

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Transportasi telah menjadi aspek penting dalam kehidupan modern karena mampu memfasilitasi pergerakan manusia dan barang dari satu tempat ke tempat lain. Jika sistem transportasi telah diimplementasikan dengan baik, efisiensi akses ke berbagai tempat juga akan meningkat. Namun, dengan meningkatnya jumlah penduduk di DKI Jakarta menjadi 11,24 juta jiwa dan kepadatan sekitar 18.500 orang per kilometer persegi, tentunya berdampak pada peningkatan jumlah kendaraan (Sahara & Iqbal, 2024). Menurut data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2019, jumlah kendaraan bermotor roda dua mencapai 13,9 juta, sedangkan jumlah kendaraan bermotor roda empat mencapai 3,5 juta. Dari data tersebut, diketahui bahwa jumlah kendaraan jauh lebih banyak dari penduduknya (Avianto & Hasbi, 2020). Hal ini menimbulkan tantangan baru dalam pengelolaan ruang dan infrastruktur lalu lintas, terutama terkait otomatisasi deteksi pelat nomor kendaraan yang dapat diterapkan untuk aturan ganjil-genap dan sistem pemarkiran (Herdiansyah dkk., 2021).

Manajemen parkir menjadi hal yang kompleks ketika jumlah kendaraan semakin meningkat. Sebagai contoh, hal ini terjadi pada kasus *Edugate Building* di Jakarta Selatan yang masih menggunakan sistem pencatatan parkir secara manual. Hal tersebut mengakibatkan sistem pencatatan tidak berfungsi secara optimal karena baru dicatat pada sore hari setelah jam kerja berakhir. Bahkan, hal tersebut berdampak pada ketidaksesuaian antara biaya parkir dan durasi parkir (Arafat, 2024). Oleh karena itu, dalam pemantauan area parkir, identifikasi kendaraan yang masuk dan keluar secara otomatis adalah kebutuhan mendesak untuk meningkatkan efisiensi dari sistem manajemen parkir. Sistem deteksi pelat nomor kendaraan secara otomatis dapat menjadi solusi untuk mengatasi masalah ini karena pencatatan akan dilakukan secara *real-time*.

Beberapa solusi yang sudah ada melibatkan penggunaan teknologi seperti ANPR (*Automatic Number Plate Recognition*) dengan didasarkan pada

kemampuan komputasi, optik, dan digitalisasi yang kompleks. Hal tersebut mengakibatkan proses pengenalan pelat menjadi lebih lambat. Di samping itu, sistem ANPR berbeda-beda dari setiap negara, membuatnya tidak memiliki satu set standar. Dengan demikian, vendor perlu menyediakan sistem yang teroptimalkan untuk salah satu bagian atau negara dari wilayah di dunia. Penelitian lebih lanjut dari teknologi ini menunjukkan banyaknya tantangan. Misalnya, diperlukan pengembangan algoritme yang lebih optimal untuk format yang tidak terstandarisasi. Kemudian, algoritme yang dikembangkan tersebut perlu melalui tahapan pengujian secara *real-time* dengan kelengkapan kamera yang beresolusi tinggi (Lubna dkk., 2021). Alhasil, menurut Gierlack dkk. (2014), harga LPR yang dilaporkan untuk unit bergerak bervariasi dari \$10.000 hingga \$25.000 per unit, sedangkan biaya unit stasioner mungkin mencapai \$100.000 tergantung pada lokasinya. Biaya operasional dan pemeliharaan tambahan jangka panjang juga penting untuk diperhitungkan (Koper & Lum, 2019).

