

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Penelitian

Kecerdasan buatan saat ini masih dikembangkan. Kecerdasan Buatan adalah suatu teknik yang memungkinkan komputer untuk berpikir lebih cerdas atau melampaui kecerdasan manusia. Tujuan kecerdasan buatan adalah untuk menjadikan komputer agar memiliki kapasitas bertindak, berpikir, dan membuat keputusan seperti manusia (Cholissodin dkk., 2020). Hal tersebut mulai diimplementasikan di berbagai bidang salah satunya bidang otomotif. Saat ini produsen otomotif berlomba-lomba untuk menggunakan teknologi kecerdasan buatan pada produk mereka. Oleh karena itu, terciptalah teknologi baru yang disebut kendaraan otonom. Kendaraan otonom adalah suatu kendaraan yang dapat berkendara secara otonom (tanpa awak) melaju ke lokasi yang diinginkan tanpa memerlukan kontrol manual (Yun dkk., 2019). Hal tersebut memerlukan berbagai sensor untuk memindai lingkungan bagi pengemudi. Sensor seperti kamera, *Light Detection and Ranging* (LiDAR), dan radar digunakan untuk melihat lingkungan sekitar.

Pada tahun 2015, produsen mobil Tesla mengenalkan fitur *autopilot* yang membuat mobil dapat bernavigasi tanpa adanya *input* manusia sama sekali di jalan raya. Mobil Tesla termasuk dalam kendaraan semi otomatis karena fitur otomatisasi membantu pengemudi dalam situasi tertentu dan terbatas (Darwiche & El-Hajj-Chehade, 2020). Fitur otonom telah diperkenalkan sejak tahun 1945 oleh Wired Brandlab dengan kontrol *cruise teetor*-nya. Oleh karena perbedaan fitur otonomisasi sehingga dibuatlah *level* klasifikasi kendaraan otonom.

Pada tahun 2013, US National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA) membuat beberapa *level* klasifikasi untuk kendaraan otonom yang dimulai dari *level* 0 sampai dengan *level* 4 (Darwiche & El-Hajj-Chehade, 2020). Semakin atas *level*, semakin berkurang keterlibatan manusia dalam kontrol kendaraan. Pada *level* 3 kendaraan memungkinkan pengemudi untuk sepenuhnya melepaskan semua kontrol kendaraan dalam situasi tertentu misalnya saat melaju di jalan raya dan ketika parkir. Pada *Level* 4 kendaraan bahkan sama sekali tidak memiliki kontrol manual dan beroperasi secara otonom setiap saat.

Salah satu sistem yang perlu diimplementasikan dalam kendaraan otonom *level 3* dan *4* adalah sistem deteksi *speed bump*. Berdasarkan Road Accident Report yang dirilis oleh Kementerian Perhubungan dan Jalan Raya India pada tahun 2014 melalui Times of India, menunjukkan bahwa sebanyak 4.726 orang tewas dalam kecelakaan akibat *speed hump* dan 6.672 orang tewas dalam kecelakaan yang disebabkan oleh jalan berlubang dan *speed breaker* (Jebastin dkk., 2022). Selain itu, pada tahun 2018 sebanyak 12.000 kasus kecelakaan lalu lintas terjadi di Meksiko, 3.9% diantaranya terjadi karena kondisi permukaan jalan (Peralta-López dkk., 2023a). Oleh karena itu, sistem deteksi *speed bump* perlu diimplementasikan bagi kendaraan otonom sehingga ketika akan melewatinya, kendaraan dapat menurunkan kecepatan dan menggunakan rem dengan perlahan sehingga dapat memberikan kenyamanan bagi penumpang dan meminimalisir potensi kecelakaan.

Algoritma *deep learning* dapat digunakan untuk mendeteksi *speed bump*. *Deep learning* merupakan suatu cabang dari *machine learning*. *Machine learning* atau pembelajaran mesin adalah cabang dari kecerdasan buatan. Penentuan semua *output* atau keputusan pada algoritma *machine learning* berasal dari data tanpa ada campur tangan manusia. Data tersebut akan digunakan oleh mesin untuk dipelajari motif dan kesamaan dari tiap data yang ada. Sedangkan *deep learning* atau pembelajaran mendalam adalah suatu algoritma pemodelan tingkat tinggi pada data yang digunakan oleh sekumpulan fungsi transformasi *non-linear* yang ditata berlapis dan mendalam. *Deep learning* memiliki kelebihan dibandingkan dengan *machine learning*. *Deep learning* bersifat dinamis atau tidak terisolasi terhadap penambahan data (Cholissodin dkk., 2020). Selain itu, *deep learning* dapat memberikan peningkatan akurasi yang sebanding dengan penambahan jumlah data.

