

PENGENALAN INDIVIDU MELALUI IDENTIFIKASI WAJAH MENGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE (YOLOv5)

*(Individual Recognition Through Face Identification Based On You Only Look Once
(YOLOv5) Method)*

Nurul Hidayat^{1*)}, Suhud Wahyudi²⁾, Athaya Aufa Diaz³⁾

^{1,2,3)}Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Kampus Keputih-Sukolilo, Surabaya
e-mail: nurul_hdy@yahoo.com, suhudwahyudi60@gmail.com, athayaaufadiaz@gmail.com

*penulis korespondensi

Abstract. Biometrics is a branch of applied mathematics to identify individuals who take advantage of the identification of the characteristics or special characteristics it has. Current system Individual recognition through facial identification is one of the biometric technologies which is popular. Despite its popularity, facial recognition systems have its own complexity in the identification process. As the times progressed, the system required to be able to recognize faces in real time. You Only Look Once (YOLO) is an object detection system that is famous for its ability to detect objects in real time. What's more, the fifth version of YOLO or YOLOv5 does not require large memory. The best YOLOv5 model training results were obtained from taking parameters epoch=250, batch size=16, and learning rate=0.01. The testing process has been carried out on sixteen videos of which eight videos contain one different student in each video and the other eight videos contain two different students in each video. The testing process is also done by increasing and decreasing the brightness of the video. The best average accuracy result is 99.88% which is shown by testing on a video containing one student with a normal brightness level.

Keywords: Biometrics, Face Identification, Individual Recognition, YOLOv5

1. Pendahuluan

Manusia sebagai makhluk hidup sangat bergantung pada panca indera dalam melakukan kegiatan sehari-hari. Salah satunya yaitu mata yang diandalkan untuk mengenali beragam objek di sekitar. Setiap objek memiliki ciri khusus, sehingga mata manusia mampu membedakannya secara akurat yang diasah melalui pengalaman bersosialisasi selama rentang waktu tertentu. Dengan mengkombinasikan cara kerja mata atau otak, pengalaman, dan tenaga komputer dapat dihasilkan sebuah sistem yang dapat mengenali objek sebaik otak manusia. Salah satu pengenalan objek yang digunakan dalam kehidupan sehari-hari yaitu pengenalan individu manusia. Biometrika merupakan cabang matematika terapan untuk mengenali individu yang memanfaatkan identifikasi karakteristik atau ciri khusus yang dimilikinya. Terdapat dua jenis identifikasi yaitu melalui fisik dan perilaku. Pengenalan wajah, sidik jari, pengenalan iris dan pengenalan suara merupakan contoh identifikasi fisik. Sedangkan pengenalan perilaku khas yang dimiliki masing-masing orang seperti cara mengetik, menulis, atau cara berjalan merupakan contoh identifikasi perilaku [3].

Saat ini sistem pengenalan wajah atau biasa disebut *face recognition* menjadi salah satu teknologi biometrika yang sedang populer. Sistem ini telah dimanfaatkan untuk memudahkan pengaturan akses kontrol seperti pengaturan keamanan pada *smartphone*. Wajah seseorang akan dipindai lalu sistem akan memutuskan apakah orang tersebut akan diberikan akses kontrol atau tidak. Selain itu, sistem ini juga diterapkan untuk mengawasi suatu wilayah dengan bantuan kamera *Closed Circuit Television (CCTV)*. Sistem akan mengenali setiap orang yang melintasi wilayah tersebut lalu direkam sebagai suatu laporan yang dapat digunakan jika diperlukan. Hal ini tidak mungkin dilakukan lewat biometrik lain seperti sidik jari, iris mata yang memerlukan kerjasama dari objek untuk menyodorkan jari atau menempatkan mata pada alat pemindai. Oleh karena itu, teknologi pengenalan wajah menjadi sangat penting dalam aplikasi pemantauan untuk penanggulangan kriminal [4].

