

# Pemanfaatan Algoritma Faster R-CNN ResNet-101 Untuk Deteksi Potongan Tubuh Manusia

Nabilah Hanun<sup>1</sup>, Mochammad Sarosa<sup>2</sup>, Rosa Andrie Asmara<sup>3</sup>

e-mail: [hanunnabilah3@gmail.com](mailto:hanunnabilah3@gmail.com), [msarosa@polinema.ac.id](mailto:msarosa@polinema.ac.id), [rosa.andrie@polinema.ac.id](mailto:rosa.andrie@polinema.ac.id)

<sup>1,2,3</sup>Magister Program Studi Elektro Terapan Jurusan Teknik, Politeknik Negeri Malang, Jalan Soekarno Hatta No.9 Malang, Indonesia

## Informasi Artikel

### Riwayat Artikel

Diterima 20 September 2022

Direvisi 2 November 2022

Diterbitkan 31 Mei 2023

### Kata kunci:

Deteksi  
Faster R-CNN  
Potongan Tubuh  
ResNet-101

### Keywords:

Detection  
Faster R-CNN  
Body Pieces  
ResNet-101

### Penulis Korespondensi:

Nabilah Hanun  
Magister Jurusan Teknik Elektro  
Politeknik Negeri Malang  
Jl. Soekarno Hatta No. 9, Malang, Jawa Timur, Indonesia, 65141  
Email: [hanunnabilah3@gmail.com](mailto:hanunnabilah3@gmail.com)  
Nomor HP/WA aktif: 082148403134

## ABSTRAK

Deteksi potongan tubuh manusia adalah tugas yang sangat menantang. Deteksi potongan tubuh manusia dapat diterapkan dalam berbagai situasi seperti pencarian korban bencana alam, pencarian potongan tubuh yang tertutup dengan objek lain, korban kecelakaan, dan lain – lain sehingga dapat memudahkan para pengguna untuk mendeteksi potongan tubuh manusia. Potongan tubuh dalam penelitian ini dibedakan dalam dua kategori yaitu berdasarkan kelengkapan potongan tubuh manusia dan kelas yang dideteksi. Tujuan pada penelitian ini adalah untuk mengetahui kinerja Faster R-CNN dengan ResNet-101 dalam mendeteksi potongan tubuh manusia. Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 100 citra gambar. Berdasarkan hasil penelitian, Faster R-CNN dengan ResNet-101 pada step 1000, 2000, dan 3000 menunjukkan bahwa hasil terbaik pada deteksi step 3000 dengan *Precision* 79,50%, *Recall* 68,80%, dan *F1 score* 73,76%. Pada penelitian ini, pemanfaatan algoritma Faster R-CNN dengan ResNet-101 mampu mendeteksi potongan tubuh Manusia namun kualitas piksel dan ketajaman pada citra gambar juga mempengaruhi hasil deteksi.

## ABSTRACT

Detection of human body fragments is a very challenging task. Detection of human body parts can be applied in various situations such as searching for victims of natural disasters, searching for body parts that are covered with other objects, accident victims, etc. so that it can make it easier for users to detect human body parts. The body parts in this study were divided into two categories, namely based on the completeness of the human body parts and the class detected. The aim of this study was to determine the performance of Faster R-CNN with ResNet-101 in detecting human body fragments. The number of datasets used is 100 images. Based on the research results, Faster R-CNN with ResNet-101 at steps 1000, 2000, and 3000 showed that the best results were at step 3000 detection with a precision of 79.50%, recall of 68.80%, and F1 score of 73.76%. In this research, the use of the Faster R-CNN algorithm with ResNet-101 is able to detect parts of the human body but the pixel quality and sharpness of the images also affect the detection results.



