

Deteksi Ketersediaan Tempat Parkir menggunakan Mask R-CNN (Studi Kasus : Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung)

Ahmad Ayudhawara¹, Bagus Satrio Waluyo Petro², M. Qomaruddin³

¹Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Sultan Agung Semarang

^{2,3}Dosen Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Sultan Agung Semarang
email : aayudhawara@std.unissula.ac.id

Abstrak

Tempat parkir merupakan sarana yang dibutuhkan hampir oleh setiap orang, dan lagi jumlah pemilik kendaraan bermotor di Indonesia terus meningkat setiap tahunnya. Hal tersebut dapat menjadi suatu permasalahan untuk pengguna kendaraan untuk dapat menemukan lahan parkir yang semakin sedikit. Di zaman sekarang ini sudah banyak metode yang digunakan untuk dapat memudahkan sistem perparkiran, salah satunya dengan menggunakan ilmu citra digital. Sistem ini menggunakan metode deteksi objek pada citra digital yaitu Mask R-CNN dimana metode tersebut dapat mendeteksi banyak objek pada satu frame dengan hasil keluaran yang lebih lengkap. Sistem ini dibangun agar memudahkan pengguna kendaraan mobil untuk mencari lahan parkir yang masih kosong. Pengujian sistem ini menggunakan tiga sampel video dengan tempat dan kondisi yang berbeda. Hasil pengujian menunjukkan untuk rata-rata akurasi ketersediaan tempat parkir sebesar 96%, namun akurasi untuk deteksi objek kendaraan masih belum bagus.

Keyword: mask r-cnn, parkir, deteksi objek.

1. PENDAHULUAN

Jumlah kendaraan bermotor di Indonesia terus meningkat setiap tahunnya, baik dari kendaraan bermotor seperti mobil penumpang, sepeda motor, mobil bus, dan mobil barang. Sesuai data jumlah kendaraan bermotor milik BPS (Badan Pusat Statistik), jumlah kendaraan di Indonesia pada tahun 2020 mencapai 136.137.451. Dihimpun dari data tersebut pada tahun 2018 jumlah kendaraan mobil penumpang mencapai 14.830.698, tahun 2019 sebanyak 15.592.419, dan pada tahun 2020 mencapai 15.797.746 mobil. Disini dapat dilihat bahwa mobil penumpang menyumbang 11,6 persen dari total jumlah kendaraan di Indonesia [1].

Seiring dengan bertambahnya jumlah kendaraan bermotor di Indonesia tentunya lahan parkir yang kosong juga semakin dibutuhkan oleh para pengguna kendaraan tersebut. Hal ini mengakibatkan banyaknya kendaraan bermotor yang memarkirkan kendaraannya tidak sesuai pada tempatnya. Masalah tersebut juga sering terjadi akibat tidak adanya informasi mengenai penuh atau tidaknya lahan parkir yang tersedia di suatu tempat, seperti pusat perbelanjaan, kantor, tempat wisata, dan lain-lain. Akibat tidak adanya informasi mengenai ketersediaan lahan parkir pada tempat-tempat tersebut, seringkali pengendara bermotor harus berkeliling terlebih dahulu untuk mencari tempat parkir yang masih kosong. Namun jika tidak ditemukan tempat parkir yang tersedia, pengendara terpaksa untuk mencari tempat parkir di tempat yang lain atau bahkan memaksakan untuk parkir sembarangan di tempat yang tidak tepat.

Di zaman sekarang ini kemajuan teknologi terutama dalam lingkup pengolahan citra sudah sangat modern. Pengolahan citra adalah suatu teknik yang digunakan untuk memproses dan memanipulasi sebuah citra digital untuk mendapatkan informasi tertentu dari citra yang diproses [2]. Salah satu algoritma untuk mendeteksi suatu objek pada citra adalah Mask R-CNN. Mask R-CNN adalah Convolutional Neural Network (CNN) dan merupakan bagian dalam hal segmentasi gambar serta instance segmentation. Mask R-CNN merupakan perkembangan dari Faster R-CNN. Jika dibandingkan dengan Faster R-CNN, Mask R-CNN memberikan tiga keluaran untuk setiap objek kandidat, yaitu label kelas, objek pembatas, dan objek topeng (mask). Hal tersebut tentunya membuat algoritma deteksi objek dari Mask R-CNN lebih baik karena terdapat variabel tambahan yaitu objek topeng yang tentunya membuat deteksi dari objek yang diinginkan lebih baik. Mask R-CNN juga memiliki beberapa kelebihan diantaranya mudah untuk dilatih, mengungguli semua entri model tunggal yang ada pada setiap tugas, sangat efisien dan hanya menambahkan sedikit tugas diatas Faster R-CNN, dan yang terakhir Mask R-CNN mudah di generalisasi ke tugas yang lain [3]. Salah satu manfaat dari algoritma ini adalah untuk mendeteksi

