

**Klasifikasi Tinggi Badan Menggunakan Metode Mask R-CNN****Amadea Permana Sanusi<sup>1</sup>, Arna Fariza<sup>2</sup>, Setiawardhana<sup>3</sup>**

amadeapermanas@gmail.com, arna@pens.ac.id, setia@pens.ac.id

Politeknik Elektronika Negeri Surabaya

**Informasi Artikel**

Diterima : 11 Ags 2023

Direview : 15 Ags 2023

Disetujui : 29 Ags 2023

**Kata Kunci**

Mask R-CNN, Deep Learning, Klasifikasi, Tinggi Badan

**Abstrak**

Tinggi badan adalah parameter penting saat memasuki sebuah wahana. Penggunaan alat keselamatan saat bermain wahana permainan tidak akan maksimal jika wisatawan tidak memiliki tinggi badan yang sesuai dengan kriteria untuk memasuki wahana tersebut. Dalam penerapannya, seleksi wisatawan yang diperbolehkan masuk ke dalam wahana permainan masih menggunakan pengukuran tinggi badan secara manual. Penelitian ini bertujuan untuk mengurangi resiko terjadinya kecelakaan pada kendaraan dengan mengklasifikasikan dan mengimplementasikan sistem otomatis menggunakan pendekatan deep learning. Penggunaan deep learning yang berkembang saat ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pengunjung. Penelitian ini mengusulkan proses klasifikasi tinggi badan menggunakan metode Mask R-CNN yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi lebih dari satu orang, sehingga mempercepat antrean wisatawan pada wahana permainan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Mask R-CNN yang dibangun berhasil mengklasifikasikan objek dengan memberikan bounding box, masking, dan label yang sesuai dengan objek. Membangun model Mask R-CNN sangat dipengaruhi oleh variatif gambar pada dataset dan proses anotasi gambar di dalam dataset. Evaluasi model menunjukkan hasil perhitungan mAP yang didapatkan sebesar 71%. Penelitian ini telah memenuhi tujuan utama dalam penelitian karena model Mask R-CNN berhasil melakukan klasifikasi yang sesuai.

**Keywords**

Mask R-CNN, Deep Learning, Classification, Body Height

**Abstrak**

*Height is an important parameter when entering a game ride. The use of safety equipment when playing games will not be maximized if tourists do not have a height that meets the criteria for entering the rides. In its application, the selection of tourists allowed to enter the game rides still uses manual height measurements. This research aims to reduce the risk of accidents on game rides by classifying and implementing an automation system using a deep learning approach. Deep learning that is currently developing can be used to classify visitors. This study proposes a height classification process using the Mask R-CNN method, which can classify more than one person, thereby speeding up the queues of tourists at the game rides. The test results show that the built R-CNN Mask model successfully classifies objects by providing bounding boxes, masks, and labels that match the objects. Building the R-CNN Mask model is strongly influenced by the variety of images in the dataset and the process of annotating images in the dataset. Tests show that the mAP calculation results is 71%. This research has fulfilled the main objective because the Mask R-CNN model successfully classified appropriately.*

## **A. Pendahuluan**

Tubuh manusia mempunyai perbedaan tertentu antara panjang bagian tubuh yang satu dengan lainnya seperti tinggi badan [1]. Seseorang mengalami perubahan fisik yang jelas pada saat memasuki usia sekolah dimana pada usia tersebut merupakan refleksi kondisi gizi yang dimiliki pada masa balita [2]. Tinggi badan merupakan salah satu parameter penting dalam kehidupan manusia seperti peserta yang mengikuti seleksi militer, pegawai bank yang bekerja pada posisi teller atau customer service, pramugari dalam sebuah maskapai, dan banyak hal lainnya menggunakan tinggi badan sebagai parameter penting untuk memenuhi kualifikasi yang dibutuhkan. Tinggi badan juga menjadi salah satu parameter yang digunakan untuk memasuki sebuah wahana di tempat wisata. Sebagai contoh wahana yang menggunakan kriteria tinggi badan sebagai syarat untuk memasuki wahana tersebut yaitu roller coaster, hysteria, tornado, wave swinger, turbo drop, bianglala, flying fox, paralayang, dan lain sebagainya.

Wahana yang memacu adrenalin seperti roller coaster sangat berbahaya bagi pengunjung yang tidak memenuhi kriteria karena dapat menyebabkan hal-hal yang tidak diinginkan dan keamanan sangat diperlukan saat menaiki sebuah wahana. Berdasarkan artikel yang ditulis oleh dr. Sienny Agustin mengatakan bahwa hormon adrenalin dapat menyebabkan jantung berdebar sangat cepat dan produksi keringat meningkat [3], hal ini dapat menjadi pemicu kepanikan. Tingkat kepanikan yang cukup tinggi sulit diatasi oleh orang yang berusia dibawah 12 tahun karena kurangnya pengalaman menghadapi kepanikan serta fisik yang belum kuat untuk menahan hormon adrenalin yang dihasilkan atau dapat dikatakan berlebihan. Dalam kasus keamanan pada wahana tinggi badan menjadi parameter penting. Peralatan keamanan yang digunakan pada beberapa wahana meliputi sabuk pengaman, pelindung kepala, pelindung siku, dan pelindung lutut. Berdasarkan peralatan keamanan tersebut apabila pengunjung tidak memiliki tinggi badan yang memenuhi kriteria akan menyebabkan sabuk pengaman maupun pelindung tubuh tidak terpasang sebagaimana mestinya.

