiliki kosakata domain-spesifik, seperti “jalan berlubang”, “rusak parah”, “retak”, “bergelombang”, atau “sulit dilalui”. Pola semantik yang relatif eksplisit tersebut membantu model mengenali kategori laporan dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah.



Gambar 6. Confusion Matrix Model Klasifikasi Teks

Model NER digunakan untuk mengekstraksi entitas penting dari deskripsi laporan. Entitas yang diekstraksi meliputi lokasi kejadian, objek infrastruktur, jenis kerusakan, tingkat keparahan, waktu kejadian, dan dampak laporan. Berdasarkan hasil evaluasi, model NER memperoleh micro average precision sebesar 95,59%, micro average recall sebesar 95,74%, dan micro average F1-score sebesar 95,66%. Pada macro average, model memperoleh precision sebesar 93,05%, recall sebesar 94,32%, dan F1-score sebesar 93,67%. Hasil ini menunjukkan bahwa model NER mampu mengenali entitas penting dalam teks laporan dengan tingkat ketepatan yang tinggi.

Secara lebih rinci, entitas PROB memperoleh F1-score tertinggi sebesar 99,81%, disusul oleh INFRA sebesar 98,76%, TIME sebesar 96,49%, dan IMPACT sebesar 95,31%. Entitas LOC memperoleh F1-score sebesar 83,52%, sedangkan entitas SEV memperoleh F1-score sebesar 88,14%. Nilai F1-score pada entitas LOC relatif lebih rendah dibandingkan entitas lain karena variasi penyebutan lokasi dalam laporan warga cenderung lebih beragam, misalnya menggunakan nama jalan, nama kawasan, titik acuan, atau deskripsi lokasi informal. Hal ini menunjukkan bahwa model NER sudah layak digunakan untuk ekstraksi informasi awal, tetapi masih memerlukan perluasan variasi data lokasi agar lebih kuat dalam menghadapi teks laporan yang bersifat bebas.

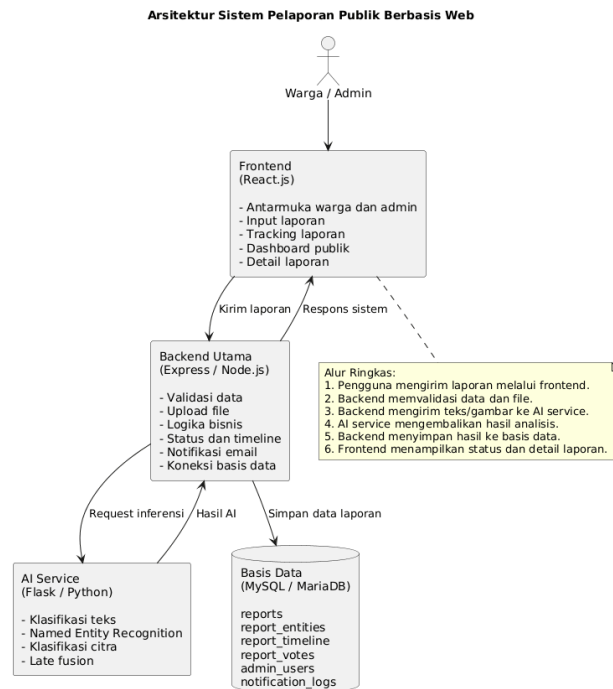
Tabel 3. Contoh Hasil Ekstraksi Entitas oleh Model NER

Token	Label BIO	Tipe Entitas
Jalan	B-LOC	Lokasi (LOC)
Sudirman	I-LOC	Lokasi (LOC)
aspal	B-INFRA	Infrastruktur (INFRA)

berlubang parah	B-PROB	Jenis Kerusakan (PROB)
sudah lama	B-SEV	Tingkat Keparahan (SEV)
sulit dilalui	B-TIME	Waktu Kejadian (TIME)
	I-TIME	Waktu Kejadian (TIME)
	B-IMPACT	Dampak (IMPACT)

3.2 Hasil Pengembangan Sistem

Sistem yang dikembangkan berupa prototipe pelaporan Smart City berbasis web yang difokuskan pada pelaporan kondisi jalan. Secara teknis, sistem terdiri atas empat komponen utama, yaitu frontend, backend, AI service, dan basis data. Frontend dikembangkan menggunakan React sebagai antarmuka bagi warga dan admin. Backend dikembangkan menggunakan Node.js dan Express untuk mengelola logika bisnis sistem. AI service dikembangkan menggunakan Flask untuk menjalankan klasifikasi citra, klasifikasi teks, ekstraksi informasi, dan Late Fusion. Basis data menggunakan MySQL untuk menyimpan data laporan, hasil analisis AI, entitas hasil ekstraksi, riwayat status, validasi warga, log notifikasi, dan data admin.