Banyak teknik yang digunakan untuk mendeteksi *speed bump* mulai dari menggunakan algoritma *deep learning* maupun menggunakan deteksi sensor. Pada penelitian sebelumnya, deteksi *speed bump* dengan menggunakan algoritma *deep learning* biasanya menggunakan arsitektur CNN dan YOLO. Meskipun akurasi model deteksi *speed bump* menggunakan arsitektur CNN bisa mencapai 98%, namun arsitektur CNN memiliki kecepatan komputasi yang cukup lambat yaitu mencapai 26 ms karena termasuk pada arsitektur deteksi 2 tahap (Peralta-López dkk., 2023b). Model deteksi *speed bump* dengan menggunakan arsitektur YOLOv2

memiliki akurasi sebesar 98% (Shah & Deshmukh, 2019) namun arsitektur tersebut merupakan versi YOLO yang cukup lama, sudah terdapat YOLO versi terbaru yang memiliki performa dan kecepatan deteksi lebih cepat. Selain itu, terdapat model deteksi *speed bump* dengan menggunakan versi arsitektur YOLO yang lebih baru yaitu YOLOv5, namun hanya memiliki nilai mAP sebesar 85.2% (Wang dkk., 2024). Deteksi *speed bump* menggunakan sensor ultrasonik memiliki kekurangan yaitu deteksi objek harus dilakukan pada jarak dekat sedangkan untuk kendaraan otonom sendiri proses deteksi harus dilakukan dari jarak jauh agar kendaraan bisa menurunkan kecepatan terlebih dahulu (Kavitha & Ravikumar, 2020). Proses deteksi menggunakan pemrosesan sinyal memiliki tingkat akurasi yang kurang (Darwiche & El-Hajj-Cehade, 2020).

Oleh karena itu, penulis mengusulkan penelitian mengenai deteksi dan estimasi jarak *speed bump* untuk kendaraan otonom menggunakan algoritma *deep learning* dengan kamera *stereo* sebagai *input* sensornya. Kamera *stereo* memiliki kelebihan dibanding dengan kamera monokular karena dapat menyediakan informasi kedalaman objek secara langsung. Pada penelitian ini penulis menggunakan metode AI Project Cycle karena langkahnya dapat menyesuaikan berdasarkan penggunaannya. *Dataset* yang digunakan diambil secara langsung di lapangan yang berupa gambar *speed bump* bermarka menggunakan kamera *stereo* Intel RealSense D455. Proses deteksi objek menggunakan algoritma *deep learning* sedangkan untuk estimasi jarak menggunakan fungsi perhitungan jarak yang telah disediakan oleh Intel RealSense SDK. Model deteksi dan estimasi jarak *speed bump* akan diimplementasikan pada Jetson Nano sehingga *output* yang dihasilkan berupa sistem tertanam.

Dengan menggunakan Jetson Nano, model deteksi dan estimasi jarak *speed bump* dapat diimplementasikan sebagai sistem tertanam yang efisien, responsif, dan handal. Ini memungkinkan kendaraan otonom untuk meningkatkan keselamatan dan kenyamanan penumpang dengan mengantisipasi keberadaan *speed bump* secara akurat dan tepat waktu.

Kedua, Jetson Nano memiliki kecepatan komputasi yang memadai, terlihat dengan tersedianya modul GPU yang dapat meningkatkan kecepatan waktu komputasi dalam mendeteksi dan mengukur jarak *speed bump* (Salih & Basman

Gh, 2020). Sehingga kendaraan dapat mengambil tindakan yang diperlukan tanpa penundaan. Selain itu, Jetson Nano memiliki ukuran yang kompak dan konsumsi daya yang rendah, menjadikannya ideal untuk diintegrasikan ke dalam sistem kendaraan otonom yang memiliki keterbatasan ruang dan sumber daya (Süzen dkk., 2020).

Kemampuan Jetson Nano dalam mendukung pengembangan aplikasi berbasis AI dan *deep learning* membuatnya menjadi pilihan yang tepat untuk penelitian ini. Dengan dukungan *software* yang kuat dan ekosistem yang luas, Jetson Nano mempermudah proses pengembangan dan implementasi model deteksi *speed bump*.

1.2. Rumusan Masalah Penelitian

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Apakah algoritma *deep learning* dengan arsitektur YOLOv8 dapat digunakan dalam perancangan model deteksi dan estimasi jarak *speed bump* untuk kendaraan otonom?
2. Bagaimanakah kinerja model dengan arsitektur YOLOv8 dibandingkan dengan model yang menggunakan arsitektur Mask R-CNN dan YOLOv4 Tiny?
3. Bagaimana performa model dalam melakukan estimasi jarak antara kendaraan otonom terhadap *speed bump*?

