Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id

E - ISSN: 2723-7079 | P - ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari

OPEN ACCESS

https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

Klasifikasi Tinggi Badan Manusia Menggunakan Metode *Mask R-CNN*

Dadang Iskandar Mulyana [1*], Sopan Adrianto [2], Sutisna [3], Rasiban [4], Ahmad Arif Wahyudi [5]

[1*,2,3,4,5] Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

Email: mahvin2012@gmail.com [1*], sopan@stikomcki.ac.id [2], nandang.sutisna@stikomcki.ac.id [3], rasiban@stikomcki.com [4], wahyudiarif1994@gmail.com [5]

Histori Artikel:
Dikirim 23 Oktober 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 11 November 2024; *Diterima* 20 Desember 2024; *Diterbitkan* 10 Januari 2025.

Abstrak

Perkembangan zaman yang semakin pesat tentunya menjadi tolak ukur bagi suatu instansi untuk melakukan transformasi di bidang teknologi. sebuah lembaga diharapkan mampu menerapkan sistem yang dapat memberikan kemudahan bagi banyak pihak yang bergelut di lapangan, peneliti mengambil contoh pada sebuah lembaga akademis sepak bola. Tentunya seleksi untuk masuk akademik sepak bola melalui tahapan yang rumit, calon peserta atau mahasiswa harus mampu memenuhi berbagai persyaratan, salah satunya adalah pengukuran tinggi badan. Saat ini pemilihan tinggi badan calon mahasiswa masih dilakukan secara konvensional dengan memanfaatkan alat ukur. hal ini juga yang melatar belakangi penelitian ini, dalam implementasinya peneliti menggunakan python dengan metode Mask-RCNN, kesimpulan yang didapat sistem mampu mendeteksi objek dengan akurasi hingga 80%.

Kata Kunci: Tinggi Badan; Klasifikasi; Mask R-CNN.

Abstract

The rapid development of the era, of course, becomes a benchmark for an agency to carry out transformation in the field of technology. an agency is expected to be able to implement a system that can provide convenience for many people who are struggling in the field, researchers take the example of a football academic institution. of course the selection to enter the football academic through complicated stages, prospective participants or students must be able to meet various requirements, one of which is height measurement. currently, the selection of height for prospective students is still carried out conventionally by utilizing measuring instruments. this is also the background to this research, in its implementation the researcher used python with the Mask-RCNN method, the conclusion obtained the system is able to detect objects with an accuracy of up to 80%.

Keyword: Body Height; Classification; Mask R-CNN.

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

1. Pendahuluan

Perkembangan zaman yang pesat telah mempengaruhi berbagai aspek kehidupan manusia, terutama dalam bidang teknologi informasi. Hal ini mendorong berkembangnya visi dan misi komputer untuk mengolah video atau gambar guna mendeteksi objek secara otomatis (Mulyana *et al.*, 2020). Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi pengolahan citra dan video semakin maju, didorong oleh kemajuan algoritma dan perangkat keras yang semakin canggih. Salah satu kemajuan signifikan dalam bidang ini adalah penerapan *deep learning*, yang memberikan dampak besar dalam berbagai sektor, mulai dari bidang kesehatan, keamanan, hingga pendidikan. *Deep learning*, sebagai cabang dari *machine learning*, telah menunjukkan kemampuannya dalam memproses data dalam jumlah besar dan menghasilkan model yang dapat mempelajari pola atau struktur data dengan sedikit intervensi manusia. Dengan menggunakan pendekatan ini, sistem komputer dapat menangani masalah yang sebelumnya sulit diselesaikan oleh teknologi tradisional. Deep learning dikembangkan dengan meniru cara otak manusia mengelola dan membedakan berbagai objek atau informasi secara efisien dan akurat (Adrianto *et al.*, 2021). Salah satu penerapan teknologi ini adalah dalam pengolahan citra dan video, di mana model deep learning digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar atau video. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam pengolahan citra adalah *Mask-RCNN*, yang merupakan pengembangan dari metode R-CNN (*Regions with Convolutional Neural Networks*). *Mask-RCNN* mampu mendeteksi dan memisahkan objek dalam gambar atau video, memberikan label pada objek tersebut, dan menghasilkan analisis yang lebih jelas. Keunggulan utama dari metode ini adalah kemampuannya untuk mendeteksi objek dengan akurasi tinggi dan memisahkan objek dengan jelas, memungkinkan analisis yang lebih baik dan hasil yang lebih akurat (Ayu *et al.*, 2021). Proses deteksi objek ini melibatkan beberapa tahapan, mulai dari anotasi gambar, pelatihan model menggunakan dataset, hingga menghasilkan prediksi yang menunjukkan objek yang terdeteksi dalam gambar atau video. Salah satu bidang yang mulai menerapkan teknologi ini adalah seleksi calon mahasiswa pada akademi sepak bola. Di beberapa lembaga pendidikan atau akademi sepak bola, seleksi tidak hanya bergantung pada keterampilan fisik dan teknis dalam bermain sepak bola, tetapi juga pada pengukuran fisik lainnya, salah satunya adalah tinggi badan. Proses pengukuran tinggi badan selama ini dilakukan secara konvensional menggunakan alat ukur standar, seperti mistar atau alat pengukur manual lainnya. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan dan akurasi, yang dapat menjadi kendala dalam proses seleksi yang melibatkan banyak peserta.