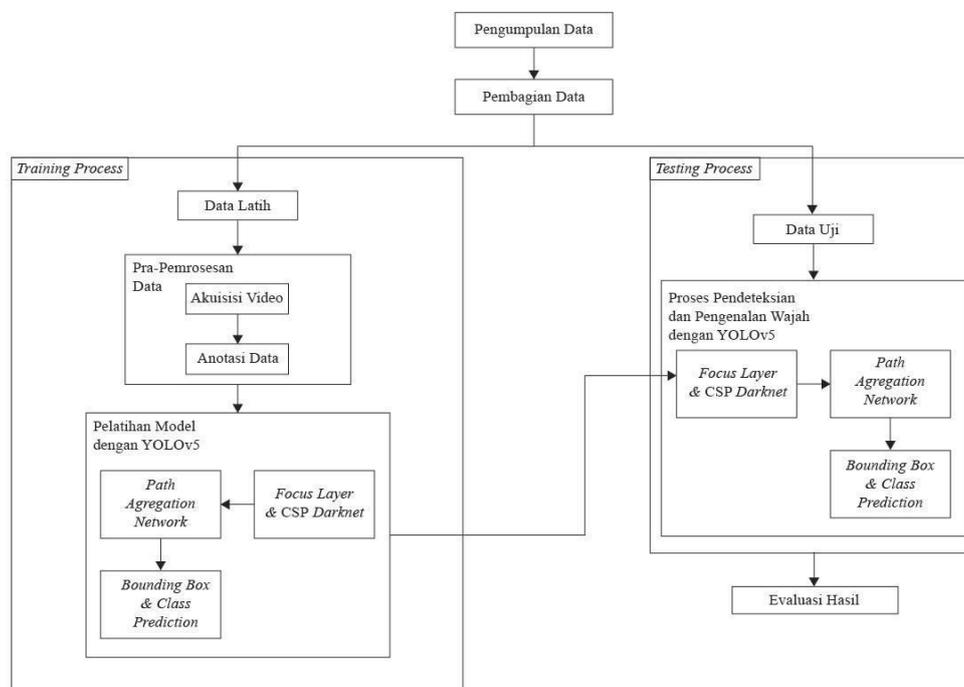
Di balik popularitasnya, sistem pengenalan wajah memiliki kerumitan tersendiri dalam proses pengidentifikasiannya. Penelitian mengenai identifikasi wajah manusia telah banyak dilakukan baik dengan *machine learning* maupun *deep learning*. Seiring berkembangnya zaman, sistem dituntut untuk mampu mengenali wajah secara *real time*. Salah satu metode dalam pengenalan objek yaitu *You Only Look Once (YOLO)*. YOLO merupakan salah satu sistem deteksi objek yang terkenal dengan kemampuannya dalam mendeteksi objek secara *real time*. Terlebih lagi, YOLO versi kelima atau YOLOv5 tidak memerlukan memori yang besar. Hal tersebut mempermudah instalasi dan integrasi pada perangkat *Internet of Things (IoT)* [7].

Penelitian identifikasi wajah dengan metode YOLO hingga saat ini masih terbatas. Sebagai gambaran, Suman M. M. dkk [2] menggunakan YOLOv3 untuk identifikasi wajah Mohanlal, salah satu pemain film di India. Diperoleh metode YOLOv3 dapat mengenali wajah Mohanlal minimal empat kali lebih cepat dibanding Fast R-CNN dan Faster R-CNN. Namun demikian, nilai MAP identifikasi wajah dengan YOLOv3 masih tergolong rendah dibanding R-CNN. Suman M. M. dkk melanjutkan penelitiannya [1] dengan menambah kelas pengenalan wajah menjadi empat kelas. Setiap kelas memiliki 500 gambar. Keterbaruan lainnya yaitu setiap gambar dapat memuat dua kelas atau lebih. Hasilnya YOLOv3 tetap dapat mengenali wajah dengan sangat cepat (40 ms). Secara garis besar, kelemahan YOLOv3 yaitu memiliki kompleksitas yang jauh lebih besar pada arsitektur yang digunakan [6]. DeLong Qi dkk [5] melakukan penelitian mengenai penerapan detektor wajah menggunakan detektor objek YOLOv5 lalu menamainya YOLO5Face. Penelitian ini menunjukkan bahwa YOLO5Face mampu mendeteksi wajah pada data *WiderFace* melebihi detektor wajah lainnya yang lebih kompleks. Namun belum mampu mengenali individu berdasarkan deteksi wajah tersebut. Berdasarkan penjelasan di atas dapat disimpulkan bahwa penerapan metode YOLO khususnya YOLOv5 dalam pengenalan individu melalui identifikasi wajah saat ini masih belum banyak digunakan. Oleh karena itu, pada penelitian ini diharapkan mampu mengaplikasikan metode YOLOv5 pada pengenalan individu melalui identifikasi wajah

dan menganalisis kinerja metode YOLOv5 dalam mengenali individu dengan baik melalui identifikasi wajah. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai sistem deteksi terhadap individu saat memasuki wilayah yang memerlukan pengenalan wajah sebagai identitas atau keamanan.

