

DETEKSI TANDA KEHIDUPAN PADA KORBAN BENCANA ALAM DENGAN ALGORITMA YOLO DAN OPEN POSE

LIFE SIGN DETECTOR USING YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO) AND OPEN POSE

Dhia Shafa Aulia¹, Casi Setianingsih², Meta Kallista³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

dhiashafa@student.telkomuniversity.ac.id¹, setiacasie@telkomuniversity.ac.id²,
metakallista@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Bencana alam merupakan peristiwa alam yang mengakibatkan dampak besar bagi populasi manusia yang datang secara tiba-tiba dan tidak dapat dihindari oleh siapapun. Bencana alam juga dapat merusak dan menghancurkan bangunan sehingga pada pasca bencana alam seperti gempa bumi, tanah longsor, tsunami dan lainnya pencarian jalur darat terhambat karena permukaan daratan yang tidak stabil dan medan yang sulit dijangkau oleh Tim SAR (search and rescue). Pada penelitian ini menghasilkan output sistem pendeteksi korban bencana alam yang masih hidup atau tidak. Dalam pelaksanaannya, metode YOLO digunakan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi korban bencana alam. Dataset yang digunakan untuk mendeteksi korban bencana adalah dataset custom yang berisikan 347 gambar kelas manusia dengan berbagai pose. Pada salah satu model terbaik yang digunakan, didapatkan nilai akurasi sebesar 93.6% untuk mengidentifikasi korban bencana alam. Setelah korban terdeteksi, sistem akan mendeteksi pergerakan dada atau punggung menggunakan motion detection dengan memanfaatkan OpenPose dalam membangun Region of Interest (ROI) untuk mengetahui korban yang dideteksi masih hidup atau tidak. Hasil pengujian ketepatan ROI untuk membaca pergerakan dalam menentukan hidup atau tidak menggunakan 4 subjek 3 manusia dan 1 manekin mendapatkan akurasi 100%, hal ini dapat disimpulkan bahwa sistem ini bekerja dengan baik.

Kata kunci : Object Detection, YOLO (You Only Look Once), Bencana Alam, Open Pose, Region of Interest (ROI).

Abstract

Natural disasters are natural events that result in a large impact on the human population that comes suddenly and cannot be avoided by anyone. Natural disasters can also damage and destroy buildings so that in the aftermath of natural disasters such as earthquakes, landslides, tsunamis and others, the search for land routes is hampered due to unstable land surfaces and terrain that is difficult to reach by the SAR (search and rescue) Team. In this study, the output of a natural disaster victim detection system is still alive or not. In practice, the YOLO method is used in this final project to identify victims of natural disasters. The dataset used to detect disaster victims is a custom dataset containing 347 human class images with various poses. In one of the best models used, an accuracy value of 93.6% was obtained to identify victims of natural disasters. After the victim is detected, the system will detect the movement of the chest or back using motion detection by utilizing OpenPose in building a Region of Interest (ROI) to determine whether the detected victim is still alive or not. The results of the ROI accuracy test for reading movement in determining life or not using 4 subjects 3 humans and 1 mannequin get 100% accuracy, it can be concluded that this system works well.

Keywords: Object Detection, YOLO (You Only Look Once), Natural Disasters, Open Pose, Region of Interest (ROI).

1. Pendahuluan

Bencana alam merupakan peristiwa yang bisa terjadi kapan saja tanpa terduga. Bencana alam juga mengakibatkan kerugian yang sangat besar dan dapat merusak bangunan, bahkan dapat merenggut nyawa. Evakuasi korban bencana alam yang cepat dan tepat sangat dibutuhkan dalam menyelamatkan para korban bencana alam, akan tetapi dalam proses evakuasi pasti banyak kendala yang terjadi pada saat bencana alam ini terjadi seperti sulitnya akses menuju tempat korban bencana, tingkat kerusakan yang diakibatkan oleh bencana, serta kondisi cuaca yang tidak memungkinkan pada saat pasca bencana alam [1].

