

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jalan merupakan faktor yang sangat penting karena mempengaruhi tingkat mobilitas dan konektivitas antar daerah. Ketika kondisi jalan baik, maka pengguna jalan akan merasa nyaman dan aman. Namun, sampai saat ini masih banyak jalan yang rusak, sehingga dapat menyebabkan kemacetan, kecelakaan, dan bahkan kehilangan nyawa (Sulistyaningrum dkk., 2021). Salah satu cara untuk mengatasi masalah ini adalah melakukan pemeliharaan jalan. Namun, klasifikasi kerusakan jalan saat ini masih tergantung pada inspeksi manual atau sensor yang memiliki kinerja tinggi, yang tentunya membutuhkan waktu dan biaya yang besar (W. Wang dkk., 2019).

Dalam mengatasi masalah tersebut, *deep learning* memiliki kemampuan yang sangat baik dalam melakukan analisis dan klasifikasi. Teknik ini menggunakan jaringan neural yang terdiri dari lapisan-lapisan neuron untuk memproses data. Dengan pemanfaatan *deep learning*, peningkatan akurasi klasifikasi dapat dicapai dengan cara mengelompokkan data ke dalam kelas yang sesuai dengan fitur-fitur yang terdapat pada data tersebut (Sarker, 2021).

Menerapkan metode *deep learning* memungkinkan mesin untuk belajar sendiri dari data yang tersedia dan mengambil keputusan dengan akurasi yang tinggi. Hal ini menjadi sangat berguna dalam klasifikasi kerusakan jalan dengan melakukan analisis citra jalan dan mengidentifikasi tanda-tanda kerusakan seperti retak, bongkol, dan lubang-lubang kecil. Selain itu, *deep learning* juga mampu memperkirakan tingkat kerusakan dan berkontribusi dalam perencanaan perawatan jalan yang lebih efektif (Aggarwal & Kaur, 2018; Liu dkk., 2020; Shen dkk., 2017).

Berbagai metode deteksi kerusakan jalan telah dikembangkan para peneliti untuk mengatasi masalah diatas, yaitu menggunakan algoritma *deep learning* dan *transfer learning*. Pada klasifikasi kerusakan jalan menggunakan *Fully*

Convolutional Neural Network (FCNN), (Ishtiaq dkk., 2019) mengembangkan metode untuk mendeteksi anomali jalan di Bangladesh dengan pembatasan citra. Peneliti menerapkan metodologi dua langkah untuk melatih seluruh model agar sesuai untuk deteksi anomali di jalan raya. Pertama, yaitu memodelkan citra ke algoritma FCNN dan melatih model dengan 100 *epochs*. Kedua, melatih model dengan *thresholding* binerisasi untuk mempelajari nilai ambang batas dalam mendeteksi anomali jalan yang dipengaruhi oleh intensitas cahaya berbeda. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah pendekatan FCNN berhasil memprediksi citra jalan dengan akurasi sebesar 87% menggunakan 5815 citra.

Algoritma *You Only Look Once* (YOLO) juga dikembangkan sebagai metode untuk mendeteksi kerusakan jalan oleh (Mandal dkk., 2020). Penelitian tersebut melakukan studi komparatif yang membandingkan berbagai metode pembelajaran mesin untuk mengklasifikasikan kerusakan pada perkerasan jalan seperti algoritma YOLO, CenterNet, dan EfficientNet. Arsitektur tersebut digunakan untuk melatih semua model dengan memanfaatkan informasi dari studi sebelumnya. Studi ini dilakukan pada sekumpulan data citra trotoar yang rusak di Wilayah Jepang, Republik Ceko, dan India. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa algoritma YOLO bekerja lebih baik dibandingkan dengan kedua algoritma lain seperti CenterNet dan EfficientNet, dengan skor F1 sebesar 0,58 yang hampir 20% lebih baik. Meskipun begitu, model ini masih belum mampu mengidentifikasi retakan jalan melintang dan area jalan yang memiliki banyak bayangan.

Penggunaan *Fast Region-based Convolutional Neural Network* (Fast R-CNN) juga telah dimanfaatkan oleh (Shim dkk., 2019) dalam mengembangkan metode deteksi kerusakan jalan. Pertama, *Selective Search* (SS) digunakan untuk memilih beberapa *Region Proposal* terbaik untuk setiap citra masukan. Kemudian, citra tersebut dimasukkan ke dalam CNN. *Region Proposal* tersebut kemudian dipetakan ke lapisan terakhir dari CNN dan lapisan *pooling Region of Interest* (ROI) untuk mengekstrak *output* dengan ukuran yang sama pada setiap *Region Proposal*. Terakhir, Fast R-CNN menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk

mengklasifikasi objek. Metode tersebut mampu memberikan hasil *Mean Average Precision* (mAP) sebesar 97.68% dalam deteksi kerusakan jalan.

