

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

. Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan evaluasi sistem deteksi anomali Proof of Delivery (POD) berbasis multi-modal yang telah dilakukan, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Performa pendekatan single-modal berbasis kualitas visual

Pendekatan single-modal yang hanya memanfaatkan kualitas visual berupa blur memperlihatkan kinerja yang terbatas dalam mengidentifikasi anomali pada Proof of Delivery. Berdasarkan hasil evaluasi, diperoleh precision sebesar 0,5439, recall 0,5603, F1-score 0,5520, serta AUC 0,6079. Temuan ini mengindikasikan bahwa analisis berbasis kualitas citra cukup efektif dalam mendeteksi anomali yang berkaitan dengan penurunan mutu gambar, tetapi masih terbatas ketika menghadapi anomali yang bersifat kontekstual, seperti ketidaksesuaian lokasi atau tidak terlihatnya paket dalam foto.

Oleh karena itu, pendekatan yang hanya mengandalkan aspek visual belum memadai untuk merepresentasikan kompleksitas anomali pada data Proof of Delivery secara komprehensif.

2. Kemampuan deteksi anomali lokasi berbasis jarak dan unsupervised learning

Pendekatan deteksi anomali lokasi berbasis jarak menunjukkan hasil yang berbeda tergantung metode yang digunakan. Pendekatan threshold jarak menghasilkan precision, recall, dan F1-score sebesar 0,0000, yang menunjukkan bahwa metode ini tidak efektif dalam mendeteksi anomali lokasi pada dataset yang digunakan.

Sementara itu, pendekatan berbasis Isolation Forest menghasilkan recall yang sangat tinggi yaitu 1,0000, dengan precision sebesar 0,4784 dan F1-score sebesar 0,6471. Hal ini menunjukkan bahwa metode unsupervised mampu mengidentifikasi hampir seluruh kasus penyimpangan lokasi, namun dengan

tingkat false positive yang relatif tinggi. Dengan demikian, pendekatan lokasi berbasis unsupervised learning efektif dalam meningkatkan sensitivitas deteksi, tetapi kurang optimal dalam menjaga ketepatan klasifikasi jika digunakan secara tunggal.

3. Pengaruh integrasi multi-modal terhadap performa deteksi anomali

Integrasi multi-modal antara citra dan lokasi memberikan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan pendekatan single-modal. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan multi-modal menghasilkan precision sebesar 0,5390, recall sebesar 0,9828, F1-score sebesar 0,6962, dan AUC sebesar 0,7859.

Nilai F1-score dan AUC yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan visual-only maupun geo-only menunjukkan bahwa penggabungan kedua modalitas mampu mengurangi keterbatasan masing-masing metode ketika digunakan secara terpisah. Dengan demikian, integrasi multi-modal terbukti memberikan performa yang lebih stabil dan komprehensif dalam mendeteksi anomali Proof of Delivery pada data operasional nyata.

4. Trade-off antara precision dan recall dalam konteks operasional

Dalam konteks operasional logistik, sistem deteksi anomali lebih diutamakan untuk memiliki recall yang tinggi guna meminimalkan risiko terlewatnya kasus anomali yang berpotensi berdampak pada kualitas layanan. Pendekatan multi-modal menghasilkan recall sebesar 0,9828, yang menunjukkan bahwa hampir seluruh kasus anomali berhasil terdeteksi.

Meskipun precision pada pendekatan multi-modal sebesar 0,539, nilai tersebut masih dapat diterima, karena sistem ini berfungsi untuk memprioritaskan data yang perlu diverifikasi lebih lanjut oleh operator manusia. Dengan demikian, trade-off yang terjadi menunjukkan bahwa peningkatan sensitivitas deteksi dicapai dengan konsekuensi peningkatan jumlah false positive, namun tetap berada dalam batas yang dapat ditoleransi secara operasional.

Berdasarkan hasil yang diperoleh, tujuan penelitian untuk mengembangkan sistem deteksi anomali Proof of Delivery berbasis integrasi informasi visual dan lokasi telah

tercapai. Pendekatan multi-modal yang diusulkan mampu memberikan performa yang lebih stabil dibandingkan pendekatan single-modal, serta relevan untuk digunakan sebagai verifikasi operasional logistik.

5.2 Keterbatasan Penelitian

Meskipun memberikan hasil yang positif, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, antara lain:

1. Analisis kualitas visual difokuskan pada deteksi blur berbasis variansi Laplacian, sehingga belum mencakup aspek kualitas lain seperti pencahayaan ekstrem, sudut pengambilan foto, atau keberadaan objek penghalang.
2. Modul deteksi objek dilatih hanya untuk satu kelas objek, yaitu paket, sehingga konteks penerimaan atau kondisi lingkungan belum dimodelkan secara eksplisit.
3. Proses geocoding alamat bergantung pada layanan eksternal, sehingga kualitas hasil sangat dipengaruhi oleh kelengkapan teks alamat dan ketersediaan data peta.
4. Penentuan bobot pada tahap fusion dilakukan secara empiris dan belum dioptimalkan menggunakan pendekatan pembelajaran otomatis.

5.3 Saran

Berdasarkan keterbatasan yang telah diidentifikasi, beberapa saran pengembangan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan analisis kualitas visual yang lebih komprehensif dengan mengintegrasikan metode image quality assessment berbasis pembelajaran mendalam atau fitur visual tambahan untuk menangkap berbagai jenis degradasi citra.
2. Memperluas modul deteksi objek menjadi multi-modal, misalnya dengan menambahkan deteksi penerima atau konteks lingkungan, sehingga sistem dapat memberikan pemahaman visual yang lebih kaya.
3. Mengoptimalkan tahap fusion menggunakan pendekatan pembelajaran, seperti learning-to-rank atau model klasifikasi ringan, untuk menentukan bobot sinyal secara adaptif.

4. Mengintegrasikan sistem dengan alur operasional perusahaan logistik secara langsung untuk mengevaluasi dampak sistem terhadap efisiensi verifikasi dan pengambilan keputusan dalam skala besar.