## 1. PENDAHULUAN

Bagian tubuh manusia berlimpah keunikan seperti tangan, kaki, dan kepala yang mana masing – masing bagian tersebut memiliki ciri sendiri. Keunikan pada bagian tubuh tersebut dapat digunakan dalam bidang ilmu komputer sebagai sarana untuk melakukan deteksi dan pengenalan terhadap potongan tubuh manusia [1] . Di bidang computer vision ada beberapa masalah pengenalan visual yang mendasar klasifikasi citra, deteksi objek, dan segmentasi instance dan segmentasi semantic. Deteksi objek adalah masalah pengenalan yang mendasar dalam visi komputer dan telah meluas. Deteksi objek visual bertujuan untuk menemukan objek dari kelas target tertentu dengan pelokalan yang tepat dalam gambar yang diberikan dan memberikan setiap instance objek label kelas yang sesuai [2]. Identifikasi bagian tubuh merupakan masalah yang mendapat perhatian besar [3] dengan menggunakan pengolahan citra adalah deteksi objek [4]. Target yang dideteksi dapat mengidentifikasi atau klasifikasi suatu objek dalam gambar atau video dan menggambar kotak pembatas atau lokalisasi disekitar objek [5]. Model deteksi yang memberikan kinerja tinggi dan akurasi untuk data citra memberrikan solusi pada permasalahan seperti pengawasan, deteksi wajah, dan lain – lain [4]. Salah satu algoritma yang diimplementasikan untuk mendeteksi potongan tubuh manusia dengan akurasi yang bagus adalah Faster R-CNN karena menggunakan Region Proposal Network (RPN) dan klasifikasi jaringan untuk mendeteksi sasaran secara akurat [6] . Faster R-CNN dengan ResNet-50 digunakan untuk meningkatkan kinerja pendeteksian potongan tubuh manusia.

Pada penelitian sebelumnya, deteksi potongan tubuh korban bencana alam namun memakai metode yang berbeda yakni Algoritma YOLOv3 dan YOLOv3-Tiny. Penelitian tersebut melakukan perbandingan antar algoritma yang digunakan, berdasarkan hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa penggunaan alhoritma YOLOv3 lebih bagus dibandingkan dengan algoritma YOLOv3-Tiny [7].

Pada penelitian dengan judul "Implementasi Pengolahan Citra pada Quadcopter untuk Deteksi Manusia Menggunakan ALgoritma YOLO" melakukan penelitian pendeteksi manusia dengan hasil pengujian nilai mAP yang diperoleh sebesar 86,8% yang berarti akurasi system mendeteksi sudah baik. Dengan waktu pemrosesan untuk training adalah sebesar 831,6s untuk 700 gambar. Dapat disimpulkan bahwa pada penelitian ini akurasi deteksi sudah baik dan optimal hingga jarak 4,5 meter serta dapat mendeteksi lebih dari satu dalam satu frame [8].

Penelitian sebelumnya dengan judul "Model Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode YOLO untuk Mobile Robot" yang berhasil mendeteksi manusia dengan mAP sebesar 87,03% dengan waktu pemrosesan membutuhkan 116 detik dengan jumlah total gambar sebanyak 904 gambar. Proses uji deteksi di dalam kisaran sudut tertentu berhasil mengklasifikasikan objek yang berada di dalam range dan yang di luar kisaran [9].

Penelitian sebelumnya dengan judul "Deteksi Objek Manusia Pada Image Dengan Mteode Thinning Berdasarkan Local Maxima" membahas mengenai identifikasi objek manusia dalam suatu image yang dapat dipengaruhi oleh faktor dari dalam seperti ekspresi wajah, bentuk tubuh, warna kulit, latar belakang yang bervariasi dan sudut pengambilan gambar. Hasil pengujian pada penelitian ini mendapatkan hasil deteksi dengan akurasi sebesar 80%, hal ini terjadi karena *local maxima* tidak dapat mendeteksi citra piksel yang tidak jelas pada objek dengan warna kulit, wajah, dan dari bentuk tubuh orang yang berbeda – beda [10].

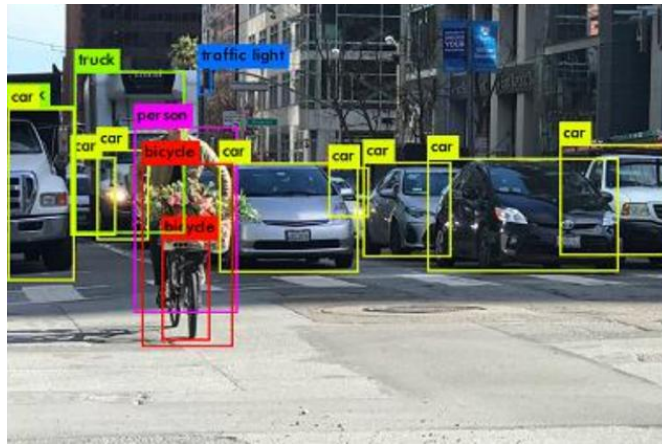
Sehingga pada penelitian ini menggunakan metode Faster R-CNN yang akan dirancang system pendeteksi potongan tubuh manusia berbasis pengolahan citra dengan implementasi ResNet-101.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 DETEKSI OBJEK

Deteksi objek adalah pendeteksi visi komputer untuk mengidentifikasi dan menemukan item dalam gambar atau video. Deteksi objek dapat digunakan untuk menghitung item gambar, menentukan dan memantau posisinya secara tepat, dan memberi label secara tepat, menggunakan jenis identifikasi dan lokalisasi [11].