Dari permasalahan di atas, diperlukan sebuah sistem yang dapat menjadi solusi dari permasalahan tersebut. Sistem yang dapat mengidentifikasi korban bencana alam serta mendeteksi tanda kehidupan pada korban. Sehingga dapat memudahkan tim SAR dalam melakukan evakuasi korban. Maka dari itu, pada penelitian ini yang berjudul “DETEKSI TANDA KEHIDUPAN PADA KORBAN BENCANA ALAM DENGAN ALGORITMA YOLO DAN OPEN POSE” ini dengan tujuan untuk menjawab permasalahan diatas. Penulis membuat sistem untuk mendeteksi korban bencana alam masih hidup atau tidak dengan object detection menggunakan metode YOLO (You Only Look Once) dan deteksi tanda-tanda kehidupan dengan menggunakan OPEN POSE yang akan dibangun Region of Interest (RoI) pada bagian dada dan punggung untuk mendeteksi tanda pergerakannya. Sehingga korban yang masih hidup dapat diselamatkan lebih dulu supaya bisa mendapatkan pertolongan pertama atau pertolongan medis serta memudahkan para Tim SAR dalam mengevakuasi korban bencana alam.

Sistem ini mampu mendeteksi korban bencana alam dengan video yang ditangkap oleh kamera drone. Dan hasil dari video yang telah terdeteksi manusia akan dideteksi pergerakan dada atau punggung pada korban. Hasil pergerakan pada manusia dan maneken dalam berbagai pose menunjukkan bahwa deteksi gerakan akan berguna untuk mendeteksi tanda-tanda kehidupan tanpa kontak fisik. Hasil yang disajikan dalam penelitian ini mengarah pada pendekatan baru untuk deteksi kehidupan dan penilaian penginderaan hidup jarak jauh dari korban.

2. Dasar Teori

2.1 Object Detection

Object Detection merupakan pengenalan visual mendasar dalam computer vision dan telah dipelajari secara luas. Tujuan dari object detection yaitu menentukan keberadaan suatu objek dan ruang lingkungannya serta lokasi pada suatu gambar [2]. Deteksi objek dapat dibagi lagi menjadi soft detection dan hard detection. Soft detection hanya mendeteksi adanya objek sedangkan hard detection mendeteksi adanya objek serta lokasi objek [3].

2.2 Convolutional Neural Network

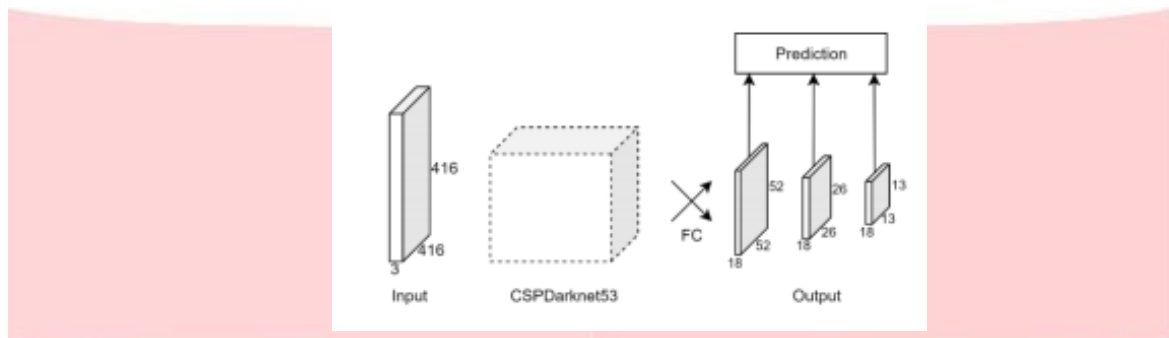
Convolutional Neural Network merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data 2 dimensi. CNN juga merupakan salah satu jenis metode dari Deep Neural Network karena didalamnya memiliki tingkat jaringan dan mempunyai banyak penerapan di dalam citra. CNN terdiri dari dua metode yaitu klasifikasi menggunakan feedforward dan tahap pembelajaran menggunakan backpropagation [4].