ketersediaan slot parkir dengan cara mengambil informasi berupa deteksi citra mobil pada lahan parkir yang ada. Sayangnya saat ini sistem parkir yang ada pada kampus Universitas Islam Sultan Agung masih bersifat tradisional dimana hanya memberikan karcis untuk pengguna kendaraan bermotor dan tidak ada sistem untuk memberikan informasi mengenai ketersediaan tempat parkir di wilayah tersebut.

Dari pemaparan masalah tersebut dibutuhkan solusi untuk memberikan informasi kepada pengguna kendaraan bermotor mengenai ketersediaan lahan parkir di suatu tempat, oleh karena itu penulis mengusulkan Tugas Akhir dengan judul Sistem Deteksi Ketersediaan Tempat Parkir menggunakan Mask R-CNN (Studi Kasus : Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung). Sistem ini akan digunakan untuk mendeteksi ketersediaan lahan parkir yang masih kosong di wilayah FTI UNISSULA yang diharapkan dapat membantu para pengendara mobil agar lebih mudah untuk mengetahui ketersediaan tempat parkir di wilayah tersebut, serta dapat membantu manajemen pengelolaan parkir agar lebih efektif.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

2.1.1 Studi Literatur

Penulis mempelajari teori mengenai klasifikasi gambar, segmentasi, R-CNN, *Faster* R-CNN, serta implementasi kode program untuk menjalankan *Mask* R-CNN dari berbagai sumber yang ada seperti buku digital, artikel, jurnal online, serta dari berbagai situs web yang ada di internet.

2.1.2 Dokumentasi

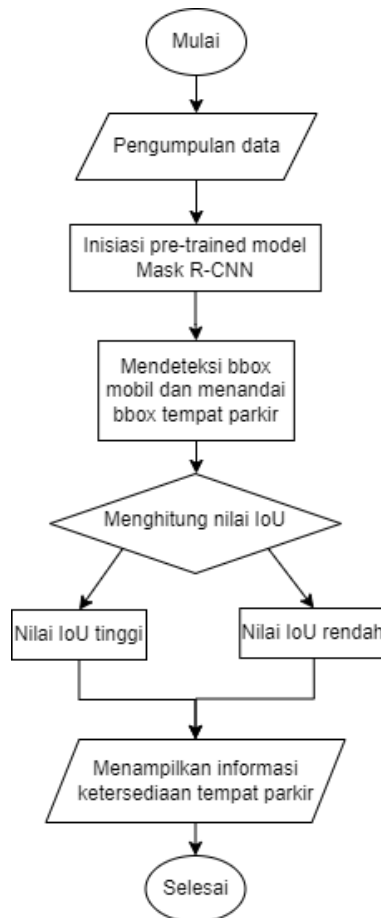
Penulis mempelajari tentang *OpenCV*, bahasa pemrograman Python, serta tools lain yang akan digunakan untuk kebutuhan sistem sesuai dengan dokumentasi yang disediakan oleh situs-situs resmi tersebut.

2.1.3 Observasi

Penulis melakukan observasi untuk mendapatkan data yang diperlukan sebagai bahan implementasi dari sistem yang akan dirancang. Data yang digunakan dalam penelitian ini ada dua, yang pertama adalah video tempat parkir FTI UNISSULA yang kemudian akan diolah oleh penulis agar sesuai dengan kebutuhan program yang akan dibuat. Kemudian dibutuhkan juga dataset *Common Object in Context* (COCO), yang merupakan dataset untuk deteksi objek, segmentasi, dan teks berskala besar [4]. COCO memiliki beberapa fitur antara lain segmentasi objek, menggunakan segmentasi benda superpiksel, memiliki 330.000 gambar dan lebih dari 200.000 berlabel, memiliki 1,5 juta *object instances*, memiliki 80 kategori objek, memiliki 91 kategori barang, serta memiliki lima keterangan per gambar.