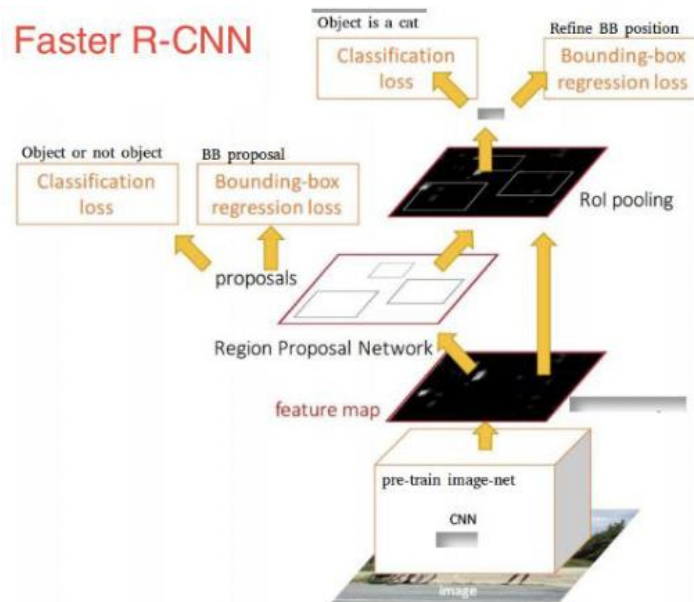


Gambar 1. Ilustrasi deteksi objek [11]

## 2.2 FASTER R-CNN

Untuk lebih mengurasi kompleksitas waktu dan juga untuk menghasilkan proposal wilayah yang akurat terdapat sebuah jaringan bernama Faster R-CNN. Faster R-CNN dirancang dengan menggabungkan Fast R-CNN dan jaringan saraf baru yang sepenuhnya konvolusional yaitu *Region Proposal Network* (RPN). RPN tidak hanya menghasilkan proposal wilayah yang berkualitas tinggi, tetapi juga dapat secara bersamaan mengusulkan batasan objek dan skor objektivitas di setiap posisi [12]. RPN menghasilkan beberapa bounding box, dengan setiap voxel memiliki dua skor probabilitas, yaitu pada lokasi tersebut terdapat objek atau tidak. *Region – region* yang dihasilkan tersebut akan menjadi *input* untuk arsitektur yang mirip seperti Faster R-CNN [13]. Gambar Faster R-CNN dapat dilihat pada gambar 2. Jaringan ini biasanya terdiri dari [14]:

- Algoritma proposal wilayah untuk menghasilkan “kotak pembatas” atau lokasi objek yang mungkin ada dalam gambar
- Tahap pembangkitan fitur untuk mendapatkan fitur dari objek tersebut
- Lapisan klasifikasi untuk memprediksi kelas yang dimiliki objek
- Lapisan regresi untuk membuat koordinat kotak pembatas objek lebih tepat.



Gambar 2. Sistem Faster R-CNN [13]

Faster R-CNN mempunyai beberapa bagian penting sebagai berikut : [13]



1. Resnet 101

Resnet 101 adalah struktur jaringan yang diusulkan oleh Kaiming He et al., yang menggunakan koneksi pintasan untuk menghindari masalah *disperse gradien* sekaligus memperdalam kedalaman jaringan. Resnet sederhana dan praktis, begitu banyak penelitian menggunakan ResNet 50 atau ResNet 101 sebagai ekstraktor fitur dasar. Dalam penelitian ini Conv1 ke Conv5 dari Resnet101 digunakan sebagai ekstraktor fitur [15].