Gambar 7. Arsitektur Sistem Pelaporan Smart City Berbasis Web

Alur sistem dimulai ketika pengguna mengirim laporan melalui formulir pelaporan. Data yang dikirim meliputi deskripsi laporan, citra kondisi jalan, email pelapor, dan titik lokasi. Backend melakukan validasi awal terhadap data laporan, kemudian meneruskan data tersebut ke AI service. AI service menjalankan model klasifikasi citra, model klasifikasi teks, NER, dan Late Fusion untuk menghasilkan kategori akhir serta informasi penting dari laporan. Hasil analisis tersebut dikirim kembali ke backend untuk disimpan ke basis data, dihitung skor prioritasnya, dan ditampilkan pada dashboard publik maupun halaman admin.

Sistem juga menyediakan beberapa fitur utama, yaitu halaman beranda, dashboard publik berbasis peta, formulir pelaporan multimodal, pelacakan laporan menggunakan kode laporan, halaman detail laporan, antrian laporan admin, dashboard analitik, timeline perubahan status,

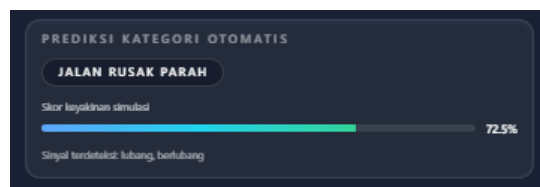
notifikasi email, serta validasi warga. Fitur-fitur tersebut menunjukkan bahwa prototipe tidak hanya berfungsi sebagai kanal pengiriman laporan, tetapi juga sebagai sistem pengelolaan laporan yang mengintegrasikan pemrosesan AI, visualisasi spasial, prioritas laporan, dan umpan balik pengguna.

3.3 Hasil Implementasi Klasifikasi Multimodal dan Late Fusion

Implementasi klasifikasi multimodal dilakukan menggunakan pendekatan Late Fusion dengan menggabungkan probabilitas hasil prediksi model citra dan model teks. Setiap model menghasilkan probabilitas untuk tiga kelas kondisi jalan, kemudian probabilitas tersebut dirata-ratakan untuk menentukan kategori akhir laporan berdasarkan nilai tertinggi. Pendekatan ini memungkinkan citra dan teks saling melengkapi, terutama ketika salah satu modalitas memiliki kualitas kurang baik, misalnya citra buram atau deskripsi laporan yang terlalu singkat. Meskipun demikian, Late Fusion yang digunakan masih berbasis rata-rata probabilitas sederhana, sehingga belum mempertimbangkan kualitas masing-masing modalitas secara adaptif. Oleh karena itu, pengembangan lanjutan dapat diarahkan pada pembobotan adaptif agar sistem lebih responsif terhadap variasi kualitas data masukan.

Tabel 4. Ilustrasi Proses Late Fusion pada Satu Contoh Laporan

Sumber	P(Baik)	P(Rusak Ringan)	P(Rusak Parah)	Kelas Prediksi
Model Citra (EfficientNetB0)	0,05	0,20	0,75	Rusak Parah
Model Teks (IndoBERT)	0,03	0,15	0,82	Rusak Parah
Late Fusion (rata-rata)	0,04	0,18	0,79	Rusak Parah ✓