Seiring dengan kemajuan teknologi, peneliti mulai mengembangkan solusi berbasis teknologi untuk mempermudah dan mempercepat proses pengukuran tinggi badan. Salah satu pendekatan yang mulai dikembangkan adalah menggunakan metode *Mask-RCNN* untuk mendeteksi tinggi badan melalui gambar atau video. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan Python dengan metode *Mask-RCNN* untuk mengimplementasikan sistem yang dapat mendeteksi tinggi badan calon mahasiswa secara otomatis melalui gambar atau video. Dengan pendekatan ini, diharapkan proses seleksi dapat dilakukan lebih cepat, akurat, dan efisien, serta mengurangi potensi kesalahan manusia dalam pengukuran. Implementasi metode *Mask-RCNN* pada pengukuran tinggi badan melalui gambar atau video melibatkan beberapa tahapan. Pertama, dilakukan anotasi gambar untuk menandai area penting dalam gambar yang akan digunakan untuk pelatihan model. Selanjutnya, gambar yang telah dianotasi digunakan untuk melatih model *Mask-RCNN*, agar model dapat mengenali objek dalam gambar dengan akurasi tinggi. Setelah model dilatih, hasil prediksi dapat digunakan untuk mendeteksi objek dan menghitung tinggi badan peserta secara otomatis. Dengan tingkat akurasi yang diharapkan mencapai 80%, sistem ini dapat memberikan solusi yang efektif dan efisien bagi lembaga akademis, terutama dalam seleksi calon mahasiswa akademi sepak bola. Menurut Diah Ayu, Fathorazi, dan Gulpi dalam jurnalnya, *Mask-RCNN* sangat mudah diaplikasikan dan dilatih karena *framework* R-CNN yang lebih cepat memungkinkan desain arsitektur yang lebih fleksibel (Ayu *et al.*, 2021). Dengan demikian, *Mask-RCNN* dapat diterapkan tidak hanya dalam pengukuran tinggi badan, tetapi juga dalam berbagai bidang lain yang memerlukan deteksi objek dengan akurasi tinggi. Penggunaan teknologi ini semakin penting seiring dengan meningkatnya kebutuhan untuk memproses data dalam

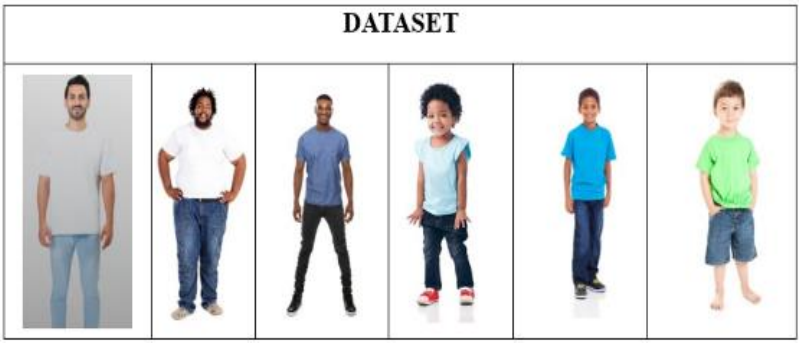
Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

jumlah besar dan membuat keputusan otomatis berdasarkan data yang tersedia. Penerapan metode *Mask-RCNN* dalam pengukuran tinggi badan calon mahasiswa dapat menghasilkan akurasi deteksi hingga 80%. Hal ini menunjukkan potensi besar dari teknologi deep learning dalam mempermudah proses seleksi, yang sebelumnya dilakukan secara manual. Ke depan, diharapkan teknologi ini dapat terus dikembangkan untuk aplikasi lainnya, seperti dalam bidang kesehatan, pengawasan, dan pendidikan, guna mendukung kemajuan teknologi yang lebih efisien dan akurat.

2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan metode dalam pengelolaan informasi, yaitu *observasi*, *wawancara*, dan *studi pustaka*. Kemudian, dalam pengembangan sistem dan penyelesaian masalah yang ditemukan dalam penelitian, peneliti menggunakan metode *Mask-RCNN*. Terdapat beberapa tahap penyelesaian terkait metode yang digunakan. Berikut ini adalah langkah-langkah dalam pengembangan sistem yang harus dilakukan dengan menggunakan metode *Mask-RCNN* (Ayu *et al.*, 2021; Mulyana *et al.*, 2020)

1) Koleksi Dataset
   Dataset diperoleh dari situs bernama *kaggle.com*. Peneliti menggunakan 100 dataset gambar yang mencakup pria dan wanita dengan tinggi badan di atas 120 cm, serta anak-anak dengan tinggi badan 120 cm ke bawah.