2. Region Proposal Network (RPN)

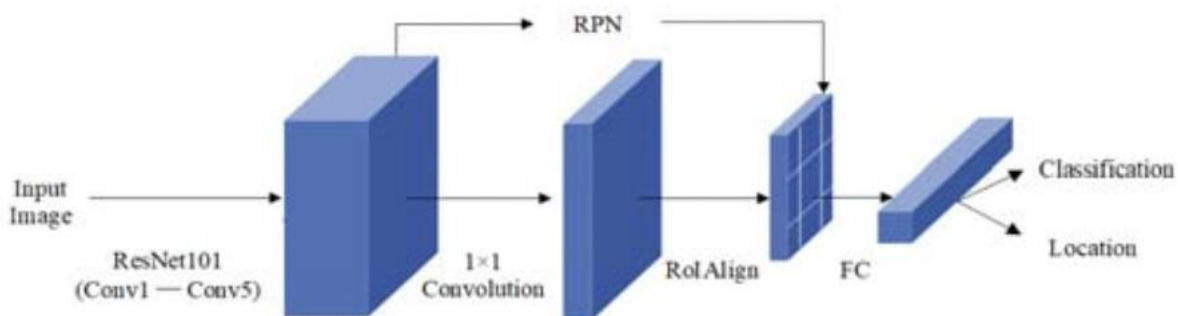
RPN atau *Region Proposal Network* adalah salah satu tahapan dalam Faster R-CNN yang berguna untuk mencari peluang lokasi batasan pada objek dari wilayah yang sudah diketahui sehingga disebut dengan *Region of Interest* (RoI). Masukan pada RoI merupakan *feature maps* yang dikeluarkan pada proses CNN dengan menggunakan *multiple convolution layers* dan *max pooling layers*. Pada RPN, bermula saat citra dimasukkan pada proses jaringan saraf konvolusi sehingga menghasilkan *feature maps*. *Feature maps* terdiri dari enam bagian yaitu penentuan objek dan non objek dengan indeks nilai 0-1, letak koordinat nilai x dan y, nilai *weight* dan *height* dari *bounding box*.

3. RoIAlign

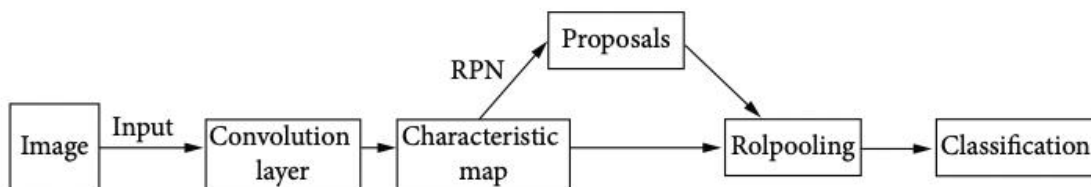
RoIAlign menggunakan algoritma kuantisasi dan interpolasi yang lebih akurat untuk menghindari hilangnya piksel tepi. Hal tersebut dapat memanfaatkan piksel sepenuhnya sehingga akurat untuk mendeteksi target kecil dan membedakan target yang dekat atau tumpang tindih [15].

4. Classifier and Regression Networks

*Classifier* adalah suatu proses untuk melakukan klasifikasi *Region of Interest* (RoI) yang telah diidentifikasi pada proses RPN kedalam kelas atau target objek yang sesuai.



Gambar 3. Gambaran Umum Mengenai Pendetektakan Deteksi [15]

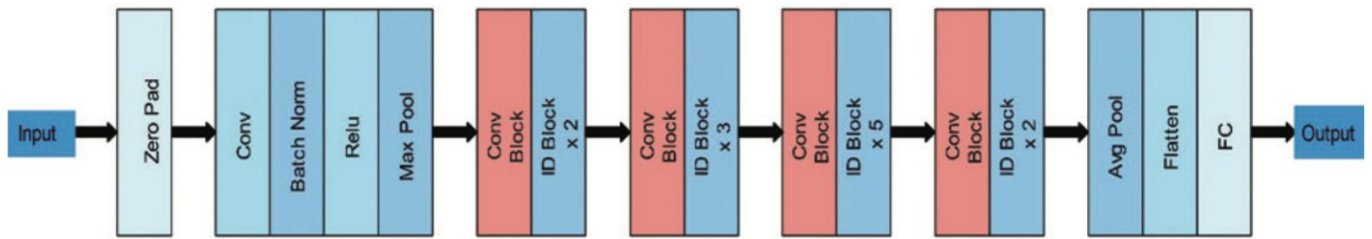


Gambar 4. Skematik diagram dari ResNet-101 dan Faster R-CNN Network Structure [16]