Wahana di Indonesia menyeleksi pengunjung berdasarkan tinggi badannya, namun masih menggunakan poster atau tulisan kriteria tinggi badan untuk memasuki wahana. Penggunaan sistem ini memiliki kekurangan dalam implementasinya seperti dapat menyebabkan antrian yang panjang serta pengunjung dapat mencurangi atau mengabaikan kriteria tinggi minimal untuk memasuki wahana. Antrian panjang yang disebabkan saat proses seleksi pengunjung dapat menyebabkan ketegangan dan stress pada pengunjung dan juga karyawan [4]. Penelitian mengenai otomatisasi antrean pengunjung banyak dikembangkan untuk keperluan pada rumah sakit, bank, perusahaan, dan fasilitas public lainnya [5]–[7]. Dalam melakukan seleksi pengunjung pada taman bermain akan lebih mudah apabila sistem seleksi yang digunakan yaitu klasifikasi pengunjung. Pembangunan sistem otomatis untuk melakukan klasifikasi pengunjung memenuhi atau tidak memenuhi syarat tinggi badan dapat berdampak tinggi pada keamanan dan antrian pengunjung yang akan memasuki wahana.

Javed and Shah [8] melakukan eksperimen dengan menggunakan metode Recurrent Motion Image (RMI) untuk melakukan tracking dan klasifikasi objek pada kamera pengawas secara otomatis. Metode ini bekerja dengan melakukan deteksi berulang pada setiap frame. RMI akan melakukan deteksi tapi pada setiap masukan

frame dan menerapkan background removal pada setiap objek. Penelitian ini mampu untuk melakukan klasifikasi untuk membedakan orang yang berjalan sendirian, orang yang berjalan dalam grup, dan kendaraan. Namun salah satu kelemahan dalam penerapannya yaitu apabila tepian antar objek berdekatan satu dengan lainnya maka proses komputasi untuk mendeteksi objek akan terganggu. Aulia et al [9] merancang sebuah program untuk melakukan estimasi tinggi badan dan berat badan seseorang menggunakan metode Morphological Image Processing (MIP). Proses dilakukan dengan memasukkan citra digital keseluruhan tubuh seseorang yang kemudian dilanjutkan dengan operasi MIP yang terdiri dari dilasi, filling, dan labelling. Hasil yang didapat dari proses MIP berupa jumlah piksel yang akan dikonversikan menjadi tinggi badan objek (cm) dan berat badan objek (Kg). Penerapan sistem ini menghasilkan Approximate Value (ApV) sebesar 98.42% untuk komputasi tinggi badan dan 94.4% untuk berat badan. Udlhiya et al [10] merancang sistem untuk mengukur tinggi badan otomatis menggunakan metode edge detection dan kamera. Penerapan metode ini berhasil menggantikan pengukuran tinggi badan secara manual dengan hasil akurasi sebesar 99.5% dan proses komputasi yang memakan waktu selama 35 detik. Namun terdapat parameter digunakan dalam penelitian ini seperti jarak objek dengan kamera, tinggi kamera, sudut kamera, warna pakaian pada objek, dan posisi dari objek yang memengaruhi tingkat akurasi dari pengukuran tinggi badan.

Abadi and Tahcfulloh [11] melakukan penelitian untuk mengukur tinggi badan dengan menggunakan beberapa metode digital image processing berbasis OpenCV seperti grayscale, blur, edge detection, dan bounding box untuk mengekstraksi pixel dari objek. Selain itu, penelitian ini membandingkan lima metode regression analysis seperti leasts squares, logarithmic powers, exponentials, quadratic polynomials, dan cubic polynomials untuk menganalisa korelasi antara tinggi badan berdasarkan pixel dengan tinggi badan actual dari objek. Berdasarkan hasil perbandingan analisis yang dilakukan logarithmic powers memberikan hasil terbaik dengan nilai correlation coefficient, RMSE, average error percentage, dan akurasi sebesar 0.976, 1.3, 0.58%, dan 99.42%. Suwatkitiwong et al [12] melakukan penelitian untuk mengenali gaya berjalan seseorang dengan menggunakan 405 gambar dari 27 relawan sebagai dataset. Metode yang dilakukan yaitu langkah pertama menangkap gaya berjalan dari objek dan memasang square template guna mengkalibrasi serta menentukan posisi dari objek, kedua metode template matching digunakan untuk menentukan posisi dari square template, ketiga sistem akan menghilangkan background yang terletak dibelakang objek agar dapat mengekstraksi piksel dari objek beserta menentukan posisinya, lalu langkah terakhir yaitu berdasarkan posisi dari objek yang berkaitan dengan square template besarnya nilai piksel yang dihasilkan digunakan untuk perhitungan dari tinggi badan objek. Permasalahan yang dihadapi ketika memanfaatkan metode digital image processing adalah proses komputasi yang lebih dari lima detik untuk mendapatkan hasil, hal ini dapat mempengaruhi antrian pengunjung dalam wahana jika komputasinya terlalu banyak memakan waktu.