2. Metodologi

Aplikasi deteksi objek pada kasus pengenalan individu melalui identifikasi wajah dilakukan dengan pengumpulan data, pembagian data, pra-pemrosesan data, pelatihan model dengan YOLOv5, pendeteksian dan pengenalan wajah, dan evaluasi hasil kinerja yang diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok diagram penelitian

Secara umum proses pengenalan individu melalui identifikasi wajah berbasis metode YOLOv5 ditunjukkan pada blok diagram di atas. Rincian metodologi penelitian pengenalan individu melalui identifikasi wajah berbasis metode YOLOv5 dijelaskan pada subbab di bawah ini.

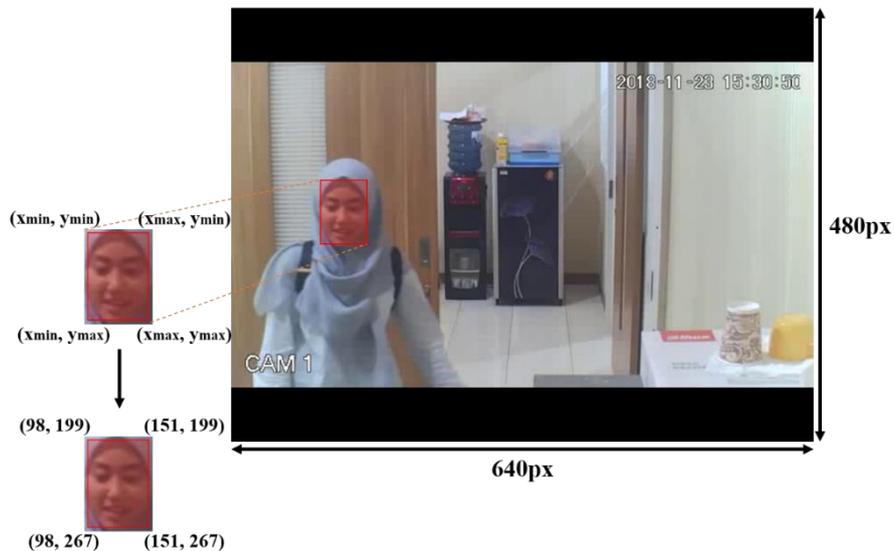
2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan diambil dari video rekaman CCTV ruangan dosen Laboratorium *Machine Learning* dan *Big Data* Departemen Matematika ITS. Penempatan CCTV

berada pada tengah jalan masuk ke ruangan dimana dari arah tersebut mahasiswa yang memasuki ruangan akan terlihat.

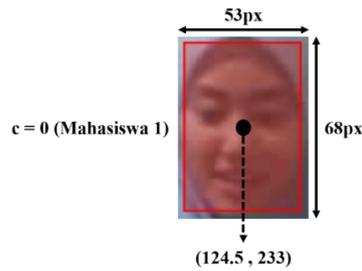
2.2 Pra-Pemrosesan Data

Data video yang telah diperoleh akan dilakukan pra-pemrosesan dengan cara akuisisi video menjadi *frame-frame* citra gambar yang berikutnya disimpan dalam *folder-folder* tersendiri berdasarkan kelasnya masing-masing. *frame-frame* citra gambar yang telah disiapkan sedemikian rupa akan disortir untuk mengambil *frame* citra gambar yang terdapat objek mahasiswa di dalamnya dan untuk mengetahui apakah ada hasil akuisisi yang tidak sempurna seperti pecah ataupun rusak. Jika ditemukan kerusakan, maka akan dihapus (Gambar 2). Setiap kelas akan diambil 100 *frame* citra gambar dengan mengutamakan keberagaman posisi agar *frame* citra gambar lebih bervariasi dan lebih ringan ketika dilatih.



Gambar 2. Citra gambar dengan bounding box

Frame-frame citra gambar yang telah disortir masing-masing akan dianotasi atau diberi label terhadap objek wajah mahasiswa (Gambar 3). Luaran dari anotasi ini akan menghasilkan *file* dengan format ".txt" yang berisi informasi daftar kelas objek yang terdapat pada setiap *frame* citra gambar dimana koordinat *x* dan *y* sebagai pusat *bounding box* serta ukuran tinggi dan lebar *bounding box*. Informasi tersebut akan ditampilkan dalam beberapa baris menyesuaikan jumlah kelas objek yang dianotasi. File berformat ".txt" tersebut akan disimpan dengan nama yang sama seperti pasangan file citra gambarnya yang berformat ".png" sehingga satu file anotasi akan mewakili satu *frame* citra.