2.3 Resnet-101

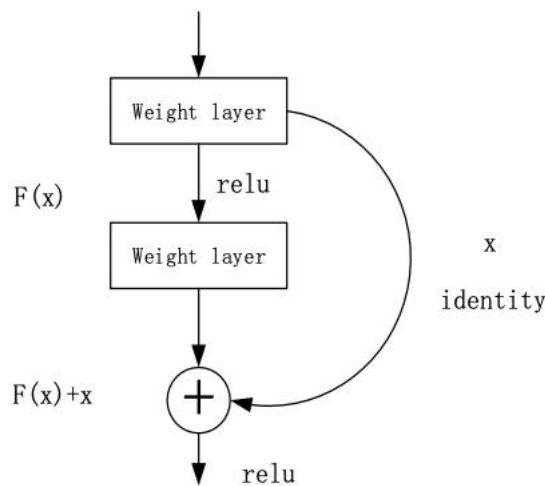
ResNet mewakili sisa jaringan, dan memiliki peran penting dalam masalah visi komputer. ResNet101 berisi 104 lapisan convolutional yang terdiri dari 33 blok lapisan, dan 29 kotak ini langsung digunakan di blok sebelumnya. Awalnya, jaringan ini dilatih pada kumpulan data ImageNet, yang mencakup 1000 kelas objek. Arsitektur asli telah diilustrasikan pada Gambar 3. Gambar ini menunjukkan bahwa gambar masukan diproses dalam blok residu, dan setiap blok terdiri dari beberapa lapisan [17].





Gambar 5. Arsitektur asli dari Resnet 101 Deep Learning Model[18]

Seperti yang ditunjukkan pada gambar 5, sebuah blok diimplementasikan seperti 1x1, 64, 3x3, 64, 1x1, 256. Dalam struktur ini, kernel konvolusi 1x1 hanya mengubah jumlah saluran keluaran, dan konvolusi 3x3 dapat mengubah ukuran kernel konvolusi, yang terkait dengan Langkah parameter. Saat menentukan Bottleneck (tipe pengenalan), ukuran kerner konvolusi dapat berubah. Resnet menggunakan metode koneksi yang disebut "koneksi pintasan". Seperti Namanya, jalan pintas berarti "mencari jalan pintas", seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut ini[18].



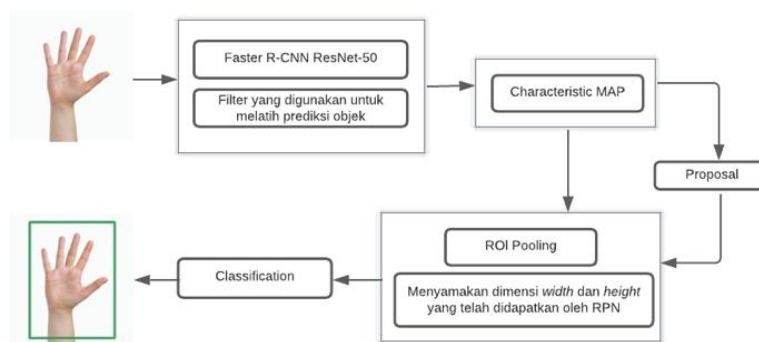
Gambar 6. *Shortcut Connection*

Struktur resnet dapat mempercepat pelatihan jaringan syaraf dalam dengan sangat cepat, dan akurasi deteksi target juga meningkat pesat. Pada saat yang sama, jaringan pelatihan ResNet memiliki parameter yang lebih sedikit daripada VGG[18].

### 3 METODE PENELITIAN

Pada penelitian deteksi objek potongan tubuh manusia dengan Faster R-CNN ResNet-101 ini dapat dilihat pada Gambar 7. Proses dimulai dengan proses konvolusi. Proses konvolusi menggunakan arsitektur, Resnet 101. Hasil dari dua arsitektur selanjutnya akan diproses *Region Proposal Network (RPN)* yang bertujuan untuk meningkatkan tingkat prediksi sebuah objek. Dalam RoI Polling terjadi kuantisasi dan interpolasi pada piksel sehingga membantu menghindari hilangnya piksel yang dapat berdampak pada tingkat akurasi. Dengan memanfaatkan piksel sepenuhnya sehingga system dapat membedakan target objek, objek kecil, serta objek yang tumpang tindih.