2.2 Perancangan Alur Sistem

Disini penulis menganalisa kebutuhan untuk merancang sebuah sistem yang dapat mendeteksi ketersediaan tempat parkir. Sistem yang akan dibangun menggunakan dua perangkat yaitu webcam yang akan digunakan untuk pengambilan data dan pengujian sistem yang akan dibuat, serta laptop yang digunakan untuk merancang sistem deteksi ketersediaan tempat parkir dan juga menjalankan program tersebut yang nantinya akan menampilkan informasi mengenai ketersediaan tempat parkir di FTI UNISSULA. Flowchart dari sistem deteksi ketersediaan tempat parkir ini beserta penjelasannya sebagai berikut :



Gambar 1 Alur perancangan sistem

2.2.1 Pengumpulan data

Dalam pengumpulan data ini, menjelaskan bagaimana cara mendapatkan data dan bagaimana bentuk data yang digunakan. Data pertama yang akan diambil merupakan video tempat parkir FTI UNISSULA yang sudah terisi oleh kendaraan dan diambil menggunakan kamera webcam. Data tersebut akan diambil dalam tiga kondisi yaitu video tempat parkir pada pagi hari, pada siang hari, dan pada saat cuaca mendung.

Kemudian untuk melatih model *Mask R-CNN* juga diperlukan data latih. Dataset yang akan digunakan untuk melatih model tersebut menggunakan dataset COCO, yang merupakan dataset untuk deteksi objek, segmentasi, dan teks berskala besar. Akan tetapi untuk melatih sebuah model *Mask R-CNN* dibutuhkan waktu yang cukup besar serta spesifikasi komputer yang mumpuni. Oleh karena itu disini penulis akan menggunakan *pre-trained* model *Mask R-CNN* yang sudah ada dari github Matterport. Proyek tersebut merupakan implementasi dari *Mask R-CNN* pada Python 3, Keras, dan TensorFlow. Model ini menghasilkan *bounding boxes* dan topeng segmentasi dari setiap *instance* pada objek dalam gambar. Model ini dibangun berdasarkan *Feature Pyramid Network* (FPN) dan *backbone* ResNet101 [5].

2.2.2 Inisiasi *pre-trained* model *Mask R-CNN*

Untuk menggunakan model *Mask R-CNN* dibutuhkan beberapa komponen yang perlu dipasang pada komputer mulai dari NVIDIA CUDA *toolkit*, cuDNN, serta beberapa *library* dari python. NVIDIA CUDA *Toolkit* menyediakan lingkungan pengembangan untuk membuat aplikasi akselerasi GPU berkinerja tinggi. CUDA *Toolkit* bermanfaat untuk mengembangkan, mengoptimalkan, dan menerapkan aplikasi pada sistem tersemat yang dipercepat oleh GPU, *workstation desktop*, pusat data perusahaan, *platform* berbasis *cloud*, dan superkomputer HPC. Selanjutnya NVIDIA CUDA *Deep Neural Network* (cuDNN) adalah *library* yang dipercepat GPU yang digunakan pada *Deep Neural Network*. cuDNN menyediakan implementasi yang sangat disesuaikan untuk rutinitas standar seperti konvolusi maju dan mundur, penyatuan (*pooling*), normalisasi, dan aktivasi lapisan [6]. Setelah memasang kedua komponen tersebut, dibutuhkan juga *library*

python untuk menggunakan model *Mask R-CNN* seperti *numpy*, *scipy*, *Pillow*, *cython*, *matplotlib*, *scikit-image*, *tensorflow*, *keras*, *opencv-python*, dan *h5py*.

2.2.3 Mendeteksi *bbox* mobil dan tempat parkir

Setelah melakukan konfigurasi awal untuk menjalankan model *Mask R-CNN*, selanjutnya penulis memasukkan video dari tempat parkir FTI UNISSULA untuk mendeteksi objek-objek yang ada pada tempat parkir tersebut serta memberikan kotak pembatas (*bbox*) untuk setiap mobil yang berhasil dideteksi. Kotak pembatas pada mobil-mobil yang berhasil dideteksi akan disalin dan dijadikan sebagai kotak pembatas untuk setiap slot tempat parkir.

2.2.4 Menghitung ketersediaan tempat parkir dengan IoU

Intersection Over Union merupakan istilah yang digunakan untuk menggambarkan/memberikan nilai tingkat tumpang tindih dari dua buah kotak. IoU membagi area dari dua buah kotak yang saling berpotongan dengan area dari gabungan dua buah kotak. Nilai dari IoU sendiri berada diantara nol sampai satu [7].

Untuk menghitung IoU, pada penelitian ini digunakan dua buah kotak yaitu kotak pembatas objek mobil yang telah dideteksi serta kotak pembatas tempat parkir. Ketika kotak pembatas antara dua buah objek tersebut saling tumpang tindih maka nilai IoU akan berubah dan ketika nilai IoU mendekati nilai satu (nilai IoU tinggi) maka slot pada tempat parkir akan dikategorikan sebagai “sudah terisi”. Begitu juga sebaliknya, jika dua buah kotak tersebut tidak tumpang tindih ataupun saling tumpang tindih tetapi IoU bernilai rendah, maka slot parkir tersebut dikategorikan sebagai “belum terisi/kosong”.