Gambar 3. Tampilan hasil anotasi

Data latih dan data validasi merupakan data hasil anotasi yang berisi objek yang sedang diamati, dilabeli, dan diberi *bounding box*. Terdapat dua jenis format *file* yaitu “.png” yang menunjukkan visual citranya dan “.txt” yang menunjukkan parameter label dan *bounding box*. Kedua file tersebut memiliki nama berkas yang sama. Pada penelitian ini digunakan 80 citra sebagai data latih dan 20 citra sebagai data validasi dalam setiap kelas.

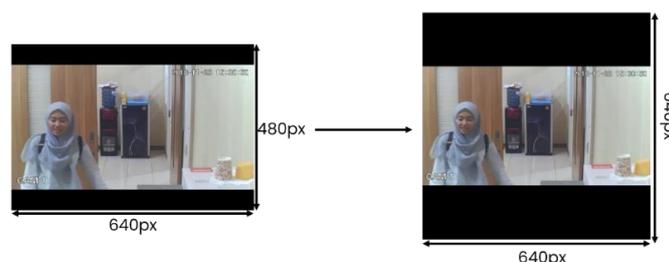
2.3 Pelatihan Model dengan YOLOv5

2.4 *Ground Truth*

Ground truth merupakan informasi data citra pelatihan yang diperoleh dari hasil pelabelan *bounding box* wajah mahasiswa pada tahap pra-pemrosesan yang berikutnya tersimpan dalam bentuk data anotasi. Data yang terkandung dalam *ground truth* berupa label kelas dan koordinat dari posisi *ground truth box*. *Ground truth* berperan sebagai acuan pada tahap pelatihan untuk menghitung nilai error antara hasil prediksi dengan data sebenarnya.

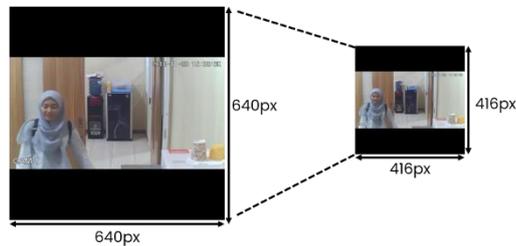
2.5 Input Citra Gambar

Proses pelatihan diawali dengan metode YOLO yang mengonversi ukuran citra gambar asli yang memiliki resolusi 640×480 menjadi memiliki resolusi 416×416 dengan penambahan *zero padding* pada citra gambar dengan warna hitam (Gambar 4). Penambahan *zero padding* bertujuan agar citra gambar tersebut berbentuk persegi dengan perbandingan tinggi dan lebarnya adalah 1 : 1.



Gambar 4. Penambahan padding

Setelah zero padding ditambahkan maka ukuran citra gambar tersebut akan diperkecil menjadi 416×416 dengan tujuan untuk mempercepat proses pelatihan namun tidak terlalu mengurangi kualitas dari citra gambar tersebut (Gambar 5).



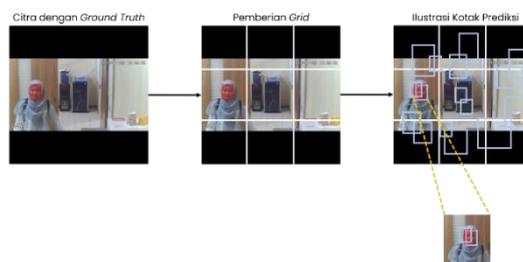
Gambar 5. Ilustrasi resizing

2.6 Three Scale Detection

Jaringan YOLOv5 melakukan proses pendeteksian objek dengan menerapkan prediksi pada skala 13×13 , 26×26 , dan 52×52 . YOLO melakukan prediksi menggunakan *convolutional layer* dengan kernel berukuran 1×1 , maka ukuran peta prediksi sama dengan ukuran dari *feature map* sebelumnya. Pada YOLOv5 setiap skala akan melakukan prediksi terhadap kelas objek menggunakan *anchor box*. Terdapat tiga *anchor box* pada setiap *grid* dalam suatu skala dengan masing-masing *anchor box* yang memiliki lebar dan tinggi berbeda. *Bounding box* terbentuk sangat banyak, sedangkan dalam proses deteksi hanya akan didapat sebuah objek yang benar. Citra yang digunakan sebagai input YOLOv5 berukuran 416×416 , lalu YOLOv5 akan melakukan prediksi sebanyak $((13 \times 13) + (26 \times 26) + (52 \times 52)) \times 2 = 7098$ *bounding box*. Objek yang dideteksi hanya berjumlah satu, sehingga YOLOv5 perlu mengurangi hasil deteksi yang semula berjumlah 7098 menjadi hanya satu *bounding box*.