Gambar 7. Diagram Alur Penelitian

### 3.1 Dataset

Dataset yang diaplikasikan pada penelitian ini sebanyak 100 gambar yang terbagi atas 80 gambar untuk data latih dan 20 gambar untuk data uji. Pada saat data telah terkumpul dengan sesuai, dapat dilakukan anotasi pada masing – masing data. Anotasi adalah proses memberikan label pada data yang dalam penelitian ini berbentuk gambar. Anotasi data pada penelitian ini memberikan label pada potongan atau bagian tubuh manusia yang terdapat pada gambar. Proses memberi label ini dilakukan dengan memberi *tag* secara manual pada setiap gambar termasuk data latih dan data uji. Hasil anotasi akan berupa *bounding box* berbentuk persegi empat yang teletak disekitar bagian luar objek potongan tubuh manusia [7]. Beberapa bentuk dataset yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Sampel Dataset

Penjelasan yang didapatkan dari hasil *labeling* adalah bentuk koordinat atau biasa disebut dengan *bounding box* sekaligus format dimensi panjang dan lebar, nama kelas objek yang telah diberikan dan berkaitan dengan penelitian. *File labeling* yang disimpan akan berekstensi .txt. Proses pelatihan akan dilakukan mulai dari step 1000 hingga 3000 untuk mengetahui perbedaan deteksi tiap step dengan menggunakan Algoritma Faster R-CNN ResNet-101.

### 3.2 Penerapan Sistem

Pada penelitian ini, system diimplementasikan pada platform *Google Colab*, Sistem Operasi yang digunakan yaitu MacOS Monterey, dengan spesifikasi laptop adalah CPU 8-Core, GPU 7-Core, SSD 256 GB, Memori 8GB.

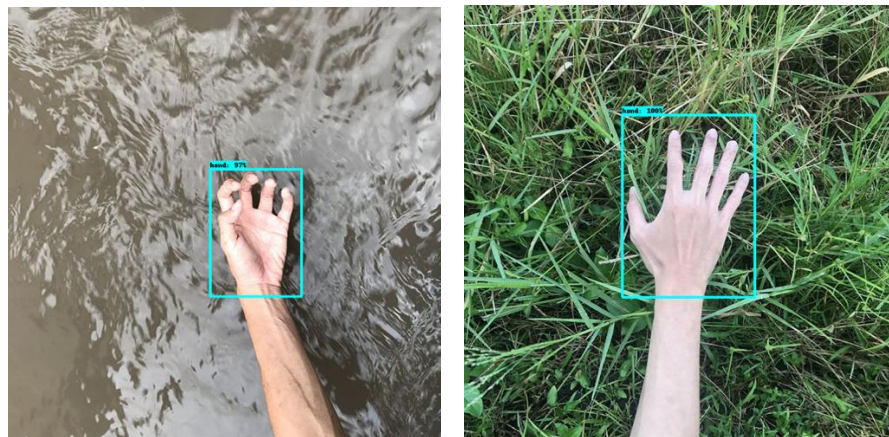
## 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pada penelitian ini akan dijelaskan hasil evaluasi dan hasil pengujian yang telah dilakukan pada deteksi potongan tubuh manusia. Berdasarkan hasil yang diperoleh dari data deteksi potongan tubuh manusia, data dibagi menjadi tiga kelompok yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). *True Positive* adalah



*bounding box* pada kelas positif dan menunjukkan deteksi objek yang tepat atau sistem dapat mendeteksi sekaligus melokalisasi objek dengan tepat. *False Positive* adalah *bounding box* pada kelas positif tetapi menghasilkan deteksi yang salah atau sistem dapat mendeteksi objek tetapi pada objek yang salah dan tidak sesuai. *False Negative* adalah *bounding box* pada kelas negatif sehingga menghasilkan deteksi yang salah atau sistem tidak bisa mengenali dan mendeteksi objek apapun pada gambar.

Hasil eksperimen deteksi objek potongan tubuh manusia ditunjukkan pada Gambar 9. Yang mana hasil deteksi objek potongan tangan dengan posisi tangan mengepal dan tangan terbuka. Perbedaan posisi dan letak tangan mempengaruhi nilai akurasi deteksi, hal ini dapat dibuktikan pada gambar dengan tangan mengepal diperoleh akurasi sebesar 97% sedangkan pada tangan dengan posisi terbuka mendapatkan akurasi deteksi sebesar 100%.



Gambar 9. Hasil deteksi tangan mengepal dan tangan terbuka

Hasil deteksi potongan kepala Pada Gambar 10. dengan keadaan dan posisi yang berbeda, yakni kepala tampak depan dengan sebagian wajah tidak terlihat dan kepala dengan posisi tampak samping. Posisi yang berbeda mempengaruhi nilai akurasi, pada kepala tampak depan memperoleh nilai akurasi sebesar 100%, sedangkan gambar kepala tampak samping hanya mendapatkan nilai akurasi sebesar 99%.