Algoritma *Regional Convolutional Neural Network* (RCNN) juga digunakan dalam klasifikasi kerusakan jalan oleh (W. Wang dkk., 2019). Penelitian tersebut menggunakan citra yang diakusisi dengan ponsel cerdas. Algoritma tersebut digunakan sebagai *framework* dasar dan memvariasikan ekstraksi fitur menggunakan ResNet 101, ResNet 152, dan *fine tuning* dengan *threshold* NMS. Eksperimen yang dilakukan memberikan hasil yang memuaskan dengan skor F1 rata-rata berkisar 0,6255.

Penelitian dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) juga telah banyak digunakan untuk mengidentifikasi citra dan memberikan hasil yang meyakinkan. CNN terbukti memiliki keunggulan yang signifikan dalam hal efisiensi komputasi (Naranjo-Torres dkk., 2020). CNN menggunakan konvolusi yang mampu mengidentifikasi pola spasial dalam data *input* dan menggunakan teknik pengurangan parameter untuk mengurangi jumlah parameter yang diperlukan selama proses komputasi. Hal ini memberikan kinerja yang lebih baik dan menghasilkan biaya komputasi yang lebih rendah.

Penelitian terkait deteksi kerusakan berlubang dengan arsitektur CNN juga dilakukan oleh (Hernanda dkk., 2022) dengan pendekatan optimisasi *hyperparameter* berbasis CNN untuk sistem deteksi jalanan berlubang dan jalanan retak. Dalam penelitian ini, peneliti menguji berbagai *hyperparameter*, seperti jumlah lapisan konvolusi, jumlah filter, ukuran filter, dan nilai *learning rate* untuk meningkatkan akurasi analisis kerusakan pada jalanan berlubang dan retak. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan optimisasi *hyperparameter* berbasis CNN berhasil meningkatkan akurasi deteksi kerusakan pada jalanan berlubang dan retak. Metode ini juga menghasilkan peningkatan presisi dan sensitivitas dalam proses deteksi. Namun, penelitian ini memiliki batasan, yaitu hanya dapat digunakan pada data dengan struktur yang sama. Selain itu, metode ini juga membutuhkan waktu yang cukup lama saat melakukan optimisasi *hyperparameter*.

Proses pengumpulan data pada penelitian-penelitian di atas masih dilakukan menggunakan ponsel cerdas. Proses tersebut relatif lambat karena pengumpulan citra dilakukan secara satu persatu. Selain itu, kualitas citra dan sudut pandang dari ponsel cerdas dapat bervariasi tergantung pada orang yang mengambil citra. Hal ini dapat menghasilkan citra yang tidak konsisten dalam hal resolusi dan perspektif, sehingga menyulitkan proses analisis. Ponsel cerdas juga memiliki keterbatasan dalam penyimpanan dan daya baterai. Ini dapat membatasi jumlah citra yang dapat diambil dalam satu sesi pengumpulan data. Berdasarkan kekurangan tersebut, penggunaan metode *deep learning* berbasis citra udara yang diakuisisi menggunakan *Unmanned Aerial Vehicles* (UAV) atau *drone* menjadi solusi yang menarik. Metode ini memiliki beberapa keuntungan, di antaranya adalah kemampuan untuk mendapatkan citra dengan resolusi tinggi secara efisien dan fleksibilitas dalam menjelajahi area yang sulit dijangkau (Šulyová & Vodák, 2021). Citra *drone* memiliki resolusi spasial yang tinggi, sehingga pendekatan berbasis piksel untuk mengidentifikasi kerusakan jalan sulit dilakukan karena kerusakan tersebut dapat menyebar ke beberapa piksel. Banyak penelitian yang telah memanfaatkan pendekatan *Object-Based Image Analysis* (OBIA) untuk mengklasifikasi objek pada citra udara atau satelit (Han dkk., 2020; Ventura dkk., 2018).

Baru-baru ini, (Silva dkk., 2020) telah mengembangkan sistem deteksi kerusakan jalan berbasis citra udara menggunakan CNN dengan arsitektur YOLOv4 *tiny*. Dalam penelitian tersebut, sistem multi-agen arsitektural dikembangkan pada sistem pemantauan jalan menggunakan citra UAV untuk pengenalan lubang dan retakan jalan. Sistem ini terdiri dari beberapa agen yang bekerja secara bersamaan untuk mengumpulkan dan menganalisis data citra UAV, kemudian mengirimkan laporan kepada pihak yang berwenang untuk tindakan perbaikan. Dalam tahap pra-pemrosesan citra, penelitian ini hanya melakukan augmentasi data. Augmentasi data merupakan teknik untuk meningkatkan jumlah citra yang tersedia dengan melakukan transformasi pada citra asli seperti rotasi, perbesaran, pemotongan, dan penambahan *noise*. Augmentasi diterapkan pada data latih yang berjumlah 935 dari total 1362 dataset citra jalan raya di Spanyol.