2.3 Yolo

YOLO merupakan salah satu metode yang memprediksi bounding box dan probabilitas pada kelas secara langsung dalam sekali evaluasi. Sistem deteksi pada YOLO sangat mudah yaitu apabila telah mendapatkan input citra, sistem akan melakukan perubahan terhadap citra menjadi 416 x 416. Setelah itu diproses dengan single convolutional neural network dan dilakukan non-max suppression agar menghasilkan bounding box yang menentukan kelas dari tiap objeknya. Non-max suppression memiliki peran penting dalam memilih bounding box dengan nilai confidence yang lebih tinggi karena dalam algoritma deteksi objek pasti ada kemungkinan terdapat lebih dari satu bounding box [5].

2.3.1 YoloV4

YoloV4 merupakan pengembangan dari versi sebelumnya, yaitu YoloV3. Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao mengusulkan algoritma YoloV4 dengan perubahan signifikan dari versi sebelumnya dan akurasi yang jauh lebih baik yaitu dengan peningkatan AP (Average Precision) dan FPS (Frame Per Second) pada YoloV4 dengan masing-masing 10% dan 12% [6].



Gambar 1 Arsitektur sederhana pendeteksian objek YoloV4 [7]

YoloV4 memiliki arsitektur yang sangat sederhana yaitu menggunakan arsitektur backbone CNN CSPDarknet53. Arsitektur ini berisi 162 lapisan, masukan atau input merupakan citra yang sudah di resize sesuai ukuran yang diatur dalam konfigurasi. Selanjutnya lapisan input dimasukkan kedalam arsitektur backbone CPSPDarknet53 [7].

2.4 OpenPose

OpenPose dikembangkan oleh para peneliti di Universitas Carnegie Mellon dianggap sebagai “*state of the art*” untuk estimasi pose manusia secara *real-time*. OpenPose itu sendiri merupakan sistem multiperson real time pertama yang secara bersama-sama mendeteksi key points tubuh, tangan, wajah, dan kaki (total 135 key points) pada gambar tunggal (18 sendi tubuh untuk setiap subject) [8].

2.5 Region of Interest

Region of Interest (RoI) merupakan cara yang tepat untuk mengurangi tingginya waktu pemrosesan tersebut. RoI mampu menandai area tertentu sehingga dapat digunakan untuk mengoptimalkan kinerja sistem untuk mendeteksi, menghitung dan mengklasifikasi objek secara real time. Proses RoI yang terjadi dengan memilih area pada frame video. Proses RoI dalam penelitian ini digunakan untuk membatasi atau memperkecil area pemrosesan [9].

2.6 Motion Detection

Motion detection merupakan perekaman gerakan tubuh manusia untuk dianalisis lebih lanjut agar dapat mendeteksi dan melacak objek yang bergerak melalui perubahan setiap frame. Kegiatan ini membantu mengekstrak informasi penting pada frame yang banyak digunakan pada penerapan *computer vision* dan implementasinya di sistem visualisasi otomatis, pelacakan dan klasifikasi aktivitas objek dan lain-lain [10].

3. Perancangan Sistem

3.1 Gambaran umum Sistem

Desain sistem yang dirancang untuk mendeteksi tanda kehidupan pada korban bencana alam dilakukan dengan tahap mendeteksi manusia melalui video. Selanjutnya video tersebut diidentifikasi terdapat manusia atau tidak dengan menggunakan Algoritma YoloV4. Apabila terdeteksi ada manusia dalam video tersebut, maka hasil dari output akan terekam dan disimpan secara otomatis. Jika tidak terdeteksi manusia maka tidak akan terekam. Hasil dari video yang terdeteksi manusia selanjutnya dimasukkan ke dalam program OpenPose, dalam proses ini akan mendeteksi ada tanda kehidupan pada manusia atau tidak. Dalam OpenPose digunakan untuk mendeteksi titik bahu, titik tersebut digunakan untuk membangun ROI (Region of Interest) pada bagian dada dan punggung. Pada bagian dada dan punggung itu akan dideteksi pergerakan yang terjadi menggunakan motion detection dengan melihat perubahan dot dan pixel yang terjadi. Gambaran umum pada sistem ini dapat dilihat pada gambar 2 di bawah ini:

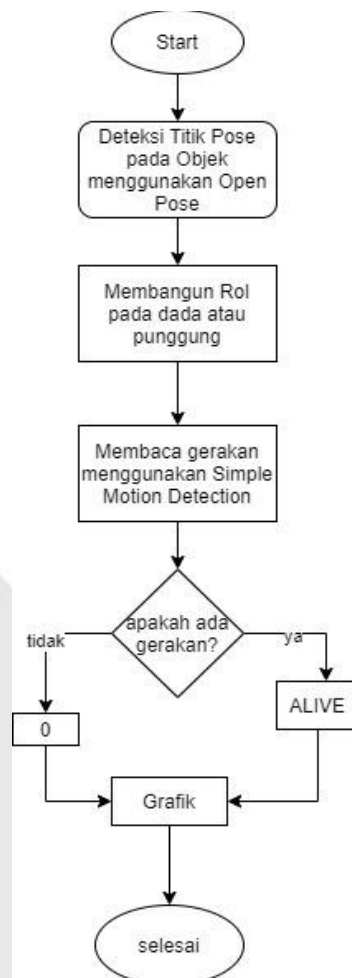


Gambar 2 Gambaran umum sistem

3.2 Deteksi Manusia Menggunakan YOLOv4

Adapun perancangan desain perangkat lunak untuk mendeteksi manusia menggunakan metode YOLOv4 dilakukan dengan berbagai langkah yaitu dengan pembuatan model, preprocessing, konfigurasi parameter dan melakukan proses training untuk menghasilkan output berupa model yang siap digunakan dalam program deteksi objek.

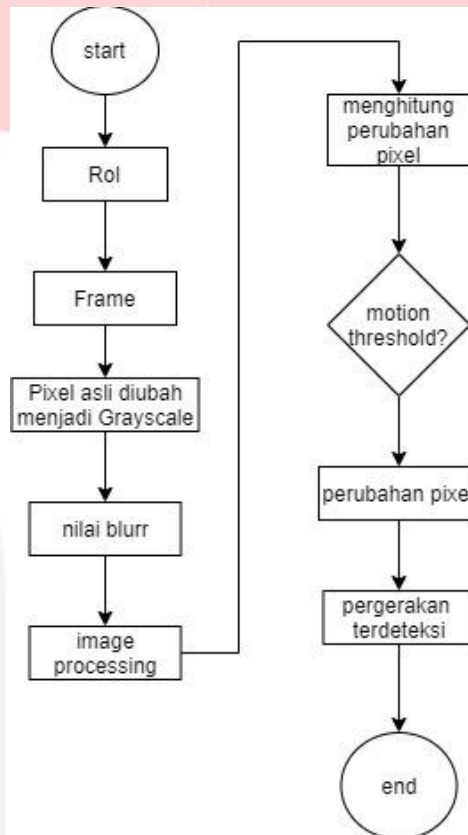
3.3 Proses Deteksi Gerakan Dada atau Punggung



Gambar 3 Flowchart deteksi gerakan pada dada atau punggung

Pada gambar 3 menunjukkan proses deteksi gerakan pada dada atau punggung pada objek. Proses dimulai setelah mendapatkan hasil output dari deteksi manusia menggunakan YoloV4 yang disimpan dalam format file ".avi" untuk diproses pada tahap selanjutnya. Sistem ini akan mendeteksi pergerakan pada dada atau punggung objek yang dibangun melalui RoI. Untuk membangun RoI OpenPose dibangun dengan 18 titik body joint pada setiap subjek. Pada sistem ini OpenPose dimanfaatkan untuk mendapatkan titik bahu pada objek dalam membangun RoI. Titik yang digunakan untuk membangun RoI yaitu keypoint 2, 5, 8, 11. Titik pinggul digunakan karena untuk membangun RoI menggunakan jarak dari titik bahu dan pinggul dibagi 2.