Gambar 1. Contoh Dataset

2) Anotasi Gambar
   Proses pelabelan data dilakukan dengan melakukan masking pada citra manusia menggunakan tool yang bernama Makesense.Ai. *Mask RCNN* membutuhkan data yang telah dianotasi terlebih dahulu agar program dapat lebih cepat dalam menemukan objek yang dimaksud karena pada proses anotasi sebelumnya telah menandai *region of interest* yang memuat objek manusia, yaitu objek yang akan diteliti dari suatu citra. Makesense.Ai digunakan karena mampu memberikan efisiensi dalam pengolahan data. Hal ini dikarenakan output yang dihasilkan makesense.ai berupa file JSON dimana program sejenis mengeluarkan file gambar dengan masking yang telah disediakan, sehingga membutuhkan pengolahan lebih lanjut terhadap hasil output yang diberikan oleh program.
3) Pelatihan Gambar
   Pada proses pelatihan data, data yang sudah ada akan diinput ke dalam program dan program akan melakukan analisis data dengan menggunakan keras sebagai *interface*-nya, sehingga pembobotan pada layer-layer di keras menghasilkan output berupa model yang selanjutnya dapat digunakan untuk melakukan prediksi. Pelatihan dilakukan dengan cara mengolah dataset yang telah disediakan dengan menggunakan model *Mask R-CNN*. Pertama, citra akan melewati layer CNN, yaitu layer yang akan menentukan fitur-fitur atau apa saja yang dianggap penting pada suatu citra.

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

4) Keluaran Bobot
Setelah proses pelatihan selesai, program akan mengeluarkan file berupa hasil pembelajaran untuk gambar yang telah diberikan. Hasil analisis ini disebut bobot. Bobot merupakan persentase untuk menentukan neuron mana yang harus digunakan untuk menghubungkan neuron pada suatu lapisan dengan neuron pada lapisan berikutnya. Hasil bobot oleh model digunakan untuk membuat prediksi terhadap data yang diberikan.
5) Prediksi
Proses ini menggunakan bobot yang telah dihasilkan untuk membuat prediksi tentang gambar atau video berkualitas rendah.

Dalam mendeteksi suatu objek perlu dilakukan evaluasi pemodelan sistem yang berfungsi untuk menguji keakuratan sistem deteksi. Objek yang berhasil dideteksi akan ditentukan pada tahap ini yaitu dengan mengelompokkan objek ke dalam kategori memenuhi atau tidak memenuhi. *Mean Average Precision* (mAP) merupakan metrik yang digunakan untuk mengevaluasi model deteksi. Nilai rata-rata dari *average precision* (AP) dihitung berdasarkan nilai akuisisi dari 0 sampai 1.

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

Keterangan:
mAP : Nilai rata-rata *Average Precision (AP)*
N : Jumlah kelas atau kategori objek yang dianalisis
AP_i : Nilai *Average Precision* (AP) dihitung berdasarkan hubungan antara *Precision*
$\sum_{i=1}^{1} AP_i$: Menunjukkan penjumlahan nilai Average Precision (AP) untuk seluruh kelas yang terdapat dalam dataset

3. Hasil dan Pembahasan

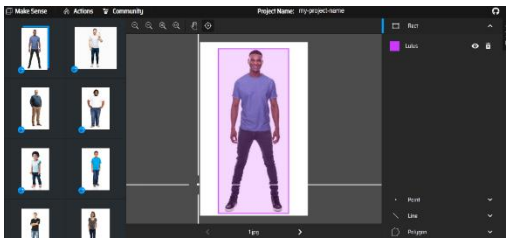
3.1 Hasil

Pada pembuatan aplikasi dan mendukung proses penelitian ini, terdapat beberapa persyaratan sistem yang harus dipenuhi oleh peneliti untuk memastikan bahwa pengembangan aplikasi dan penelitian dapat berjalan dengan optimal. Persyaratan tersebut meliputi aspek perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan selama proses penelitian. Dari sisi perangkat keras, sistem ini membutuhkan laptop *Asus Ryzen 5 5500* dengan prosesor 2.1 GHz yang dilengkapi modul kamera, kapasitas penyimpanan *Harddisk* atau *SSD* sebesar 512 GB, serta *RAM* sebesar 16 GB untuk menunjang kecepatan proses pengolahan data. Sementara itu, dari sisi perangkat lunak, penelitian ini menggunakan sistem operasi *Windows* sebagai platform utama, perangkat lunak manajemen referensi *Mendeley* untuk pengelolaan pustaka, bahasa pemrograman *Python* untuk pengembangan aplikasi, editor kode *PyCharm* untuk pemrograman, dan *Draw.io* sebagai alat bantu untuk merancang diagram. Peneliti memastikan semua persyaratan tersebut telah terpenuhi agar pengembangan dan penelitian berjalan lancar tanpa kendala teknis.