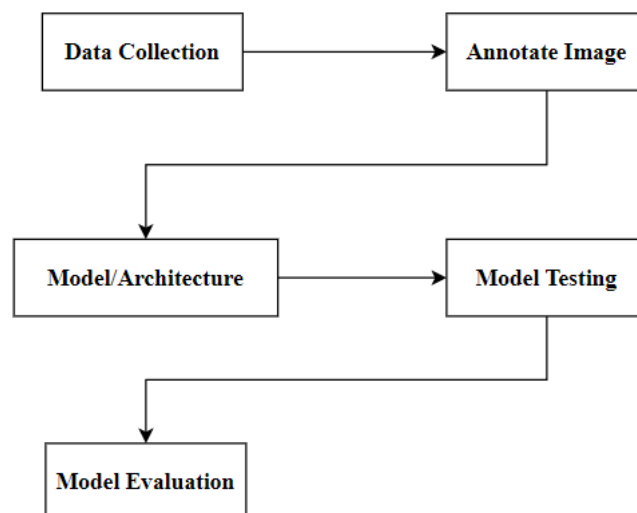
Seiring dengan berkembangnya teknologi, pendekatan untuk melakukan klasifikasi memiliki berbagai macam metode termasuk pendekatan menggunakan deep learning. Alom et al [13] menyatakan bahwa performansi deep learning meningkat seiring dengan banyaknya data yang dimiliki pada saat traning, berbeda

dengan metode machine learning tradisional yang memiliki performansi yang tidak berubah dengan bertambahnya data yang dimiliki. Dalam penerapannya deep learning memakan waktu yang lama untuk melakukan training, sedangkan metode tradisional machine learning memakan waktu dalam hitungan detik hingga beberapa jam saja untuk training. Namun, hal ini berbanding terbalik dengan fase testing dimana deep learning lebih cepat dalam melakukan testing dibandingkan dengan metode tradisional machine learning [14].

Penelitian ini mengusulkan pendekatan deep learning menggunakan metode Mask R-CNN untuk melakukan klasifikasi tinggi badan pada pengunjung yang akan memasuki sebuah wahana. Mask R-CNN merupakan pengembangan dari metode Faster R-CNN, keluaran yang diberikan oleh Mask R-CNN adalah bounding box, class label, dan object mask [15]. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan custom dataset dengan mengumpulkan gambar dari teman, tetangga rumah, dan gambar yang diambil dari google agar dataset memiliki gambar orang dengan tinggi dan posisi berdiri yang lebih variatif. Fitur splash color diterapkan dalam penelitian ini yang berfungsi untuk memberikan warna pada object mask berdasarkan class label sehingga mempermudah analisa dari hasil yang didapat. Penerapan metode ini dapat mempercepat proses seleksi karena sistem mampu melakukan klasifikasi tinggi badan pengunjung lebih dari satu orang sehingga tidak menyebabkan antrian pengunjung.

## B. Metode Penelitian

Gambar 1 menunjukkan rangkaian langkah yang akan dilakukan dalam proses pembangunan sistem yang diajukan. Adapun langkah yang dilakukan yaitu mengumpulkan dataset, melakukan anotasi pada gambar, membuat model yang digunakan, testing pada model yang dibangun, testing model, dan evaluasi model.



**Gambar 1.** Langkah Pembangunan Sistem

## 1. Pengumpulan Dataset

Dataset pribadi digunakan dalam penelitian ini karena tujuan utama penelitian ini adalah melakukan klasifikasi pada setiap pengunjung yang akan memasuki wahana menggunakan label yang ditentukan berdasarkan kebutuhan penelitian yaitu label “Memenuhi” dan “Tidak Memenuhi”. Dataset ini dikumpulkan dengan mengambil gambar dari teman, orang disekitar lingkungan perumahan, dan mengambil gambar dari Google. Dataset terbagi menjadi dua bagian yaitu dataset training dan dataset validasi untuk membangun model Mask R-CNN.

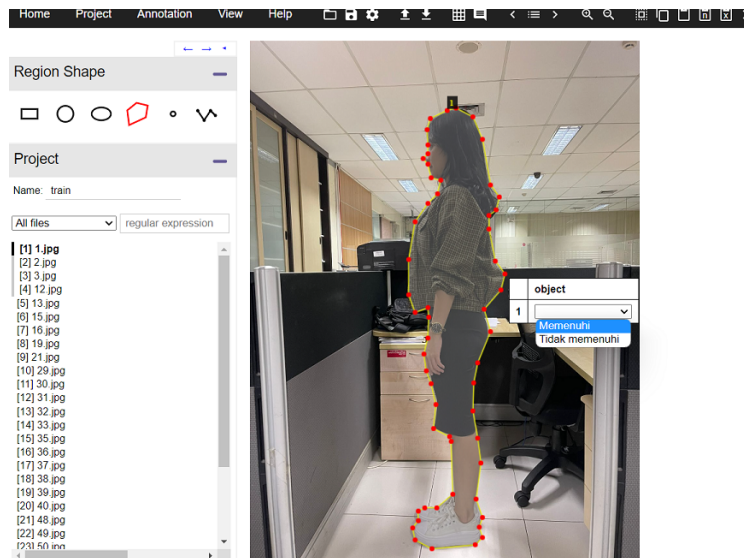


**Gambar 2.** Contoh Gambar Pada Dataset

Dataset training pada pengujian ini memiliki total gambar sebanyak 30 gambar yang terdiri dari 10 gambar untuk orang dengan tinggi dibawah 120 cm, 10 gambar untuk orang dengan tinggi diatas 120 cm, dan 10 gambar yang berisi orang dengan tinggi dibawah dan diatas 120 cm. Dataset selanjutnya yaitu data yang digunakan untuk validasi model yang dibangun pada penelitian ini. Dalam dataset ini terdapat 15 gambar yang terdiri dari 5 gambar untuk orang dengan tinggi dibawah 120 cm, 5 gambar untuk orang dengan tinggi diatas 120 cm, dan 5 gambar untuk orang dengan tinggi dibawah dan diatas 120 cm.