Gambar 8. Implementasi Klasifikasi Multimodal

3.4 Hasil Implementasi Eskalasi Spasial dan Validasi Multipengguna

Mekanisme eskalasi spasial diterapkan untuk membantu admin menentukan prioritas penanganan laporan melalui PriorityScore yang mempertimbangkan empat komponen, yaitu urgency, density location, proximity facility, dan recency. Komponen tersebut digunakan untuk menilai tingkat kepentingan laporan berdasarkan hasil klasifikasi kondisi jalan, keberadaan laporan serupa di sekitar lokasi, kedekatan dengan fasilitas penting, serta kebaruan waktu laporan. Hasil implementasi menunjukkan bahwa laporan tidak hanya ditampilkan berdasarkan urutan masuk, tetapi juga dapat disusun berdasarkan prioritas, sehingga laporan dengan tingkat kerusakan tinggi atau berada pada lokasi strategis dapat memperoleh perhatian lebih awal. Selain itu, sistem menerapkan validasi multipengguna sebagai mekanisme umpan balik setelah laporan ditangani. Pengguna dapat mengonfirmasi, menolak, atau membiarkan sistem menyelesaikan laporan secara otomatis setelah batas waktu tertentu. Mekanisme ini memperkuat transparansi karena penyelesaian laporan tidak hanya bergantung pada keputusan admin, tetapi juga melibatkan respons dari masyarakat. Berdasarkan pengujian fungsional menggunakan Black-box Testing, seluruh skenario validasi multipengguna berjalan sesuai yang dirancang, meliputi konfirmasi penyelesaian, penolakan laporan, dan penutupan otomatis oleh sistem. Dengan

demikian, fitur validasi multipengguna telah terbukti berfungsi sebagai mekanisme umpan balik yang menutup siklus pelaporan secara transparan dan melibatkan masyarakat secara aktif.

KODE	KATEGORI	LOKASI	TANGGAL	PRIORITY	STATUS	AKSI
LP-20260410-4DSA Admin: admin_dinas_PU	Jalan Rusak Ringan uda bertahun tahun...	3,621, 98,682	10 Apr 2026, 18:41	79%	TERKIRIM	Mark as In Progress Close (Claim Selesai)
LP-20260409-C703 Admin: admin_dinas_PU	Jalan Rusak Parah jalan rusak di...	3,576, 98,694	9 Apr 2026, 00:21	78%	TERKIRIM	Mark as In Progress Close (Claim Selesai)
LP-20260407-A009 Admin: admin_dinas_PU	Jalan Rusak Parah jalan berlubang besar...	3,617, 98,666	7 Apr 2026, 16:35	77%	SELESAI	Buka Kembali

Gambar 9. Implementasi Klasifikasi Spasial dan Validasi Multipengguna

3.5 Hasil Pengujian Sistem

Pengujian fungsional dilakukan menggunakan Black-box Testing terhadap fitur utama sistem. Skenario pengujian meliputi pengiriman laporan, validasi input, klasifikasi otomatis, ekstraksi informasi, perhitungan prioritas, tampilan peta laporan, pelacakan laporan, perubahan status laporan, pengiriman notifikasi email, serta validasi pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa fitur utama sistem berjalan sesuai skenario yang dirancang. Dengan demikian, prototipe telah memenuhi kebutuhan fungsional dasar sebagai sistem pelaporan Smart City berbasis AI.

Pengujian usability dilakukan menggunakan System Usability Scale (SUS) terhadap 15 responden. Berdasarkan hasil perhitungan, total skor SUS yang diperoleh adalah 1.037,5 dengan skor rata-rata 69,17. Skor tersebut melampaui ambang rata-rata 68 dan berada pada kategori “Baik”. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem cukup layak digunakan oleh pengguna pada tahap prototipe. Namun, nilai tersebut masih berada sedikit di atas batas minimal, sehingga peningkatan antarmuka, kejelasan instruksi, konsistensi alur interaksi, dan kenyamanan penggunaan masih perlu dilakukan.