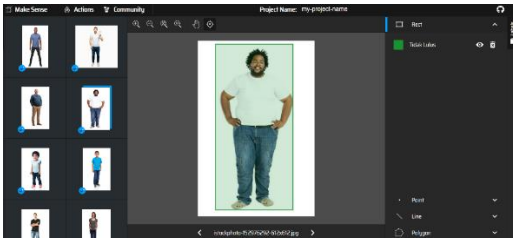
Langkah pertama dalam implementasi sistem deteksi tinggi badan manusia adalah melakukan anotasi gambar. Anotasi dilakukan pada setiap *dataset* pelatihan dan validasi menggunakan *makesense.ai*. Setiap gambar dalam *dataset* diunggah ke *makesense.ai* untuk diberi label ke dalam dua kategori, yaitu "Lulus" dan "Gagal." Proses anotasi ini dilakukan untuk mempermudah model dalam mengenali dan membedakan gambar berdasarkan kategori yang telah ditentukan. Melalui anotasi ini, objek manusia pada gambar diberi tanda atau *mask* untuk menyoroti area yang menjadi fokus penelitian. Proses ini memastikan bahwa model dapat mengidentifikasi objek secara lebih akurat selama pelatihan dan validasi. Anotasi gambar merupakan langkah penting dalam pengembangan model deteksi berbasis

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

metode *Mask R-CNN*, karena data yang dianotasi menjadi input utama yang digunakan untuk melatih model agar mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan tinggi badan manusia dengan baik.



Gambar 2. Anotasi Gambar "Label Lulus"



Gambar 3. Anotasi Gambar "Label Gagal"

Proses selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap hasil dari proses anotasi. Proses ini menghasilkan satu file dalam dataset yang akan memiliki satu file lagi dengan ekstensi file '.xml', file ini berisi fitur atau karakteristik khusus yang mewakili setiap file dalam dataset. Setelah dianotasi, data dibagi menjadi 2 bagian, yaitu 70% data latih dan 30% data uji. Agar dapat diproses lebih lanjut, semua file XML harus diubah menjadi satu file dengan ekstensi file '.csv'. Berikut ini adalah contoh dataset yang siap digunakan dalam proses pelatihan.

Tabel 1. Hasil Pelatihan Dataset

No	Dataset	Split	Jumlah
1	Data *Train*	70%	70 Buah
2	Data *Test*	30%	30 Buah
Total		100%	100 Buah

Tabel 2. Hasil konversi dataset XML ke CSV

Filename	Height	Class
Model 1.jpg	127	L
Model 2.jpg	128	L
Model 3.jpg	130	L
Model 4.jpg	130	L
Model 6.jpg	110	TL
Model 7.jpg	125	L
Model 8.jpg	120	L
Model 9.jpg	100	TL
Model 10.jpg	109	TL

Tabel di atas merupakan sampel atau contoh yang diambil dari 10 gambar, yang merupakan bagian dari total 100 gambar yang telah dikonversikan. Langkah selanjutnya dalam proses ini adalah menghitung akurasi, yang digunakan untuk menguji kemampuan *Mask R-CNN* dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek berupa orang. Pada tahap ini, objek yang berhasil dideteksi akan

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E - ISSN: 2723-7079 | P - ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu memenuhi atau tidak memenuhi kriteria yang telah ditentukan. *Mean Average Precision (mAP)* adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi model deteksi objek seperti *Fast R-CNN*, *YOLO*, *Mask R-CNN*, dan model serupa lainnya. Nilai rata-rata dari *Average Precision (AP)* dihitung berdasarkan nilai akuisisi dalam rentang 0 hingga 1.

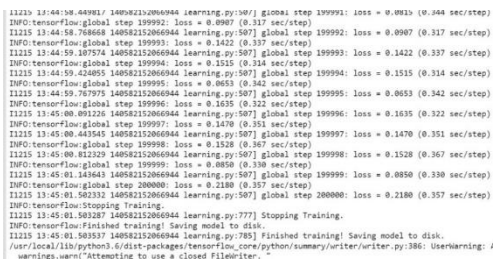
Tabel 3. Nilai Rata-rata (AP)

Filename	Height	Class	AP
Model 1.jpg	127	L	1
Model 2.jpg	128	L	1
Model 3.jpg	130	L	1
Model 4.jpg	130	L	1
Model 5.jpg	110	TL	0
Model 6.jpg	125	L	1
Model 7.jpg	120	L	1
Model 8.jpg	100	TL	0
Model 9.jpg	109	TL	0
Model 10.jpg	170	L	1

Kemudian nilai mAP dihitung satu per satu sesuai dengan nilai AP sequence. Berikut ini adalah hasil evaluasi Mask R-CNN:

1) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$
2) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$
3) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$
4) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$
5) $mAP = 1/0\sum^{1}_{i=1} AP_0$
6) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$
7) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$
8) $mAP = 1/0\sum^{1}_{i=1} AP_0$
9) $mAP = 1/0\sum^{1}_{i=1} AP_0$
10) $mAP = 1/1\sum^{1}_{i=1} AP_1$