## 2. Anotasi Gambar

Penelitian ini menggunakan dataset pribadi sehingga proses anotasi pada masing-masing gambar harus dilakukan terlebih dahulu. Anotasi dilakukan pada masing-masing dataset training dan validasi menggunakan VGG Image Annotator. Setiap gambar pada dataset dimasukkan ke dalam VGG Image Annotator untuk diberikan masking dengan dua kelas yang berbeda yaitu “Memenuhi” dan “Tidak Memenuhi”.



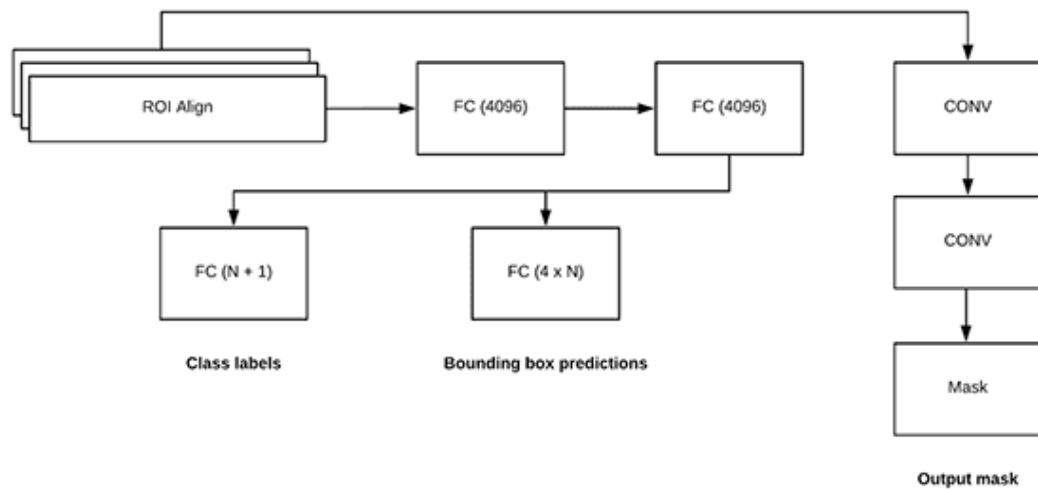
**Gambar 3.** Anotasi Dataset

Pembangunan model Mask R-CNN harus melalui anotasi gambar terlebih dahulu sebelum memasuki proses training. Setiap objek pada gambar yang ada di dalam dataset digambarkan region pada masing-masing objeknya dan ditentukan label pada tiap objeknya. Hal ini dilakukan karena dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan dataset pribadi atau custom dataset. Proses anotasi ini menghasilkan file .json yang akan digunakan untuk proses training dan validasi. File ini berisikan hasil masking dari setiap gambar dalam dataset dengan kelasnya masing-masing. Proses pembelajaran pada model akan mencocokkan masking yang telah dibuat dengan gambar aslinya yang ada pada dataset. Model Mask R-CNN akan mempelajari setiap masking dari objek sehingga model akan mampu melakukan deteksi dan identifikasi objek berdasarkan kelas yang sudah dibuat sebelumnya.

### 3. Model/Arsitektur

Mask R-CNN adalah model deteksi objek berdasarkan Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh sekelompok peneliti AI Facebook pada tahun 2017. Model ini dapat memberikan bounding box dan masking untuk setiap objek yang terdeteksi dalam sebuah gambar [16]. Terdapat dua jenis segmentasi yaitu instance segmentation dan Semantic Segmentation [17]. Perbedaan dari kedua jenis segmentasi ini yaitu semantic segmentation mampu melabeli setiap objek dalam gambar, namun algoritma ini tidak dapat membedakan antara dua objek dari kelas yang sama [18]. Mask R-CNN termasuk kedalam jenis instance segmentation yang dapat melabeli dan membedakan setiap objek pada gambar meskipun objek tersebut dalam kelas yang sama.

## Mask R-CNN



**Gambar 4.** Arsitektur Mask R-CNN

Mask R-CNN menggantikan modul ROI Polling dengan modul ROI Align yang lebih akurat. Output dari modul ROI kemudian dimasukkan ke dalam dua lapisan CONV. Output dari lapisan CONV adalah mask itu sendiri. Dapat dilihat berdasarkan arsitektur dari Mask R-CNN terdapat dua percabangan dari layer CONV yang terhubung dengan ROI Align. Percabangan layer CONV ini merupakan proses dimana mask dihasilkan. Mask R-CNN mudah diterapkan dan dilatih karena kerangka kerja Faster R-CNN, yang memfasilitasi berbagai desain arsitektur yang fleksibel. Selain itu, percabangan dari masking hanya menambahkan komputasi kecil, sehingga memungkinkan sistem dan eksperimen yang cepat. Tahapan pembelajaran selanjutnya untuk membangun model Mask R-CNN yaitu dengan menentukan parameter training. Adapun hyperparameter yang digunakan pada penelitian ini dijelaskan pada Tabel 1.