Gambar 10. Hasil deteksi potongan kepala tampak depan dan tampak samping

Hasil deteksi potongan kaki yang ditunjukkan pada Gambar 11. Menunjukkan posisi kaki yang berbeda yakni kaki tampak samping dan kaki tampak atas. Perbedaan posisi kaki dapat mempengaruhi nilai akurasi deteksi system, hal ini dibuktikan dengan posisi kaki tampak samping pada gambar mendapatkan nilai akurasi lebih rendah sebesar 90% sedangkan pada posisi kaki tampak atas mendapatkan nilai akurasi sebesar 100%.





Gambar 11. Hasil deteksi potongan kaki tampak samping dan tampak atas

Tabell 1. Hasil Waktu Komputasi Pelatihan

Step	Waktu Komputasi Pelatihan	
	1000	4 Menit 45 Detik
2000	7 Menit 22 Detik	
3000	9 Menit 50 Detik	

Berdasarkan pada hasil waktu komputasi pelatihan yang ditampilkan pada Tabel 1. Menunjukkan pada step 1000 membutuhkan waktu komputasi pelatihan selama 4 menit 45 detik. Pada step 2000 membutuhkan waktu selama 7 menit 22 detik, sedangkan pada step 3000 membutuhkan waktu selama 9 menit 50 detik. Hal ini menunjukkan bahwa semakin banyak step yang digunakan untuk proses pelatihan maka semakin lama juga waktu yang dibutuhkan.

Tabel 2. Hasil Pengujian

Step	TP	FP	FN
1000	11	4	5
2000	11	3	6
3000	12	3	5

Berdasarkan Tabel 2, nilai *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) paling bagus dihasilkan pada step 3000 dimana nilai *True Positive* tertinggi sebesar 12. Nilai *False Positive* dan *False Negative* terendah terdapat pada step 3000 dimana nilai masing – masing 3 dan 5. Semakin banyak atau besar jumlah step yang digunakan maka nilai *True Positive* semakin besar atau tinggi, serta nilai *False Positive* dan *False Negative* semakin kecil atau rendah.

Perhitungan *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan rumus perhitungan dibawah ini

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$F1\ Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (3)$$





Berdasarkan persamaan (1), (2), dan (3) didapatkan hasil evaluasi dari pengujian yang telah dilakukan ditunjukkan pada Tabel 3 .

Tabel 3. *Precision, Recall, F1 Score*

<b>Step</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1 Score</b>
<b>1000</b>	74,10%	66,20%	69,93%
<b>2000</b>	76,10%	65,80%	70,58%
<b>3000</b>	79,50%	68,80%	73,76%

Berdasarkan Tabel 3, nilai *True Positive*, *False Positive*, dan *False Negative* menunjukkan bahwa Faster R-CNN dengan Resnet-101 memiliki tingkat kebenaran yang cukup tinggi. Hasil nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* paling tinggi diperoleh pada step 3000 dengan nilai masing – masing 79,50%, 68,80%, 73,76%. Berdasarkan hasil tersebut menunjukkan bahwa penelitian yang dilakukan memperoleh hasil pengujian yang bagus sehingga sistem dapat diimplementasikan untuk deteksi potongan tubuh manusia. Beberapa kegagalan deteksi pada system atau kurang tingginya akurasi karena tampilan objek yang terlalu kecil pada gambar sehingga objek terlihat tidak jelas, jumlah piksel pada citra gambar, maupun resolusi gambar sangat berpengaruh pada tingkat akurasi deteksi objek.