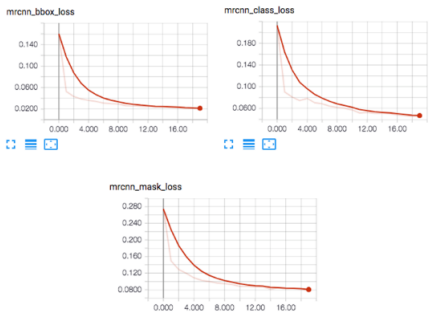
Setelah memiliki file CSV data train dan data test, langkah selanjutnya adalah mengkonversi setiap file menjadi file TFRecord (*TensorFlow Record*). File ini berfungsi untuk melakukan proses training. Training dilakukan dengan menggunakan algoritma deep learning dengan model *Mask R-CNN*. Training dilakukan hingga nilai loss secara konsisten berada di bawah 0,05. Apabila selama proses training tidak didapatkan hasil tersebut, penulis memberikan batasan training sebanyak 200 ribu langkah training. Setiap langkah proses training juga memiliki lama waktu untuk memproses langkah tersebut. Pada penelitian ini, hasil proses training didapatkan nilai rata-rata loss di bawah 0,2. Berikut ini adalah deskripsi proses training.



Gambar 4. Proses Pelatihan

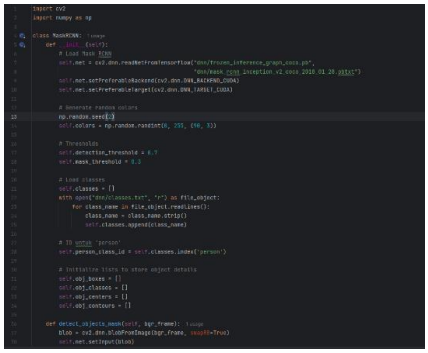
Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

Proses *training* juga dapat diamati dengan menggunakan *tool TensorBoard*. *TensorBoard* dibuat karena *neural network* merupakan suatu proses yang sering disebut sebagai *black box*, yang berarti bahwa programmer tidak mengetahui secara detail proses apa saja yang terjadi di dalam sistem *neural network*. Dengan bantuan *TensorBoard*, programmer dapat melakukan *debugging* dan penyempurnaan model. *TensorBoard* membantu dalam memahami *dependensi* antar operasi, perhitungan bobot, menampilkan fungsi *loss*, dan berbagai informasi lainnya. Melalui *tool* tersebut, penulis dapat mengamati perkembangan proses *training*. Pada *dashboard TensorBoard* terdapat 10 jenis informasi yang ditampilkan dalam bentuk grafik. Beberapa grafik utama yang dijadikan acuan oleh penulis dalam mengamati proses *training* meliputi grafik *box classifier loss* dan grafik *RPN loss*. *RPN loss* merupakan nilai hasil perkalian dari setiap level *impact* dan kemungkinan yang terjadi. Berikut ini adalah contoh grafik yang ditampilkan pada *dashboard TensorBoard*.



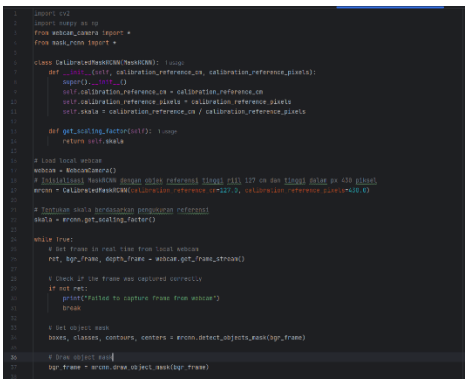
Gambar 5. Diagram Kerugian

Pada grafik *Box Classifier Loss*, nilai *loss* yang diperoleh dari proses *training* mencapai 140. Selanjutnya, proses *training* menghasilkan nilai *RPN Loss* sebesar 180. Pada tahap berikutnya, proses *training Mask Loss* menghasilkan nilai akumulasi sebesar 280, yang diperoleh dari penggabungan nilai *RPN Loss* dengan *Box Classifier Loss*.


Gambar 6. Kode Masker-RCNN

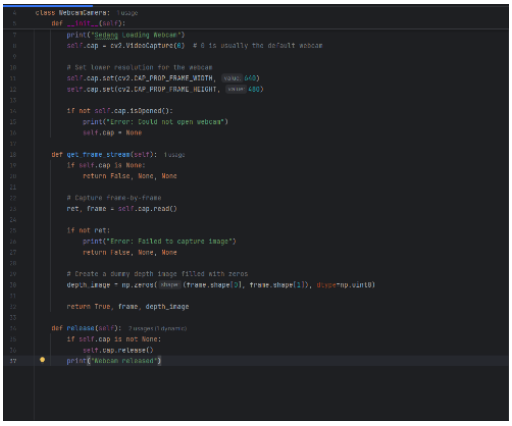
Pengujian awal sistem dilakukan dengan mengimplementasikan model *Mask R-CNN* ke dalam kata kunci atau *source code* yang telah disiapkan. Seperti yang terlihat pada Gambar 4.7, implementasi sistem ini memanfaatkan modul *OpenCV* (*cv2*) dan *NumPy* untuk mendukung pengolahan gambar yang kompleks. Penggunaan modul tersebut dipilih karena memiliki kelebihan dalam pengolahan data visual dan manipulasi *array* numerik, yang sangat penting dalam konteks implementasi model *Mask R-CNN*. Setelah dilakukan serangkaian pengujian, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa sistem berjalan secara optimal tanpa mengalami kendala atau kesalahan sistem. Hal ini menegaskan bahwa integrasi antara model *Mask R-CNN* dengan modul *OpenCV* dan *NumPy* pada *source code* yang digunakan dapat berfungsi dengan efektif dan efisien, sesuai dengan tujuan yang diharapkan dalam pengujian ini.