Dalam penelitian ini, tahapan segmentasi citra tidak dilakukan. Model yang dikembangkan langsung mengklasifikasikan objek kerusakan jalan dari citra yang telah diolah sebelumnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini efektif dalam mendeteksi lubang jalan dan dapat digunakan secara efisien dalam pemantauan jalan rutin. Meskipun begitu, model yang dikembangkan penulis memiliki keterbatasan dalam ketidakakuratan klasifikasi pada objek yang kecil.

Dalam penelitian lain yang dilakukan oleh (Hong dkk., 2022), segmentasi menjadi tujuan utama dalam memprediksi retakan jalan raya pada citra UAV. Citra yang digunakan dalam penelitian tersebut berjumlah 1157 citra UAV jalanan retak dari ketinggian 200 m yang diakuisisi pada 19 Januari 2020 setelah gempa bumi 6,4 Sr di Kabupaten Joachim di Wilayah Kasha di daerah otonomi Xinjiang Uygur, Tiongkok. Sebelum dilakukan segmentasi lebih lanjut, tahap pra-pemrosesan citra dilakukan dengan memotong dan memperbesar citra, sehingga memperoleh resolusi 512×512 piksel. Dengan arsitektur UNet, hasil eksperimen mampu mencapai akurasi 68,38%, F1 98,87%, dan mIoU 77,47%, sehingga metode segmentasi retakan tersebut cocok untuk citra UAV dalam pemantauan retakan jalan diarea yang luas.

Keberhasilan penggunaan klasifikator CNN tersebut banyak dimanfaatkan bersama dengan metode segmentasi *Object-Based Image-Analysis* (OBIA). OBIA adalah pendekatan berbasis pengetahuan yang meniru persepsi manusia dengan mengelompokkan sekumpulan piksel menjadi unit-unit yang mewakili fitur (Blaschke, 2010). OBIA mengintegrasikan dan menggunakan informasi spektral (warna) dan properti spasial (ukuran dan bentuk) bersama dengan data tekstur dan informasi kontekstual (Blaschke dkk., 2014). Kemampuan tersebut telah banyak dimanfaatkan bersama dengan klasifikator CNN dalam deteksi dan klasifikasi citra satelit seperti yang dilakukan oleh (Merchant, 2021). Hasil penelitian tersebut menunjukkan persentase diatas 90%.

Penelitian lain yang dilakukan (Fauzan, 2022) mengenai klasifikasi citra satelit dengan OBIA-CNN juga telah berhasil dikembangkan. Dalam penelitian tersebut, metode *Simple Linear Iterative Clustering* (SLIC) berbasis OBIA dan klasifikator CNN diaplikasikan pada klasifikasi tutupan lahan menggunakan citra

satelit. Hasil menunjukkan bahwa metode tersebut memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 93.49%.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini mengembangkan klasifikasi pengenalan kerusakan jalan raya berbasis citra udara menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan pendekatan *Object-Based Image-Analysis* (OBIA). OBIA dieksplorasi guna memperoleh segmentasi terbaik sebelum dilakukan klasifikasi menggunakan arsitektur CNN, sehingga model CNN mampu mengklasifikasikan objek jalan rusak secara optimal. Objek yang diproses dari OBIA bukanlah sebuah piksel, melainkan sebuah objek yang terdiri dari beberapa piksel homogen yang berdekatan melalui segmentasi (Iswanto dkk., 2022). Tidak seperti metode berbasis piksel, OBIA juga mampu mempertahankan informasi akurat dari batas dan tepi objek (Majd dkk., 2019). Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan pendekatan OBIA dengan algoritma *Simple Linear Iterative Clustering* (SLIC) sebagai metode segmentasi sebelum nantinya mengklasifikasikan pengenalan jalan rusak menggunakan arsitektur CNN. Melalui metode tersebut, diperoleh sistem pengenalan kerusakan jalan raya berbasis citra udara dengan akurasi tinggi.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, ada dua permasalahan yang dapat diangkat dalam penelitian ini, yaitu:

1. Bagaimana mengembangkan metode SLIC-CNN untuk klasifikasi pengenalan kerusakan jalan raya pada citra udara?
2. Apakah metode SLIC-CNN dapat memberikan akurasi yang optimal pada klasifikasi pengenalan kerusakan jalan raya berbasis citra udara?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan metode SLIC-CNN untuk klasifikasi pengenalan kerusakan jalan raya pada citra udara.

2. Mengevaluasi kinerja metode SLIC-CNN pada klasifikasi pengenalan kerusakan jalan raya menggunakan citra udara.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini untuk adalah sebagai berikut:

1. Dari sisi pengembangan keilmuan penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi di bidang *computer vision* dalam mengidentifikasi dan memetakan pengenalan kerusakan jalan raya.
2. Penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi keilmuan khususnya pada bidang Fisika Komputasi dengan menerapkan model *deep learning*.