Tabel 2. Ringkasan Ketercapaian Indikator Penelitian

Indikator	Target	Hasil	Status
Akurasi model klasifikasi citra	≥ 85%	88,12%	Tercapai
Akurasi model klasifikasi teks	≥ 85%	94,00%	Tercapai
F1-score model NER	Tinggi dan layak digunakan	95,59%	Tercapai
Integrasi multimodal	Hasil citra dan teks dapat digabungkan	Late Fusion berhasil diterapkan	Tercapai
Pengujian fungsional	Fitur utama berjalan sesuai skenario	Seluruh skenario utama sesuai	Tercapai
Usability	Skor SUS > 68	69,17	Tercapai dengan catatan

3.6 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pelaporan Smart City yang dikembangkan mampu mengintegrasikan pelaporan, klasifikasi AI, ekstraksi informasi, eskalasi spasial, dan

validasi multipengguna dalam satu alur kerja. Integrasi ini penting karena persoalan pelaporan publik tidak hanya berkaitan dengan ketersediaan kanal pengaduan, tetapi juga kemampuan sistem dalam memahami isi laporan, menentukan prioritas, dan menyediakan mekanisme umpan balik kepada pengguna. Dari sisi model AI, model klasifikasi teks memperoleh performa tertinggi dengan akurasi 94,00%, menunjukkan bahwa deskripsi laporan kondisi jalan memiliki pola semantik yang kuat untuk proses klasifikasi. Model citra memperoleh akurasi 88,12%, yang menunjukkan bahwa bukti visual tetap berperan penting, meskipun dipengaruhi oleh kualitas citra, sudut pengambilan gambar, pencahayaan, dan kondisi lingkungan. Sementara itu, model NER memperoleh micro F1-score sebesar 95,66%, sehingga layak digunakan untuk mengubah teks laporan bebas menjadi informasi yang lebih terstruktur.

Dari sisi arsitektur sistem, pemisahan antara backend dan AI service memberikan keuntungan karena proses inferensi AI tidak bercampur langsung dengan logika bisnis aplikasi. Struktur ini membuat sistem lebih mudah dikembangkan, diuji, dan diperluas. Mekanisme eskalasi spasial juga memberikan nilai tambah karena sistem tidak hanya mengklasifikasikan laporan, tetapi juga membantu menyusun prioritas berdasarkan konteks lokasi melalui PriorityScore. Namun, skor tersebut masih perlu dipahami sebagai alat bantu prioritas awal, bukan pengganti keputusan teknis instansi terkait. Selain itu, validasi multipengguna memperkuat siklus umpan balik karena masyarakat dapat ikut menilai apakah laporan benar-benar telah selesai ditangani. Secara umum, prototipe telah memenuhi indikator keberhasilan penelitian, meskipun masih memiliki keterbatasan pada cakupan dataset, metode Late Fusion yang masih menggunakan rata-rata probabilitas sederhana, jumlah responden usability yang terbatas, serta belum adanya pengujian keamanan, beban akses, dan integrasi dengan sistem resmi pemerintah daerah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengembangan dan pengujian, penelitian ini berhasil menghasilkan prototipe sistem pelaporan Smart City multimodal berbasis web untuk pelaporan kondisi jalan. Sistem ini mengintegrasikan klasifikasi citra, klasifikasi teks, ekstraksi informasi, eskalasi spasial, dan validasi multipengguna dalam satu alur pelaporan. Model klasifikasi citra berbasis EfficientNetB0 memperoleh accuracy sebesar 88,12%, model klasifikasi teks berbasis IndoBERT Base P2 memperoleh accuracy sebesar 94,00%, sedangkan model Named Entity Recognition memperoleh micro F1-score sebesar 95,66%. Integrasi citra dan teks melalui pendekatan Late Fusion berhasil digunakan untuk menentukan kategori akhir laporan, sementara PriorityScore membantu menyusun prioritas berdasarkan urgency, density location, proximity facility, dan recency. Sistem juga menyediakan validasi multipengguna sebagai mekanisme umpan balik setelah laporan ditangani. Pengujian fungsional menunjukkan bahwa fitur utama berjalan sesuai skenario, sedangkan pengujian usability menggunakan System Usability Scale memperoleh skor rata-rata 69,17. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan layak digunakan sebagai prototipe awal, meskipun masih perlu pengembangan pada cakupan dataset, metode fusion, keamanan, performa, dan integrasi dengan sistem pemerintah daerah.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan memperluas dataset dari sisi jumlah, variasi kondisi jalan, dan ragam bahasa laporan. Metode Late Fusion dapat ditingkatkan melalui pembobotan adaptif agar sistem lebih responsif terhadap kualitas masing-masing modalitas. Mekanisme eskalasi spasial perlu diperkuat dengan analisis clustering, jaringan jalan, dan data fasilitas publik agar PriorityScore lebih kontekstual. Validasi multipengguna dapat dikembangkan melalui konsensus warga atau pembobotan reputasi pengguna. Prototipe juga perlu diuji pada skala lebih besar serta dilengkapi pengujian keamanan, performa, dan integrasi dengan sistem resmi pemerintah daerah.