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E - ISSN: 2723-7079 | P - ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189



Gambar 7. Mengukur Objek

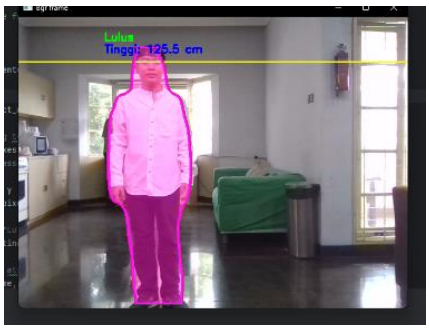
Pada gambar 7, *source code* yang ditampilkan memiliki fungsi utama untuk menampilkan *frame video* dari *webcam* di layar, sekaligus menghitung tinggi objek yang terdeteksi oleh kamera. Selain itu, *source code* ini juga menambahkan garis kalibrasi pada *frame* tersebut, yang berfungsi sebagai penanda batas antara kategori "Lulus" dan "Gagal," berdasarkan metode *masking* yang diterapkan. Garis kalibrasi ini dirancang untuk membantu proses pengukuran yang lebih akurat dan konsisten, dengan mengidentifikasi batas-batas yang ditetapkan melalui proses *masking*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *source code* berjalan lancar tanpa mengalami masalah atau kesalahan sistem, yang menunjukkan stabilitas dan keandalan sistem dalam menjalankan tugas yang dimaksud. Implementasi ini menegaskan kemampuan sistem untuk mendeteksi objek dan mengukur tinggi dengan presisi, serta memberikan umpan balik visual yang diperlukan untuk evaluasi lebih lanjut.



Gambar 8. Webcam

Gambar 8 menunjukkan tampilan layar dari *source code* yang berfungsi sebagai penampil halaman kamera saat sistem berjalan. Tampilan ini memperlihatkan antarmuka visual yang dihasilkan dari implementasi *source code*, di mana umpan video dari *webcam* diproyeksikan langsung ke layar. Pada pengujian yang telah dilakukan, sistem ini beroperasi tanpa kendala, dan seluruh proses berjalan dengan sukses sesuai dengan harapan. Berdasarkan penjelasan yang telah dipaparkan sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa tampilan layar saat sistem berjalan menunjukkan hasil yang memuaskan. Hal ini mencerminkan efektivitas dan keandalan implementasi *source code* dalam menampilkan umpan kamera secara *real-time*, sekaligus mendukung berbagai fungsi tambahan yang telah terintegrasi ke dalam sistem. Berikut ini adalah tampilan layar sistem yang sedang berjalan.

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E - ISSN: 2723-7079 | P - ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189



Gambar 9. Tampilan Layar "LULUS"

Saat sistem dijalankan, proses pelacakan objek (orang) akan berjalan secara otomatis. Sistem ini bertugas untuk mendeteksi dan mengukur tinggi objek yang terdeteksi oleh kamera. Berdasarkan pengukuran yang dilakukan, sistem akan menentukan kategori objek sebagai "Lulus" atau "Tidak Lulus" sesuai dengan kriteria yang telah ditetapkan. Pada Gambar 4.10, terlihat bahwa objek yang terdeteksi oleh sistem memiliki tinggi lebih dari 120 cm. Sistem secara otomatis mengkategorikan objek ini sebagai "Lulus." Klasifikasi ini menunjukkan bahwa objek tersebut memenuhi persyaratan yang ditetapkan oleh sistem untuk lulus uji tinggi badan. Dengan memenuhi standar tinggi badan minimal yang telah ditentukan, objek tersebut dianggap memenuhi syarat dan sesuai dengan kriteria yang dirumuskan dalam sistem.

Gambar 10. Tampilan Layar Gagal

Objek dengan tinggi di bawah 120 cm secara otomatis dikategorikan sebagai "Gagal" oleh sistem. Penilaian ini didasarkan pada kriteria yang telah ditetapkan sebelumnya, di mana tinggi minimum untuk kategori "Lulus" adalah 120 cm. Sistem melakukan analisis individual terhadap setiap objek yang terdeteksi, dan dalam kasus ini, objek tersebut tidak memenuhi persyaratan tinggi minimum. Akibatnya, objek ini ditempatkan dalam kategori "Gagal," yang menunjukkan bahwa objek tersebut tidak memenuhi standar yang telah ditetapkan dalam pengujian.