**Tabel 1. Mask R-CNN Hyperparameters Training**

| No | Hyperparameters          | Value     |
|----|--------------------------|-----------|
| 1  | Backbone                 | ResNet101 |
| 2  | Epoch                    | 20        |
| 3  | Step_Per_Epoch           | 10        |
| 4  | Detection_Min_Confidence | 0.9       |
| 5  | Learning_Rate            | 0.001     |

Parameter ini disesuaikan agar dapat mengoptimalkan proses pembelajaran model. Seluruh konfigurasi secara default digunakan pada tahapan ini berdasarkan Matterport package dengan pengecualian pada dua parameter yang disesuaikan dengan spesifikasi media yang digunakan untuk training [19]. Pembelajaran ini menggunakan epoch sebanyak 20 kali dengan steps per epoch sebanyak 10 kali. Detection confidence sebesar 0,9 artinya hasil deteksi yang memiliki nilai confidence dibawah 0,9 akan dilewati.

#### 4. Evaluasi Model

Model Mask R-CNN yang dibangun pada tahapan ini digunakan untuk menguji kemampuan Mask R-CNN untuk mendeteksi dan klasifikasi objek berupa orang. Objek yang berhasil dideteksi akan ditentukan pada tahapan ini yaitu dengan mengklasifikasikan objek termasuk dalam kategori memenuhi atau tidak memenuhi. Mean Average Precision (mAP) adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi model deteksi objek seperti Fast R-CNN, YOLO, Mask R-CNN, dan lain sebagainya [20]. Rata-rata nilai presisi rata-rata (AP) dihitung berdasarkan nilai perolehan dari 0 hingga 1.

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^1 AP_i \quad (1)$$

### C. Hasil dan Pembahasan

#### 1. Model Testing

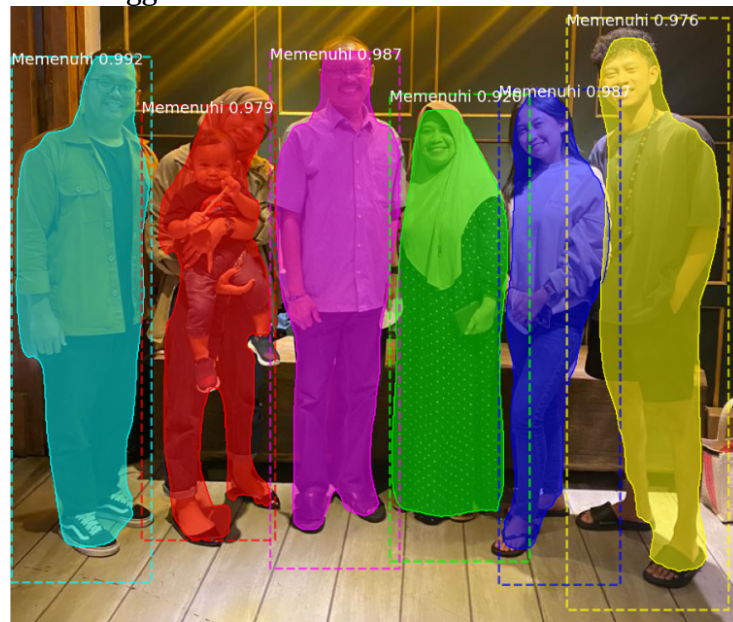
Percobaan membangun model Mask R-CNN dilakukan dengan training dan validasi menggunakan coco dataset sebagai pre-trained model. Setelah model yang diinginkan berhasil dibangun selanjutnya adalah melakukan pengujian kinerja dari model. Pengujian dilakukan dengan memberikan masukan gambar yang belum pernah dikenali oleh model secara acak. Hasil pengujian pada masukan gambar ini akan dilakukan analisa berdasarkan hasil segmentasi pada objek yang terdeteksi dan label yang diberikan pada masing-masing objek terdeteksi.



**Gambar 5.** Hasil Pengujian 1

Gambar 5 menunjukkan hasil dari pengujian model Mask R-CNN pada gambar masukan yang didapatkan dari google. Hasil pengujian pada gambar tersebut menunjukkan model berhasil mengenali objek berupa orang dengan memberikan bounding box dan masking pada setiap objek. Pada gambar tersebut model juga berhasil melakukan klasifikasi tinggi pada masing-masing objek dengan memberikan label pada setiap bounding boxnya yaitu untuk objek berwarna hijau