REFERENSI

- [1] Dameri, R. P., 2017, The Conceptual Idea of Smart City: University, Industry, and Government Vision, pp. 23–43, https://doi.org/10.1007/978-3-319-45766-6_2.
- [2] Hollands, R. G., 2008, Will the real smart city please stand up? Intelligent, progressive or entrepreneurial?, *City*, Vol. 12, No. 3, hal. 303–320, <https://doi.org/10.1080/13604810802479126>.
- [3] Giffinger, R., Wien, T. U., Fertner, C., Kalasek, R., dan Milanović, N. P., 2007, Smart cities—Ranking of European medium-sized cities, <https://www.researchgate.net/publication/261367640>.
- [4] Visan, M., dan Ciurea, C., 2020, Smart Governance in the Context of Smart Cities, *International Journal of Computers, Communications and Control*, Vol. 15, No. 2, hal. 1–9, <https://doi.org/10.15837/IJCCC.2020.2.3867>.
- [5] Fitsilis, P., dan Kokkinaki, A., 2021, Smart Cities Body of Knowledge, Smart DevOps Competences for Smart Cities, <https://www.researchgate.net/publication/355186850>.
- [6] Bajovic, D., Bakhtiarnia, A., Bravos, G., Brutti, A., Burkhardt, F., Cauchi, D., Chazapis, A., Cianco, C., Dall’Asen, N., Delic, V., Dimou, C., Djokic, D., Escobar-Molero, A., Esterle, L., Eyben, F., Farella, E., Festi, T., Geromitsos, A., Giakoumakis, G., dkk., 2021, MARVEL: Multimodal Extreme Scale Data Analytics for Smart Cities Environments, 2021 International Balkan Conference on Communications and Networking, *BalkanCom 2021*, hal. 143–147, <https://doi.org/10.1109/BalkanCom53780.2021.9593258>.
- [7] Sukel, M., Rudinac, S., dan Worrying, M., 2019, Multimodal classification of urban micro-events, *MM 2019 - Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*, hal. 1455–1463, <https://doi.org/10.1145/3343031.3350967>.
- [8] Kwak, C., dan Lee, S., 2022, Issue report classification using a multimodal deep learning technique.
- [9] Borg, W. R., dan Gall, M. D., 1983, *Educational Research: An Introduction*, 4th ed., Longman, New York.
- [10] Tan, M., dan Le, Q. V., 2019, EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks, *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, PMLR, Vol. 97, hal. 6105–6114.
- [11] Wilie, B., Vincentio, K., Winata, G. I., Cahyawijaya, S., Li, X., Lim, Z. Y., Soleman, S., Mahendra, R., Fung, P., Bahar, S., dan Purwarianti, A., 2020, IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding, *Proceedings of the 1st Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 10th International Joint Conference on Natural Language Processing*, hal. 843–857.
- [12] Brooke, J., 1996, SUS: A quick and dirty usability scale, Jordan, P. W., Thomas, B., McClelland, I. L., dan Weerdmeester, B. (eds.), *Usability Evaluation in Industry*, Taylor & Francis, London, hal. 189–194.
- [13] Singh, J., dan Shekhar, S., 2018, Road Damage Detection And Classification In Smartphone Captured Images Using Mask R-CNN, arXiv preprint arXiv:1811.04535, <http://arxiv.org/abs/1811.04535>.
- [14] Tjong, E. F., Sang, K., dan De Meulder, F., 2003, Introduction to the CoNLL-2003 Shared Task: Language-Independent Named Entity Recognition, *Proceedings of the Seventh Conference on Natural Language Learning at HLT-NAACL 2003*, hal. 142–147, <http://lcg-www.uia.ac.be/conll2003/ner/>.
- [15] Shorten, C., dan Khoshgoftaar, T. M., 2019, A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning, *Journal of Big Data*, Vol. 6, No. 1, hal. 60, <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>.