Gambar 11. Tampilan Layar Beberapa Objek

Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi
https://journal.stmiki.ac.id
E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

Pada Gambar 11, sistem menampilkan semua objek yang terdeteksi, baik yang memenuhi kriteria "Lulus" maupun "Gagal," dalam satu tampilan yang sama. Setiap objek diberi label sesuai dengan klasifikasinya. Objek yang memiliki tinggi di atas 120 cm akan diberi label "Lulus," sementara objek dengan tinggi di bawah 120 cm akan diberi label "Gagal" dalam kategori yang sama. Dengan demikian, tampilan ini menggabungkan kedua klasifikasi ke dalam satu antarmuka, memberikan gambaran umum dari semua objek yang terdeteksi oleh sistem. Pendekatan ini memungkinkan perbandingan langsung antara objek yang lulus dan gagal dalam konteks yang sama, serta memfasilitasi analisis dan interpretasi hasil secara *real-time*.

3.2 Pembahasan

Penelitian ini menggunakan model *Mask R-CNN* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tinggi badan manusia secara otomatis. Pendekatan ini dirancang untuk menggantikan metode manual yang cenderung memakan waktu, tidak efisien, dan berpotensi menghasilkan kesalahan dalam pengukuran. Dalam proses implementasinya, *Mask R-CNN* menunjukkan kemampuan tinggi dalam memisahkan objek dari latar belakang dan memberikan label pada objek yang terdeteksi, sebagaimana diuraikan oleh Ayu *et al.* (2021), yang menyoroti fleksibilitas dan kemudahan pelatihan framework *Mask R-CNN* dibandingkan metode lainnya. Dalam penelitian ini, kriteria tinggi badan minimum untuk kategori "Lulus" adalah 120 cm. Objek yang memiliki tinggi di bawah batas ini secara otomatis diklasifikasikan sebagai "Gagal." Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berhasil mengklasifikasikan objek secara akurat berdasarkan batas kriteria tersebut. Penelitian sebelumnya oleh Fajri *et al.* (2022) juga mendukung efektivitas *Mask R-CNN* dalam deteksi objek yang memerlukan klasifikasi berbasis atribut tertentu, seperti tinggi badan atau ukuran lainnya. Pengujian dilakukan dengan bantuan *TensorBoard*, yang memvisualisasikan parameter pelatihan seperti *Box Classifier Loss*, *RPN Loss*, dan *Mask Loss*. Ketiga parameter ini menunjukkan tingkat kesalahan yang menurun seiring proses pelatihan, yang mengindikasikan bahwa model dapat belajar dengan baik. Sebagaimana diungkapkan oleh Ciaparrone *et al.* (2020), visualisasi seperti ini penting untuk memahami proses optimasi dalam *neural networks* dan mengidentifikasi potensi perbaikan dalam parameter model. Nilai *Mean Average Precision (mAP)* yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem mendekati 1, menunjukkan bahwa model bekerja secara efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek, sejalan dengan hasil yang dilaporkan oleh Tyas dan Ratnaningsih (2023) dalam penggunaan *Mask R-CNN* pada dataset dengan kompleksitas tinggi.

Selain akurasi, sistem ini juga menyajikan hasil deteksi secara visual melalui antarmuka grafis. Gambar 11, misalnya, menunjukkan pengelompokan objek ke dalam kategori "Lulus" dan "Gagal" secara bersamaan, mempermudah pengguna dalam menganalisis hasil deteksi secara *real-time*. Fitur ini relevan dengan temuan dari Wicaksono *et al.* (2021), yang menekankan pentingnya antarmuka pengguna yang intuitif dalam sistem berbasis pengolahan citra untuk meningkatkan efisiensi analisis data. Ada beberapa tantangan yang diidentifikasi. Pertama, kualitas input gambar sangat memengaruhi performa deteksi. Pencahayaan dan resolusi gambar dapat menyebabkan variasi dalam hasil deteksi. Hal ini selaras dengan temuan Fajri *et al.* (2022), yang menunjukkan bahwa kualitas data input memainkan peran penting dalam kinerja model *Mask R-CNN*. Kedua, waktu pelatihan model dapat dipengaruhi oleh parameter dan ukuran dataset. Oleh karena itu, pengaturan parameter yang optimal diperlukan untuk meningkatkan efisiensi tanpa mengorbankan akurasi. Penelitian ini menunjukkan bahwa teknologi *deep learning*, khususnya *Mask R-CNN*, memberikan kontribusi signifikan dalam mendukung otomatisasi proses deteksi tinggi badan. Keberhasilan ini tidak hanya meningkatkan efisiensi dan akurasi pengukuran tetapi juga membuka peluang aplikasi yang lebih luas di berbagai bidang, seperti kesehatan, olahraga, dan pendidikan. Hasil ini mendukung temuan dari berbagai penelitian sebelumnya (Ayu *et al.*, 2021; Fajri *et al.*, 2022; Tyas & Ratnaningsih, 2023), yang menunjukkan potensi besar *Mask R-CNN* dalam deteksi dan klasifikasi objek berbasis citra.