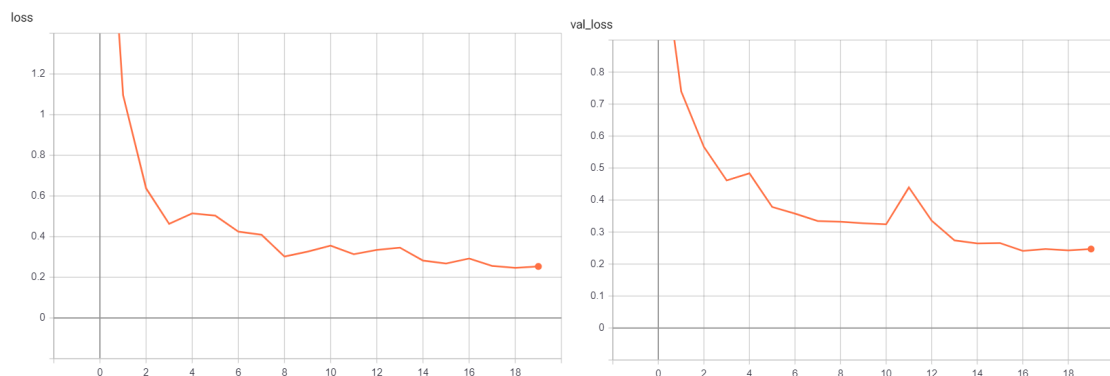
dan biru diberikan label “Memenuhi” karena termasuk orang dengan tinggi badan di atas 120 cm, selain itu untuk objek berwarna merah diberikan label “Tidak Memenuhi” yang memiliki tinggi badan di bawah 120 cm.



**Gambar 6.** Hasil Pengujian 2

Hasil pengujian yang ditunjukkan pada Gambar 6 memberikan hasil yang berbeda dari pengujian sebelumnya. Pada pengujian ini dapat diamati bahwa terjadi miss detection. Objek yang ada pada gambar masukan berjumlah 7 namun model hanya mendeteksi 6 objek yang ada pada gambar masukan. Hasil masking berwarna merah juga menunjukkan bahwa masking yang digambarkan tidak sempurna dalam mendeteksi objek. Berdasarkan hasil yang ditunjukkan dapat dikatakan bahwa model Mask R-CNN yang dibangun masih mengalami kesalahan deteksi. Hal ini dapat terjadi karena kurangnya variasi gambar pada dataset saat proses training dan proses anotasi yang tidak konsisten saat melakukan anotasi gambar pada dataset juga dapat menjadi penyebab hasil deteksi Mask-RCNN tidak maksimal.

## 2. Model Evaluasi



**Gambar 7.** Evaluasi Model Mask R-CNN

Hasil proses training dan validasi pada model Mask R-CNN yang digunakan pada percobaan masukan gambar menghasilkan train loss dan validation loss [21]. Berdasarkan hasil dari grafik pada Gambar 7 nilai loss paling rendah pada train loss didapatkan pada epoch 20 dengan nilai loss sebesar 0.2635 dan nilai loss paling rendah pada validation loss berada pada epoch 20 dengan nilai sebesar 0.257. Adapun ringkasan evaluasi model Mask R-CNN ditunjukkan pada Tabel 2 berikut.

**Tabel 2. Ringkasan Evaluasi Model Mask R-CNN**

| No | Hyperparameters | Value  |
|----|-----------------|--------|
| 1  | Train Loss      | 0.2365 |
| 2  | Validation Loss | 0.257  |
| 3  | mAP             | 71     |

Evaluasi kinerja model yang dibangun dilakukan dengan perhitungan Mean Average Precision (mAP) berdasarkan Rumus 1 agar dapat mengetahui performansi model Mask R-CNN yang dibangun. Perhitungan mAP diterapkan pada hasil dari proses training dan validasi dari model Mask R-CNN. Pada percobaan pertama menggunakan masukan gambar hasil mAP yang diberikan sebesar 71%.

### 3. Pembahasan Pengujian

Penelitian ini menggunakan metode Mask R-CNN sebagai model untuk melakukan klasifikasi tinggi badan yang dapat diterapkan untuk melakukan seleksi pengunjung pada taman bermain. Metode transfer learning juga diterapkan pada saat membangun model Mask R-CNN. Adam [22] mengatakan bahwa pre-trained model merupakan model yang sudah dilatih dan seharusnya model ini sudah memiliki kualitas yang baik. Pre-trained model yang digunakan pada penelitian ini adalah coco dataset. Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan sekumpulan gambar dari orang yang memiliki tinggi di atas 120 cm dan di bawah 120 cm. Dalam membangun model Mask R-CNN seluruh gambar pada dataset harus melalui proses anotasi terlebih dahulu. Proses ini merupakan penggambaran region dari setiap objek pada gambar yang selanjutnya diberikan label yang sesuai. Label yang digunakan pada model adalah “Memenuhi” dan “Tidak Memenuhi”.

Evaluasi model dianalisa berdasarkan grafik dari train loss dan validation loss dari hasil training pembangunan model. Selain itu, perhitungan Mean Average Precision (mAP) juga diterapkan dalam evaluasi model Mask R-CNN. Pada saat pengujian menggunakan masukan gambar nilai masing-masing evaluasi dari train loss, validation loss, dan mAP adalah 0.2635, 0.257, dan 71%. Penerapan dari model ini dengan nilai evaluasi tersebut ditunjukkan pada Gambar 5 dan Gambar 6. Hasil pada Gambar 5 menunjukkan bahwa model berhasil memberikan masking dan label yang sesuai pada masing-masing objek pada gambar, namun pada Gambar 6 model mengalami miss detection dimana terdapat objek yang tidak terdeteksi pada gambar. Selain itu, penggambaran masking juga tidak sempurna pada objek yang terdeteksi. Berdasarkan hasil ini terdapat beberapa kemungkinan yang menyebabkan hasil pengujian model mengalami hal tersebut, seperti kurangnya gambar yang digunakan pada dataset dan penggambaran anotasi yang tidak konsisten pada objek. Selain itu, miss detection pada pengujian pertama juga dapat terjadi karena objek satu dengan lainnya berada pada baris yang sama sehingga model hanya mendeteksi objek dengan nilai piksel yang lebih besar.