## 5 KESIMPULAN

Pada penelitian ini membahas mengenai algoritma Faster R-CNN dengan ResNet-101 untuk mendeteksi potongan tubuh manusia pada citra gambar. Dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 100 gambar dimana 80 gambar sebagai data latih dan 20 gambar sebagai data uji yang dilakukan hingga mencapai step 3000. Berdasarkan eksperimen yang dilakukan, telah diperoleh nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* yang tinggi yaitu masing masing sebesar 79,50%, 68,80%, dan 73,76%. Dalam deteksi potongan tubuh manusia ada beberapa faktor yang dapat mempengaruhi hasil deteksi, yaitu tingkat resolusi gambar, kecilnya objek yang akan dideteksi pada gambar, dan posisi objek. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menyelesaikan masalah atau mengembangkan sistem sehingga mendapatkan hasil deteksi yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Heryana, R. Mayasari, and K. A. Baihaqi, "Penerapan Haar Cascade Classification Model Untuk Deteksi Wajah, Hidung, Mulut, dan Mata Menggunakan Algoritma Viola-Jones," 2020.
- [2] X. Wu, D. Sahoo, and S. C. H. Hoi, "Recent advances in deep learning for object detection," *Neurocomputing*, vol. 396, pp. 39–64, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.neucom.2020.01.085.
- [3] L. K. Topham, W. Khan, Ijmuacuk Dhiya Al-Jumeily, and Ijmuacuk Abir Hussain, "Human Body Pose Estimation for Gait Identification: A Comprehensive Survey of Datasets and Models", [Online]. Available: <http://researchonline.ljmu.ac.uk/>
- [4] Z. Zou, Z. Shi, Y. Guo, and J. Ye, "Object Detection in 20 Years: A Survey," May 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1905.05055>
- [5] Diwakar and D. Raj, "Recent Object Detection Techniques: A Survey," *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, vol. 14, no. 2, pp. 47–60, Apr. 2022, doi: 10.5815/ijigsp.2022.02.05.
- [6] S. Parvathi and S. Tamil Selvi, "Detection of maturity stages of coconuts in complex background using Faster R-CNN model," *Biosyst Eng*, vol. 202, pp. 119–132, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2020.12.002.
- [7] M. Sarosa and N. Muna, "IMPLEMENTASI ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO) UNTUK DETEKSI KORBAN BENCANA ALAM," vol. 8, no. 4, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184407.
- [8] A. N. Sugandi and B. Hartono, "Implementasi Pengolahan Citra pada Quadcopter untuk Deteksi Manusia Menggunakan Algoritma YOLO," 2022.
- [9] Khairunnas, E. M. Yuniarno, and A. Zaini, "Pembuatan Modul Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode YOLO untuk Mobile Robot".
- [10] M. Harahap, E. Sartana Agustia, M. Marsyal Lubis, A. Anggara, U. Prima Indonesia, and J. Sekip Simpang Sekambang, "Deteksi Objek Manusia Pada Image Dengan Metode Thinning Berdasarkan Local Maxima," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 7, no. 3, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [11] S. Kumari and D. Agrawal, "A Review on Video Based Vehicle Detection and Tracking using Image Processing," 2022. [Online]. Available: [www.ijrpr.com](http://www.ijrpr.com)



- [12] M. Maity, S. Banerjee, and S. Sinha Chaudhuri, "Faster R-CNN and YOLO based Vehicle detection: A Survey," in *Proceedings - 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2021*, Apr. 2021, pp. 1442–1447. doi: 10.1109/ICCMC51019.2021.9418274.
- [13] S. Megawan and W. S. Lestari, "Deteksi Spoofing Wajah Menggunakan Faster R-CNN dengan Arsitektur Resnet50 pada Video (Face Spoofing Detection Using Faster R-CNN with Resnet50 Architecture on Video)," 2020. [Online]. Available: <https://www.idiap.ch/dataset/replayattack>.
- [14] S. Singh, U. Ahuja, M. Kumar, K. Kumar, and M. Sachdeva, "Face mask detection using YOLOv3 and faster R-CNN models: COVID-19 environment," *Multimed Tools Appl*, vol. 80, no. 13, pp. 19753–19768, May 2021, doi: 10.1007/s11042-021-10711-8.
- [15] H. Zhu, Q. Yayun, H. Shi, N. Li, and H. Zhou, *Human Detection Under UAV: an Improved Faster R-CNN Approach*.
- [16] X. Renjun, Y. Junliang, W. Yi, and S. Mengcheng, "Fault Detection Method Based on Improved Faster R-CNN: Take ResNet-50 as an Example," *Geofluids*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/7812410.
- [17] A. Khan *et al.*, "Human Gait Recognition Using Deep Learning and Improved Ant Colony Optimization," *Computers, Materials and Continua*, vol. 70, no. 2, pp. 2113–2130, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.018270.
- [18] Y. Wang, Z. Li, X. Yang, N. Luo, Y. Zhao, and G. Zhou, "Insulator Defect Recognition Based on Faster R-CNN," in *Proceedings of the 2020 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems, CITS 2020*, Oct. 2020. doi: 10.1109/CITS49457.2020.9232614.