3.4 Deteksi Gerakan Dada atau Punggung Menggunakan Motion Detection



Gambar 4 Flowchart deteksi gerakan menggunakan motion detection

Pada gambar 4 menunjukkan proses deteksi gerakan menggunakan motion detection. *Motion detection* digunakan pada penelitian ini untuk membaca gerakan berdasarkan perubahan pixel yang terjadi pada daerah hasil RoI. Langkah pertama yaitu semua pixel yang terdeteksi pada daerah RoI diubah menjadi grayscale atau keabuan. Setelah mendapatkan nilai keabuan selanjutnya gambar diubah menjadi blur dengan Gaussian blur. Proses ini efektif untuk menghilangkan Gaussian noise pada frame. Setelah proses Gaussian blur, langkah berikutnya yaitu membandingkan nilai frame yang sekarang dengan frame selanjutnya dan membuat ambang batas atau threshold dengan nilai paling rendah 25 dan yang paling tinggi 255. Hal ini dilakukan karena setiap pixel memiliki intensitas yang berbeda-beda. Threshold dilakukan untuk pemisah antara daerah intensitas tinggi (terang) dengan daerah intensitas rendah (gelap). Hasil dari threshold dijumlahkan untuk mendapatkan nilai pergerakan pada RoI.

4. Hasil Pengujian dan Analisis

4.1 Pengujian Akurasi Training

Pada pendeteksian objek, sistem yang sudah rancang akan diimplementasikan dalam program untuk mendeteksi manusia sebagai objek korban bencana alam menggunakan YoloV4. Diperlukan model yang bekerja dengan optimal. Oleh karena itu diperlukan pengujian terhadap model yang akan digunakan. Parameter yang digunakan untuk mengukur performansi model pada penelitian ini yaitu partisi dataset, learning rate, batch size dan Max Batches. Berikut merupakan hasil pengujian dari parameter yang digunakan:

4.1.1 Pengujian Partisi Dataset

Pada pengujian partisi dataset dibuat 5 model variasi, dimulai dari pembagian 50% dataset latih dan 50% dataset test hingga 90% dataset latih sampai 10% dataset test. Berikut adalah tabel hasil pengujian partisi dataset.

Tabel 1 Pengujian partisi dataset

No	Partisi (Data latih -Data test)	TP	FP	FN	Precision	Recall	f1- Score	Accuracy
1.	50% - 50%	368	52	21	88%	95%	91%	83%
2.	60% - 40%	301	34	17	90%	95%	92%	85%
3.	70% - 30%	403	33	12	92%	97%	95%	89%
4.	80% - 20%	308	12	10	96%	97%	97%	93.3%
5	90% - 10%	411	24	4	94%	99%	97%	93.6%

4.1.2 Pengujian Learning Rate

Pada pengujian *learning rate* dibuat 5 model dengan variasi learning rate 0.01 sampai dengan 0.00001. Pengujian ini akan menggunakan pengujian sebelumnya, yaitu model dengan partisi dataset 90% : 10%. Berikut adalah hasil tabel pengujian learning rate.

Tabel 2 Pengujian learning rate

No	Learning Rate	TP	FP	FN	Precision	Recall	f1- Score	Accuracy
1.	0.01	47	9	3	84%	94%	89%	79,6%
2.	0.001	411	24	4	94%	99%	97%	93.6%
3.	0.003	47	0	4	92%	94%	93%	92%
4.	0.0001	47	21	3	69%	94%	80%	66%
5.	0.00001	34	67	16	34%	68%	45%	29%

4.1.3 Pengujian Batch Size

Pada pengujian Batch Size dibuat 4 model dengan variasi Batch Size 8, 16, 32 dan 64. Pengujian ini akan menggunakan hasil dari pengujian sebelumnya, yaitu partisi dataset 90% : 10% dan learning rate sebesar 0.001. Berikut adalah hasil tabel dari pengujian Batch Size.