2.2.5 Menampilkan informasi ketersediaan tempat parkir

Data yang diperoleh dari deteksi objek mobil beserta perhitungan nilai IoU sebelumnya akan ditampilkan pada video real-time yang diambil dari kamera webcam. Pada video tersebut juga akan diberikan program agar dapat menampilkan informasi ketersediaan tempat parkir.

3. HASIL DAN ANALISA

Untuk pengujian pada penelitian ini yaitu menggunakan *blackbox testing*. Pengujian *blackbox* adalah pengujian dengan menguji secara fungsionalitas pada perencanaan dan perancangan apakah sudah berfungsi dengan baik saat sistem dijalankan. Untuk melakukan pengujian, penulis menggunakan tiga buah sampel video yang masing-masing berada pada tempat atau waktu yang berbeda.

3.1 Rincian alur sistem

Pada penelitian ini penulis menggunakan *pre-trained model* yang disediakan oleh Matterport. Model ini dilatih menggunakan dataset COCO yang berjumlah lebih dari 80k gambar yang memiliki 80 jenis *class*, yang diantaranya merupakan *class car*, *bus*, dan *truck*.

- mAP

Mean Average Precision atau disingkat mAP merupakan metrik yang digunakan untuk mengevaluasi model deteksi objek seperti *Fast R-CNN*, *YOLO*, *Mask R-CNN*, dll. Nilai dari mAP dihitung berdasarkan nilai *recall* dari 0 sampai 1. Formula mAP menggunakan beberapa sub metrik yaitu *Confusion Matrix*, *Intersection over Union (IoU)*, *Recall*, dan *Precision*. Pada model ini dilakukan pengujian untuk menghitung mAP dari gambar acak pada dataset COCO, dan hasil nilai mAP sebesar 0,656323084916.

Untuk melakukan pengujian penulis menggunakan dua buah perangkat yaitu Laptop dengan spesifikasi prosesor Intel core I3 2.0 GHz dan *dedicated GPU NVIDIA MX 110*. Untuk pengambilan sampel video pada tempat parkir FTI UNISSULA menggunakan kamera smartphone dengan spesifikasi kamera 13mp dan sampel video yang lain diambil melalui internet.

Ketiga sampel video yang telah diambil akan dideteksi melalui program yang telah dibuat dan akan mendeteksi objek-objek kendaraan yang telah ditentukan yaitu mobil, bus, dan truk. Objek kendaraan yang berhasil ditemukan akan dibuatkan *bounding boxes* dan hasilnya akan ditampilkan sebagai video, dan hasilnya terlihat pada gambar 3.1

Gambar 3.1 Hasil deteksi objek kendaraan




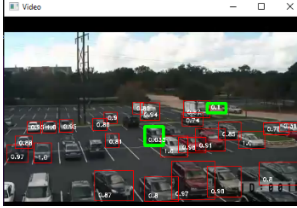


Selanjutnya untuk slot parkir yang berhasil dideteksi dan terisi oleh kendaraan akan ditampilkan dengan *bounding boxes* berwarna merah, sedangkan untuk slot parkir yang kosong akan ditampilkan dengan *bounding boxes* serta keterangan “Spot tersedia” pada bagian atas video hasil deteksi.

3.2 Pengujian sistem

3.2.1 Sampel A

Menggunakan video tempat parkir bercuaca cerah.

Tabel 3.1





No	Sampel Pengujian A	Kasus Pengujian	Hasil
1		Deteksi semua objek mobil	
2		Deteksi ketersediaan tempat parkir	

Pada tabel 3.1, untuk pengujian pada kasus yang pertama berhasil mendeteksi 25 objek kendaraan dari total 38 objek kendaraan. Sedangkan untuk kasus nomor 2, terdapat dua slot parkir yang kosong dari total 25 slot parkir yang telah dideteksi.

3.2.2 Sampel B

Menggunakan video tempat parkir FTI UNISSULA bercuaca cerah.