Anjani et al [23] melakukan klasifikasi bunga mawar menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Penggunaan metode ini untuk melakukan klasifikasi memberikan nilai akurasi yang tinggi yaitu sebesar 96.33%, namun metode ini tidak memfokuskan deteksinya pada piksel dari objek yang terdeteksi sehingga akan sulit penerapannya untuk melakukan klasifikasi orang dengan membedakan tinggi badannya. Klasifikasi objek lainnya dilakukan oleh Kampffmeyer et al [24] dengan menggunakan metode Deep Convolutional Neural Network yang diterapkan untuk melakukan klasifikasi objek pada urban remote sensing dengan nilai akurasi sebesar 87%. Penggunaan metode Deep Convolutional Neural Network sudah berbasis piksel dari objek yang terdeteksi namun metode ini masih termasuk dalam semantic segmentation. Penggunaan semantic segmentation memiliki kekurangan untuk deteksi orang dengan tinggi yang berbeda karena dalam penerapannya seluruh objek yang terdeteksi akan diberikan warna masking yang sama, terlebih apabila objek berdempetan antara satu dengan lainnya maka masking yang digambarkan akan menjadi satu. Berdasarkan analisa metode ini Mask R-CNN digunakan karena termasuk dalam instance segmentation sehingga deteksi objek menggali piksel yang jauh lebih dalam.

#### **D. Simpulan**

Proses membangun model Mask R-CNN sangat berpengaruh pada hasil akhir dari penelitian yang dilakukan. Anotasi pada gambar dataset sangat mempengaruhi hasil deteksi objek dan label yang diberikan pada masing-masing objek. Pada proses pengujian model terdapat hasil yang menunjukkan bahwa model mengalami miss detection dan juga penggambaran masking yang tidak sempurna pada objek. Penggambaran anotasi yang tidak konsisten akan mempengaruhi hasil masking ketika objek menutupi objek lainnya sedangkan variatif gambar pada dataset juga berpengaruh pada hasil deteksi yang diberikan oleh model. Hasil mAP yang didapatkan yaitu sebesar 71%, nilai ini dapat lebih dimaksimalkan apabila percobaan yang dilakukan memiliki dataset yang lebih besar serta penggambaran region atau anotasi gambar yang lebih konsisten. Mask R-CNN dapat membedakan tinggi badan orang berdasarkan jumlah piksel yang terdeteksi pada masing-masing objek. Analisa hasil pengujian dapat dikembangkan menggunakan confusion matrix seiring dengan pendalaman materi mengenai metode Mask R-CNN agar dapat mendapatkan analisa metode yang lebih luas. Setiap objek yang terdeteksi memiliki nilai ekstraksi pikselnya tersendiri sehingga banyak sekali fitur yang dapat digunakan untuk pengembangan dari penelitian yang dilakukan menggunakan Mask R-CNN.

#### **E. Ucapan Terima Kasih**

Penulis mengucapkan terimakasih sebesar-besarnya kepada orang tua, dosen, dan teman-teman yang telah memberikan dukungan serta doa sehingga dapat terselesaikannya penelitian ini.

#### **F. Referensi**

- [1] M. Kaintako, M. M. Kaseke, and G. N. Tanudjaja, "Hubungan Tinggi Badan dengan Panjang Tulang Femur pada Mahasiswa Etnis Papua di Tomohon Kelurahan Kakasen III," *J. Med. dan Rehabil.*, vol. 1, no. 3, pp. 1–5, 2019.
- [2] I. A. M. DAMAYANTI, I. K. JUNITHA, and I. B. M. SUASKARA, "Pola Pertumbuhan