1.3. Tujuan Penelitian

1. Untuk mengetahui apakah algoritma *deep learning* dengan arsitektur YOLOv8 dapat digunakan dalam perancangan model deteksi dan estimasi jarak *speed bump* untuk kendaraan otonom;
2. Untuk mengetahui bagaimanakah kinerja model dengan arsitektur YOLOv8 dibandingkan dengan model yang menggunakan arsitektur Mask R-CNN dan YOLOv4 Tiny;
3. Untuk mengetahui bagaimana performa model dalam melakukan estimasi jarak antara kendaraan otonom terhadap *speed bump*;

1.4. Manfaat Penelitian

1.4.1 Manfaat Teoritis

1. Penelitian ini dapat berkontribusi pada pengembangan metodologi dalam penggunaan algoritma *deep learning* untuk tugas pendeteksian objek terutama *speed bump*;
2. Temuan dari penelitian ini dapat meningkatkan pemahaman teoritis mengenai deteksi *speed bump* dan pengintegrasian dengan kendaraan otonom menggunakan algoritma *deep learning*.

1.4.2 Manfaat Praktis

1. Pengembangan sistem deteksi *speed bump* dengan menggunakan algoritma *deep learning* dapat meningkatkan keamanan kendaraan otonom dengan mengidentifikasi dan merespons dengan tepat keberadaan *speed bump* di jalan;
2. Estimasi jarak terhadap *speed bump* yang akurat dapat membantu kendaraan otonom mengoptimalkan kecepatan dan manuvernya sehingga menghasilkan pengalaman berkendara yang lebih aman dan nyaman;
3. Membantu kemajuan teknologi kendaraan otonom dengan memberikan solusi untuk masalah utama, yaitu deteksi dan estimasi objek di sekitarnya.

1.5. Batasan Penelitian

1. Penelitian dilakukan hanya untuk merancang model deteksi *speed bump* menggunakan algoritma *deep learning* dengan arsitektur YOLOv8, tidak untuk mengimplementasikan model tersebut pada kendaraan otonom;
2. Model diimplementasikan pada Jetson Nano;
3. Pada perancangan model deteksi *speed bump* hanya ada satu kelas yang akan dideteksi yaitu kelas *speed bump*;
4. *Speed bump* yang akan dideteksi hanya berupa *marked speed bump*;
5. Proses estimasi jarak berbasis *stereo vision* dengan menggunakan kamera *stereo*;
6. Proses deteksi dan estimasi jarak *speed bump* belum menerapkan sistem waktu nyata.

1.6. Struktur Organisasi Penelitian

Sistematika dari skripsi ini terdiri atas lima bab yaitu pendahuluan; kajian pustaka; metodologi penelitian; temuan dan pembahasan; dan simpulan, implikasi, dan rekomendasi. Penulisan skripsi ini mengacu pada Pedoman Penulisan Karya Ilmiah Universitas Pendidikan Indonesia Tahun 2021. Adapun isi dari skripsi ini sebagai berikut:

1. Bab I: Pendahuluan

Pada bab ini terdiri atas enam bagian yaitu latar belakang penelitian, rumusan masalah penelitian, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan penelitian, dan struktur organisasi penelitian.

2. Bab II: Kajian Pustaka

Pada bab ini terdiri atas dua bagian yaitu landasan teori dan kerangka pemikiran. Pada bab ini membahas mengenai teori-teori pendukung penelitian yang sudah ada serta membahas mengenai kerangka pemikiran dari penelitian yang akan dilakukan.

3. Bab III: Metode Penelitian

Pada bab ini membahas mengenai metode penelitian dan tahap-tahapan penelitian yang akan dilakukan.

4. Bab IV: Temuan dan Pembahasan

Pada bab ini, pertama-tama akan membahas mengenai hasil percobaan dari beberapa algoritma *deep learning* yang telah dilatih untuk mendeteksi *speed bump*. Pada bagian kedua, akan membahas mengenai metode estimasi jarak yang digunakan untuk mengukur jarak antara kendaraan otonom dengan *speed bump*. Pada bagian ketiga, membahas mengenai implementasi model deteksi dan estimasi jarak *speed bump* untuk kendaraan otonom pada Jetson Nano. Selain itu, dibahas pula mengenai pengujian secara langsung di lapangan.

5. Bab V: Simpulan, Implikasi, dan Rekomendasi

Pada bab ini membahas mengenai saran, implikasi, dan rekomendasi dari penelitian yang telah dilakukan.