Tabel 3 Pengujian batch size

No	Batch Size	TP	FP	FN	Precision	Recall	f1- Score	Accuracy
1.	8	44	17	6	72%	88%	79%	65%
2.	16	42	9	8	82%	84%	83%	71%
3.	32	46	11	4	81%	92%	86%	75%
4.	64	411	24	4	94%	99%	97%	93.6%

4.1.4 Pengujian Max Batches

Pada pengujian *Max Batches* dibuat 5 model dengan variasi *Max Batches* 1000, 1500, 2000 dan 3000. Pengujian ini akan menggunakan hasil dari pengujian sebelumnya, yaitu partisi dataset 90% : 10%, *learning rate* sebesar 0.001 dan *batch size* 64. Berikut adalah hasil tabel dari pengujian *Max Batches*.

Tabel 4 Pengujian max batches

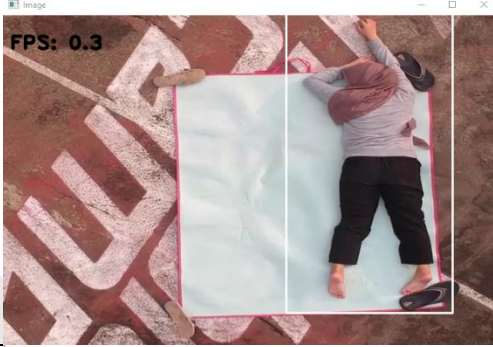
No	Max Batches	Epoch	TP	FP	FN	Precision	Recall	f1-Score	Accuracy
1.	1000	3	411	24	4	94%	99%	97%	93.6%
2.	1500	4	47	5	3	90%	94%	92%	85%
3.	2000	6	47	3	3	94%	94%	94%	88%
4.	3000	8	47	4	3	92%	94%	93%	87%

Pada perbandingan akurasi dari model 1 sampai model 4 dapat dilihat pada tabel di atas. Setelah melakukan pengujian menggunakan parameter partisi, *learning rate*, *batch size* dan *Max Batches*, nilai tertinggi *batch size* 64, *learning rate* 0.001 dan partisi 90% : 10% dan *Max Batches* 1000 akan digunakan menjadi model dalam penelitian ini karena memiliki nilai f1 dan akurasi tertinggi dengan nilai f1-score 97% dan akurasi 93,6%.

4.2 Pengujian Akurasi Deteksi Manusia

Berikut merupakan hasil pengujian akurasi deteksi manusia menggunakan model terbaik dari yang telah diuji.

Tabel 5 Pengujian akurasi deteksi manusia

No	Subject	Pose	Hasil
1	Subject 1	Telentang	
		Tengkurap	
		Miring	

No	Subject	Pose	Hasil
2	Subject 2	Telentang	
		Tengkurap	
		Miring	
3	Subject 3	Telentang	

No	Subject	Pose	Hasil
4	Subject 4	Tengkurap	
		Miring	
		Telentang	
		Telungkup	

No	Subject	Pose	Hasil
		Miring	

Pada tabel 5 menunjukkan hasil deteksi menggunakan metode YoloV4. Hasil akurasi pada deteksi manusia sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Hasil Uji Benar}}{\text{Total Uji}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{12}{12} \times 100\% = 100\%$$

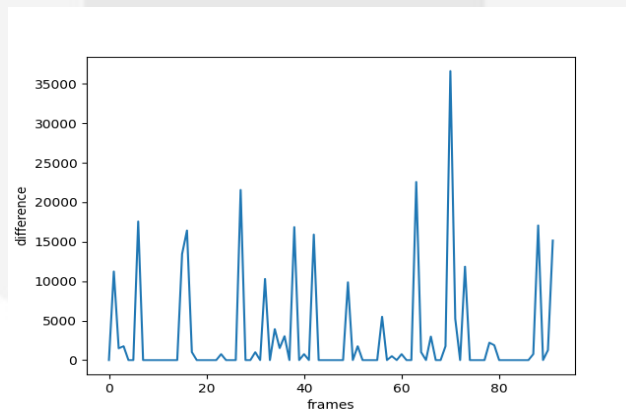
Hasil akurasi dari deteksi manusia yaitu mendapatkan nilai akurasi sebesar 100%. Hal ini dapat disimpulkan bahwa model yang di training bekerja dengan baik.