E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

4. Kesimpulan

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi tinggi badan manusia menggunakan metode *Mask R-CNN*. Tujuan utama penelitian ini adalah mengoptimalkan proses klasifikasi tinggi badan dengan memanfaatkan teknologi *deep learning* yang canggih. Sistem yang dikembangkan berhasil mengimplementasikan metode *Mask R-CNN* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tinggi badan manusia secara otomatis dan akurat. Dengan menggunakan *dataset* gambar yang telah dianotasi, sistem mampu mengelompokkan objek ke dalam dua kategori utama, yaitu "Lulus" dan "Gagal," berdasarkan kriteria tinggi badan yang telah ditetapkan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ini memberikan hasil yang konsisten dan memuaskan, membuktikan bahwa metode *Mask R-CNN* efektif untuk aplikasi klasifikasi tinggi badan. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap penggunaan teknologi *Mask R-CNN* dalam pengukuran tinggi badan, menawarkan solusi yang lebih efisien dibandingkan metode manual tradisional. Sistem ini juga memiliki potensi aplikasi yang luas di berbagai bidang, seperti olahraga, pendidikan, dan kesehatan. Lebih lanjut, sistem ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan tinggi badan manusia, yang menegaskan bahwa metode *Mask R-CNN* dapat diadaptasi untuk berbagai aplikasi yang membutuhkan pemrosesan gambar dan deteksi objek dengan presisi tinggi.

5. Daftar Pustaka

Budi, R., Harianto, R. A., & Setyati, E. (2023). Segmentasi Citra Area Tumpukan Sampah Dengan Memanfaatkan Mask R-CNN. *INSYST: Journal of Intelligent System and Computation*, *5*(1), 58-64. https://doi.org/10.52985/insyst.v5i1.305.

Ciaparrone, G., Bardozzo, F., Priscoli, M. D., Kallewaard, J. L., Zuluaga, M. R., & Tagliaferri, R. (2020, July). A comparative analysis of multi-backbone Mask R-CNN for surgical tools detection. In *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 1-8). IEEE.

Dari, S. W., & Triloka, J. (2022, August). Kajian Algoritme Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) dan You Look Only Once (YOLO) Untuk Deteksi Penyakit Kulit Akibat Infeksi Jamur. In *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya* (Vol. 1, pp. 132-138).

Fajri, F. N., Pratamasunu, G. Q. O., & Aprilingga, D. A. Deteksi Wanita Berhijab dan tidak Berhijab dengan menggunakan Metode Mask RCNN. *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, *8*(3), 579-585.

Fajri, F. N., Syaiful, S., & Priambodo, W. G. (2024). Fire and Smoke Object Detection Using Mask R-CNN. *Journal of Advanced Research in Informatics*, *2*(2), 1-7. https://doi.org/10.24929/jars.v2i2.3099.

Ganesh, P., Volle, K., Burks, T. F., & Mehta, S. S. (2019). Deep orange: Mask R-CNN based orange detection and segmentation. *Ifac-papersonline*, *52*(30), 70-75. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.499.

Hartati, E. (2024). KLASIFIKASI PENYAKIT MATA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL RESNET-50. *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi*, *1*(3), 199-206. https://doi.org/10.59407/jrsit.v1i3.529.

E-ISSN: 2723-7079 | P-ISSN: 2776-8074
Vol. 6 No. 1 (2025) | Januari
OPEN ACCESS
https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1189

Mulyana, D. I., Sufriman, A., & Yel, M. B. (2023). Implementasi Deteksi Emosional Pada Wajah Menggunakan Deep Learning-Yolov5. *JUTECH: Journal Education and Technology*, *4*(1), 12-22. https://doi.org/10.31932/jutech.v4i1.2174.

Qotrunnada, F. M., & Utomo, P. H. (2022, February). Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Wajah Bermasker. In *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika* (Vol. 5, pp. 799-807).

Rahdatul'Aisy, N., Putri, S. A., Purba, R. C. B., Ikhwal, M., Erbila, R. J., & Rosyani, P. (2023). Deteksi Crack Dan Studi Perbandingan Berdasarkan Faster R-CNN Dan Mask R-CNN. *BINER: Jurnal Ilmu Komputer, Teknik dan Multimedia*, *1*(3), 526-534.

Solihin, A., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Klasifikasi jenis alat musik tradisional Papua menggunakan metode transfer learning dan data augmentasi. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, *5*(2), 36-44.

Tyas, D. A., & Ratnaningsih, T. (2023). IMPLEMENTASI *MASK-RCNN* PADA DATASET KECIL CITRA SEL DARAH MERAH BERDASARKAN KRITERIA WARNA SEL. *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, *8*(1), 100-104.

Wicaksono, A., Purnomo, M. H., & Yuniarno, E. M. (2021). Deteksi Pejalan Kaki pada Zebra Cross untuk Peringatan Dini Pengendara Mobil Menggunakan Mask R-CNN. *Jurnal Teknik ITS*, *10*(2), A497-A503.

Wona, M. M. A., Asyifa, S. A., Virgianti, R., Hamid, M. N., Handoko, I. M., Septiani, N. W. P., & Lestari, M. (2023). Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, *7*(2), 172-179.