Penelitian *deep learning* yang terbaru menunjukkan adanya kemungkinan untuk mengimplementasikan *computer vision system* dalam pendeteksian pelat nomor (Lubna dkk., 2021). Beberapa model *neural network* telah digunakan karena akurasi yang tinggi dalam mendeteksi objek. Penelitian *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dilakukan oleh Selmi dkk. (2017) dengan menggunakan *dataset* Caltech. Mereka mendeteksi pelat nomor melalui dua tahapan. Tahapan pertama yaitu teknik pra-pemrosesan pada gambar *input* untuk menghilangkan *noise* dan mengekstrak elemen atau detail yang lebih halus dari gambar. Selanjutnya, kotak pembatas (*bounding box*) yang mengandung wilayah pelat diidentifikasi dan diklasifikasi sebagai pelat nomor atau bukan pelat nomor menggunakan pengklasifikasi CNN. Hasilnya mereka mendapatkan tingkat *recall* dan *F-score* secara berturut-turut sebesar 93,8% dan 91,3%. Penelitian lain terkait CNN dilakukan oleh Zhou dkk. (2023) dengan menggunakan dua CNN, yaitu *shallow* CNN dan *deep* CNN, yang telah dilatih secara *end-to-end* untuk mendeteksi pelat nomor. Hasil eksperimen mereka menunjukkan hasil yang baik dan biaya komputasi yang rendah. Di samping itu, kesuksesan detektor objek *real-*

time terbaru seperti *You-Only-Look-Once* (YOLO) telah menginspirasi proses deteksi pelat nomor dalam banyak studi ANPR terbaru (Shashirangana dkk., 2021).

Dalam praktiknya, YOLO memiliki banyak keunggulan dibandingkan algoritma CNN lainnya. YOLO dapat melatih seluruh model secara paralel karena berupa model deteksi objek terpadu yang mudah dibangun dan dilatih sesuai dengan fungsi kerugian yang sederhana. Selain itu, YOLO adalah teknik identifikasi objek paling canggih dan disarankan untuk deteksi objek secara *real-time* karena mampu merepresentasikan objek secara umum lebih efektif dibandingkan model deteksi objek lainnya. Dengan semua pencapaian tersebut, YOLO memiliki potensi perkembangan yang baik di masa depan (Viswanatha dkk., 2022).

Saat ini, YOLO memiliki banyak versi. Namun, *YOLOv11* menjadi pilihan utama untuk mendeteksi pelat nomor. Model ini mengintegrasikan inovasi arsitektur seperti blok C3k2, SPPF, dan komponen C2PSA yang dirancang untuk meningkatkan ekstraksi fitur dan kinerja pada berbagai tugas penglihatan komputer. *YOLOv11* melampaui *YOLOv8* dan *YOLOv10* dalam mendeteksi kendaraan kecil dan terhalang, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (mAP) yang lebih tinggi, menjadikannya lebih andal untuk lingkungan yang kompleks (Alif, 2024). Selain itu, *YOLOv11n* (*YOLOv11-nano*) menunjukkan kecepatan inferensi tercepat sebesar 2,4 ms, mengungguli *YOLOv10* (5,5 ms), *YOLOv9* (11,5 ms), dan *YOLOv8* (4,1 ms), sehingga sangat cocok untuk aplikasi *real-time* dalam deteksi pelat nomor kendaraan di area parkir (Sapkota dkk., 2024).

Setelah deteksi pelat nomor menggunakan *YOLOv11n*, tahap berikutnya adalah pengenalan karakter pada pelat nomor, di mana *Paddle-OCR* digunakan untuk meningkatkan akurasi dalam membaca teks, bahkan pada gambar berkualitas rendah atau karakter yang terdistorsi. *Paddle-OCR* telah terbukti mampu mendeteksi karakter dengan akurasi makro mencapai 0,88, menjadikannya salah satu teknologi OCR yang sangat andal untuk pengenalan teks (Monteiro dkk., 2023). Teknologi ini juga efektif dalam mengenali karakter pelat nomor, termasuk yang memiliki karakteristik unik seperti yang ada di Indonesia (Satya dkk., 2023). Keunggulan *Paddle-OCR* terletak pada fleksibilitasnya dalam menangani berbagai jenis data, yang memungkinkan sistem ini untuk mengatasi berbagai variasi pelat

nomor kendaraan dengan efisien. Dengan demikian, kombinasi *YOLOv11n* untuk deteksi pelat nomor dan *Paddle-OCR* untuk pengenalan karakter memberikan solusi yang komprehensif dalam meningkatkan kecepatan dan akurasi deteksi pelat nomor kendaraan.