4.3 Deteksi Gerakan Pada Daerah RoI Menggunakan *Motion Detection*

Berikut merupakan hasil deteksi gerakan pada daerah RoI yang terdeteksi hidup dan tidak.

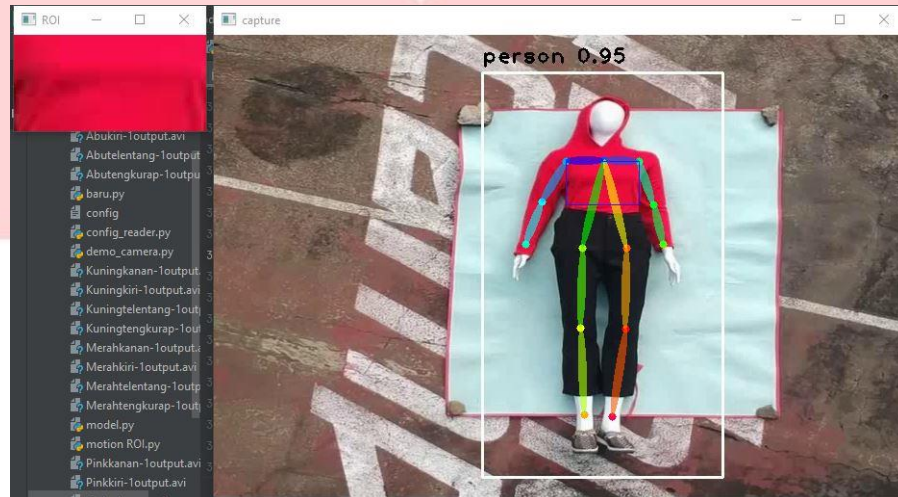


Gambar 5 Gambar Deteksi gerakan pada daerah RoI menggunakan motion detection

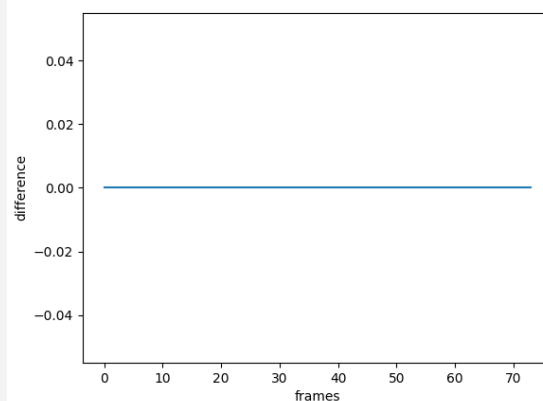


Gambar 6 Hasil grafik yang terdeteksi hidup

Gambar 6 menunjukkan adanya perubahan pixel yang dibandingkan pada frame sekarang dengan frame sebelumnya. Karena adanya perubahan pixel pada daerah RoI yang dideteksi, maka korban tersebut terdeteksi hidup.



Gambar 7 Gambar Deteksi gerakan pada daerah RoI menggunakan motion detection



Gambar 8 Hasil grafik yang terdeteksi mati

Gambar 8 menunjukkan tidak adanya perubahan pixel yang dibandingkan pada frame sekarang dengan frame sebelumnya. Karena tidak adanya perubahan pixel pada daerah RoI yang dideteksi, maka korban tersebut terdeteksi mati.

4.4 Pengujian Deteksi Gerakan pada ROI

Berikut adalah hasil eksperimen dari 3 subjek manusia dan satu manekin pada pose yang berbeda.