- Berdasarkan Berat Dan Tinggi Badan Siswa Pada Sekolah Negeri Dan Swasta Di Kota Denpasar, Bali,” *J. Biol. Udayana*, vol. 21, no. 2, p. 78, 2017, doi: 10.24843/jbiounud.2017.vol21.i02.p06.
- [3] S. Agustin, “Hormon Adrenaline: Berbahaya Jika Berlebihan atau Kekurangan,” 2022. <https://www.alodokter.com/hormon-adrenalin-berbahaya-jika-berlebihan-atau-kekurangan> (accessed Jul. 10, 2022).
- [4] M. N. Uddin, M. Rashid, M. Mostafa, S. Salam, N. Nithe, and S. Z. Ahmed, “Automated Queue Management System,” *Type Double Blind Peer Rev. Int. Res. J. Publ. Glob. Journals Inc*, vol. 16, no. 1, 2016, [Online]. Available: <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.
- [5] N. Titarmare and A. Yerlekar, “A Survey on Patient Queue Management System,” *Int. J. Adv. Eng. Manag. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 229–232, 2018, doi: 10.22161/ijaems.4.4.3.
- [6] J. Ndiaye, O. Sow, Y. Traore, M. A. Diop, A. S. Faye, and A. Diop, “Electronic System Using Artificial Intelligence for Queue Management,” *Open J. Appl. Sci.*, vol. 12, no. 12, pp. 2019–2036, 2022, doi: 10.4236/ojapps.2022.1212141.
- [7] A. J. Chadwick *et al.*, “Automatic delineation and height measurement of regenerating conifer crowns under leaf-off conditions using uav imagery,” *Remote Sens.*, vol. 12, no. 24, pp. 1–26, 2020, doi: 10.3390/rs12244104.
- [8] O. Javed and M. Shah, “Tracking and Object Classification for Automated,” *Eur. Conf. Comput. Vis.*, p. IV: 343 ff., 2002.
- [9] S. AULIA, F. E. SATRIA, and R. D. ATMAJA, “Sistem Pengukur Tinggi dan Berat Badan berbasis Morphological Image Processing,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 6, no. 2, p. 219, 2018, doi: 10.26760/elkomika.v6i2.219.
- [10] I. Udlhiya, “Height Measurement System Based on Edge Detection Technique and Analysis of Digital Image Processing,” *Jaict*, vol. 2, no. 2, p. 5, 2019, doi: 10.32497/jaict.v2i2.1292.
- [11] A. B. Abadi and S. Tahcfulloh, “Digital Image Processing for Height Measurement Application Based on Python OpenCV and Regression Analysis,” *Int. J. Informatics Vis.*, vol. 6, no. 4, pp. 763–770, 2022, doi: 10.30630/joiv.6.4.1013.
- [12] N. Suwatkittiwong, T. Charoenpong, C. Sukjamsri, and T. Ouypornkochagom, “Human Height Measurement by Square Template,” *IEEECON 2018 - 6th Int. Electr. Eng. Congr.*, pp. 3–6, 2018, doi: 10.1109/IEEECON.2018.8712310.
- [13] M. Z. Alom *et al.*, “A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures,” *Electron.*, vol. 8, no. 3, 2019, doi: 10.3390/electronics8030292.
- [14] S. Mahapatra, “Why Deep Learning over Traditional Machine Learning? | by Sambit Mahapatra | Towards Data Science,” *Towards Data Science*, Mar. 22, 2018. <https://towardsdatascience.com/why-deep-learning-is-needed-over-traditional-machine-learning-1b6a99177063> (accessed May 30, 2023).
- [15] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, and R. Girshick, “Mask R-CNN,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 42, no. 2, pp. 386–397, 2020, doi: 10.1109/TPAMI.2018.2844175.
- [16] A. F. Gad, “Object Detection Using Mask R-CNN with TensorFlow | Paperspace Blog,” 2020. <https://blog.paperspace.com/mask-r-cnn-in-tensorflow-2-0/> (accessed Aug. 02, 2022).

- 
- [17] R. Dharmadi, "CNN: Beyond Image Classification. Di era dimana Deep Learning sudah... | by Richard Dharmadi | Nodeflux | Medium," May 09, 2018. <https://medium.com/nodeflux/cnn-beyond-image-classification-3b9b0af021a9> (accessed Jun. 16, 2023).
- [18] A. Rosebrock, "Mask R-CNN with OpenCV - PyImageSearch," 2018. <https://pyimagesearch.com/2018/11/19/mask-r-cnn-with-opencv/> (accessed Aug. 02, 2022).
- [19] A. Waleed, "Mask R-CNN for object detection and instance segmentation on Keras and TensorFlow," *Github Repos*, 2017. [https://github.com/matterport/Mask\\_RCNN](https://github.com/matterport/Mask_RCNN) (accessed Jun. 16, 2023).
- [20] D. Shah, "Mean Average Precision (mAP) Explained: Everything You Need to Know," Oct. 07, 2022. <https://www.v7labs.com/blog/mean-average-precision> (accessed Dec. 12, 2022).
- [21] T. Vu, T. Bao, Q. V. Hoang, C. Drebenstedt, P. Van Hoa, and H. H. Thang, "Measuring blast fragmentation at Nui Phao open-pit mine, Vietnam using the Mask R-CNN deep learning model," *Min. Technol. Trans. Inst. Min. Metall.*, vol. 130, no. 4, pp. 232–243, 2021, doi: 10.1080/25726668.2021.1944458.
- [22] R. Adam, "Transfer Learning: Solusi Deep Learning dengan Data Sedikit - Structilmy," Jan. 31, 2021. <https://structilmy.com/blog/2021/01/31/transfer-learning-solusi-deep-learning-dengan-data-sedikit/> (accessed Jul. 10, 2023).
- [23] I. A. Anjani, Y. R. Pratiwi, and S. Norfa Bagas Nurhuda, "Implementation of Deep Learning Using Convolutional Neural Network Algorithm for Classification Rose Flower," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1842, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1842/1/012002.
- [24] M. Kampffmeyer, A. B. Salberg, and R. Jenssen, "Semantic Segmentation of Small Objects and Modeling of Uncertainty in Urban Remote Sensing Images Using Deep Convolutional Neural Networks," *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Work.*, pp. 680–688, 2016, doi: 10.1109/CVPRW.2016.90.