Meskipun beberapa penelitian telah menunjukkan kesuksesan dari implementasi *deep learning* untuk pendeteksian pelat nomor, terdapat keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, banyak studi yang berfokus pada penggunaan *hardware* dengan kapasitas tinggi dan kamera beresolusi tinggi, sehingga belum sepenuhnya mengatasi kebutuhan akan solusi yang lebih efisien dan terjangkau. Kedua, meskipun model *YOLOv11n* telah menunjukkan kecepatan inferensi yang tinggi, penggunaannya pada perangkat dengan keterbatasan komputasi, seperti Raspberry Pi 4B, untuk mendeteksi pelat nomor dan karakter pelat nomor kendaraan belum dieksplorasi secara mendalam. Raspberry 4B dipilih karena terbukti unggul dari semua pengujian, termasuk *stressberry test*, performa CPU dengan 7-Zip dan Sysbench, kecepatan memori dengan Geekbench dan STREAM, serta kinerja akses micro-SD dengan Sysbench dan dd (Gamess & Hernandez, 2022). Selain itu, *dataset* pelat nomor kendaraan dari negara lain yang digunakan oleh suatu model deteksi belum tentu sesuai jika diimplementasikan untuk deteksi pelat nomor kendaraan di Indonesia karena berpotensi menurunkan tingkat akurasi deteksi.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja model *YOLOv11n* dan *Paddle-OCR* dalam mendeteksi karakter pelat nomor kendaraan Indonesia pada Raspberry Pi 4B. Dengan menggunakan *dataset* pelat nomor lokal, penelitian ini akan mengevaluasi CER (*Character Error Rate*) berdasarkan faktor orientasi dan intensitas cahaya. Proses penelitian ini meliputi pengumpulan *dataset*, pelatihan dan evaluasi kedua model, serta pengujian kinerja model pada Raspberry Pi 4B untuk menentukan model yang memberikan hasil akurasi terbaik dalam mendeteksi karakter pelat nomor. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menyediakan solusi praktis yang dapat diterapkan secara luas di Indonesia, khususnya untuk manajemen parkir yang lebih efisien dan terjangkau.

B. Perumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang di atas, permasalahan dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana mengembangkan sistem deteksi pelat nomor kendaraan otomatis yang efektif dan akurat dengan menggunakan *YOLOv11n* dan *Paddle-OCR* di Raspberry Pi 4B untuk karakteristik pelat nomor Indonesia?
2. Bagaimana hubungan antara orientasi dan intensitas terhadap akurasi model?
3. Bagaimana cara menguji kinerja model *YOLOv11n* dan *Paddle-OCR* di Raspberry Pi 4B?
4. Apa model yang lebih efektif dalam mendeteksi karakter pelat nomor kendaraan Indonesia pada Raspberry Pi 4B?

C. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan sebagai berikut:

1. Mengembangkan sistem deteksi pelat nomor kendaraan otomatis yang efektif dan akurat dengan menggunakan *YOLOv11n* dan *Paddle-OCR* pada Raspberry Pi 4B, yang disesuaikan dengan karakteristik pelat nomor Indonesia.
2. Mengidentifikasi hubungan antara orientasi dan intensitas dengan akurasi model untuk menentukan performa deteksi karakter yang paling optimal.
3. Menguji dan mengukur kinerja model *YOLOv11n* dan *Paddle-OCR* dalam mendeteksi pelat nomor kendaraan pada Raspberry Pi 4B.
4. Menentukan model yang lebih efektif dalam mendeteksi karakter pelat nomor kendaraan Indonesia pada Raspberry Pi 4B.

D. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Mendorong pengembangan solusi yang ramah perangkat keras dengan keterbatasan komputasi seperti Raspberry 4B.
2. Memberikan literatur baru tentang penerapan *YOLOv11n* pada Raspberry 4B dan penyesuaiannya untuk kondisi lokal di negara berkembang seperti Indonesia.

3. Meningkatkan keamanan dengan memantau dan mendata kendaraan yang masuk dan keluar di berbagai lokasi, khususnya area parkir.