Tabel 3.2


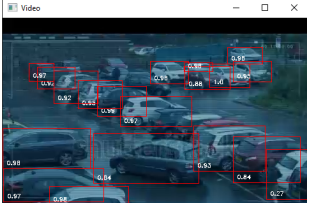

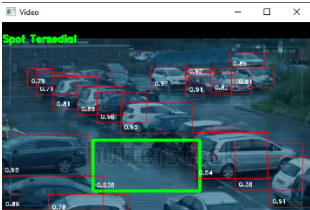
No	Sampel Pengujian B	Kasus Pengujian	Hasil
1		Deteksi semua objek mobil	
2		Deteksi ketersediaan tempat parkir	

Pada tabel 3.2 untuk kasus pengujian yang pertama berhasil dideteksi tiga objek kendaraan dari total lima objek kendaraan. Kemudian untuk deteksi ketersediaan tempat parkir berhasil dideteksi satu slot kosong dari tiga slot tempat parkir yang telah dideteksi.

3.2.3 Sampel C

Menggunakan video tempat parkir bercuaca mendung.

Tabel 3.3

No	Sampel Pengujian C	Kasus Pengujian	Hasil
1		Deteksi semua objek mobil	
2		Deteksi ketersediaan tempat parkir	

Pada tabel 3.3 untuk kasus pengujian pertama berhasil dideteksi 18 objek dari total 27 objek kendaraan. lalu untuk deteksi slot parkir terdapat satu slot parkir yang kosong dari total 18 slot parkir yang dideteksi.

3.3 Akurasi

Untuk setiap sampel pengujian akan diberikan akurasi untuk kasus yang kedua, yaitu deteksi ketersediaan tempat parkir. Rumus untuk menghitung akurasi sendiri menggunakan *Confusion Matrix* sebagai berikut :

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- TP : *True positive* (bbox berwarna hijau, dan slot parkir tersebut kosong)
- TN : *True negative* (bbox berwarna merah, dan slot parkir tersebut memang terisi)
- FP : *False positive* (bbox berwarna hijau, namun slot parkir tersebut terisi)
- FN : *False negative* (bbox berwarna merah, namun slot parkir kosong)

3.3.1 Akurasi pengujian A

$$\text{Akurasi A} = \frac{2 + 25}{2 + 25 + 0 + 0} = 1$$

3.3.2 Akurasi pengujian B

$$\text{Akurasi B} = \frac{1 + 2}{1 + 2 + 0 + 0} = 1$$

3.3.3 Akurasi pengujian C

$$\text{Akurasi C} = \frac{1 + 16}{1 + 16 + 0 + 2} = 0,89$$

$$\text{➤ Rata-rata akurasi} = (1+1+0,89)/3 = 0,96$$

4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan penulis dapat disimpulkan bahwa system deteksi ketersediaan tempat parkir menggunakan Mask R-CNN dapat diterapkan dengan akurasi sebesar 96%. Namun untuk akurasi terhadap pendeteksian jumlah objek kendaraan masih belum akurat dengan nilai mAP dari model tersebut sebesar 0,65 (65%). Spesifikasi komputer yang mumpuni juga diperlukan agar program dapat berjalan dengan baik dan pada penelitian ini hasil video deteksi menghasilkan rata-rata dibawah 1 FPS. Untuk memperbaiki akurasi pendeteksian objek kendaraan dapat di perbaiki dengan pengambilan video dari sudut kamera yang lebih jelas, atau dengan melatih model *Mask R-CNN* dengan lebih banyak *dataset* yang khusus untuk kendaraan saja.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. P. Statistik, "Perkembangan Jumlah Kendaraan Bermotor Menurut Jenis (Unit), 2018-2020," 2020. <https://www.bps.go.id/indicator/17/57/1/jumlah-kendaraan-bermotor.html>.
- [2] Yusnita R; Norbaya F; Basharuddin N, "Intelligent Parking Space Detection System Based on Image Processing," *Int. J. Innov. Manag. Technol.*, vol. Vol. 3, No, 2018.
- [3] E. Odemakinde, "Everything about Mask R-CNN: A Beginner's Guide," *viso.ai*, 2021. <https://viso.ai/deep-learning/mask-r-cnn/>.
- [4] COCO, "What is COCO?," *cocodataset.org*. <https://cocodataset.org/#home>.
- [5] W. Abdulla, "Mask R-CNN for object detection and instance segmentation on Keras and TensorFlow," *Github*, 2017. github.com/matterport/Mask_RCNN.
- [6] NVIDIA Developer, "About CUDA," *NVIDIA*. <https://developer.nvidia.com/about-cuda>.
- [7] Kukil, "Intersection over Union (IoU) in Object Detection and Segmentation," *LearnOpenCV*, 2022. <https://learnopencv.com/intersection-over-union-iou-in-object-detection-and-segmentation/>.