Tabel 6 Pengujian deteksi gerakan pada RoI

Subject	Poses	Peaks	Alive	Deceased	True/False
Subject 1	Abu Telentang		√		True
	Abu Tengkurap		√		True
	Abu Miring		√		True
Subject 2	Kuning Telentang		√		True
	Kuning Tengkurap		√		True
	Kuning Miring		√		True
Subject 3	Pink Telentang		√		True

	Pink Tengkurap Pink Miring		√ √		True True
Subject 4	Merah Telentang			√	True
	Merah Tengkurap			√	True
	Merah Miring			√	True

Pada tabel 6 menunjukkan hasil deteksi gerakan pada RoI, hasil akurasi pada deteksi gerakan pada RoI sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Hasil Uji Benar}}{\text{Total Uji}} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{12}{12} \times 100\% = 100\%$$

Hasil akurasi dari deteksi gerakan pada RoI yaitu mendapatkan nilai akurasi sebesar 100% yang berarti dapat disimpulkan bahwa sistem ini bekerja dengan baik.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

1. Pembuatan model dengan beragam parameter pengujian berjalan dengan baik. Model terbaik diperoleh dengan partisi dataset 90%:10%, *Learning rate* sebesar 0.001, *Batch Size* sebesar 64, *Max Batches* sebesar 1000. Model tersebut memberikan akurasi yang cukup baik.
2. Dalam akurasi deteksi tanda kehidupan menggunakan OpenPose pada 4 objek yang terdiri dari 3 manusia dan 1 manekin dengan pose yang berbeda yaitu telentang, tengkurap dan miring diperoleh akurasi sebesar 100%.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil perancangan dan pengujian sistem yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka berikut adalah saran-saran yang diusulkan untuk penelitian lebih lanjut, yaitu:

1. Menambah jumlah dataset, agar model yang dilatih akan semakin meningkat.
2. Mengimplementasikan sistem secara real time.
3. Menggunakan spesifikasi laptop yang tinggi agar dalam membuat sistem bisa lebih optimal.

Referensi:

- [1] Ahmad Devi Gunawan, Rumani M, Casi Setianigsih, Perancangan Dan Implementasi Sistem Pendeteksian Manusia Dalam Pencarian Korban Bencana Alam Menggunakan Drone Berbasis Mikro Komputer. 4115. 2017.
- [2] Wu, Xiongwei et al. "Recent Advances in Deep Learning for Object Detection." *Neurocomputing* 396 (2020): 39-64.
- [3] Jalled, Fares and I. Voronkov. "Object Detection using Image Processing." *ArXiv abs/1611.07791* (2016).
- [4] V. M. P. Salawazo, D. P. J. Gea, R. F. Gea, and F. Azmi, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Penegagalan Objek Video Cctv", *J.Mantik Penusa, Mantik Penusa*, vol. 3, no. 1.1, Aug. 2019.
- [5] T. A. A. H. Kusuma, K. Usman, and S. Saidah, "People Counting For Public Transportations Using You Only Look Once Method", *J. Tek. Inform. (JUTIF)*, vol. 2, no. 1, pp. 57-66, Feb. 2021.
- [6] Bochkovski, A., Wang C., Mark Liao, H. (2020). "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection". *arXiv:2004.10934v1 [cs.CV]* 23 Apr 2020.
- [7] Munir, Rinaldi. "Penerapan Convolutional Neural Network untuk Deteksi Pedestrian pada Sistem Autonomous Vehicle." (2020).

- [8] Cao, Zhe et al. "OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 43 (2021): 172-186.
- [9] Awang H, Wilis K, Siti M, "Implementasi Algoritma Region of Interest (ROI) untuk Meningkatkan Performa Algoritma Deteksi dan Klasifikasi Kendaraan," Februari 2020.
- [10] Singh, D. Singh, G. Singh, N. Sharma and V. Sibbal, "Motion detection for video surveillance," 2014 International Conference on Signal Propagation and Computer Technology (ICSPCT 2014), 2014, pp. 578-584, doi: 10.1109/ICSPCT.2014.6884919.