2.7 Loss Function

YOLOv5 melakukan prediksi dengan beberapa *bounding box* yang akhirnya dihapus dan diambil satu *bounding box* dengan nilai IoU tinggi. Hal ini menciptakan *loss* karena banyak *box* yang terbuang. Pada tahap ini dicari nilai *loss function* model YOLOv5 yang dibuat (Gambar 6).



Gambar 6. Ilustrasi *loss function*

a. Loss Function Localization

Loss function ini diukur berdasarkan kesalahan dalam melakukan prediksi terhadap lokasi dan ukuran *bounding box*. Kotak yang akan dihitung hanyalah kotak yang bertanggungjawab untuk mendeteksi objek.

Loss Localization

$$= \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2] \\ + \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} \left[(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \right]$$

dengan:

$$\lambda_{coord} = 5.0$$

(x_i, y_i) = Titik tengah kotak prediksi

(\hat{x}_i, \hat{y}_i) = Titik tengah *ground truth*

(w_i, h_i) = Ukran kotak prediksi

(\hat{w}_i, \hat{h}_i) = Ukuran *ground truth*

1_{ij}^{obj} = Bernilai 1 jika sel i dan kotak j terdapat objek, 0 jika tidak terdapat objek

s^2 = Jumlah keseluruhan sel yang ada pada setiap fitur map

B = Jumlah *bounding box* pada setiap sel

b. Loss Function Confidence

Loss function ini diukur berdasarkan keyakinan prediksi dalam menentukan objek yang terdeteksi berdasarkan *ground truth*.

Loss Confidence

$$= \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2 + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{s^2} \sum_{j=0}^B 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2$$

dengan:

$$\lambda_{noobj} = 0.5$$

C_i = Nilai kelas dari kotak prediksi

\hat{C}_i = Nilai kelas dari *ground truth*

1_{ij}^{obj} = Bernilai 1 jika sel i dan kotak j terdapat objek, 0 jika tidak terdapat objek

1_{ij}^{noobj} = Bernilai 0 jika sel i dan kotak j terdapat objek, 1 jika tidak terdapat objek

s^2 = Jumlah keseluruhan sel yang ada pada setiap fitur map

B = Jumlah *bounding box* pada setiap sel

c. *Loss Function Classification*

Loss function ini diukur berdasarkan hasil klasifikasi dari setiap sel. Jika suatu objek terdeteksi atas suatu jenis kelas maka nilai kelas lain yang tidak terdeteksi mengakibatkan kerugian.

$$Loss\ Classification = \sum_{i=0}^{s^2} 1_i^{obj} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$$

dengan:

$p_i(c)$ = Probabilitas kelas objek *bounding boxes*

$\hat{p}_i(c)$ = Nilai IoU

1_i^{obj} = Bernilai 1 jika sel i terdapat objek, 0 jika tidak terdapat objek

s^2 = Jumlah keseluruhan sel yang ada pada setiap fitur map

2.8 Pengujian Model dengan YOLOv5

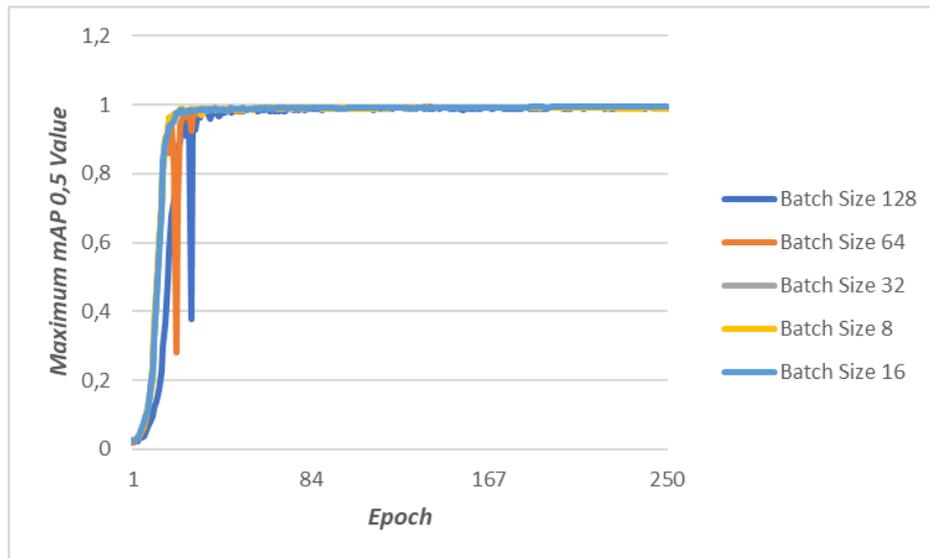
Proses ini bertujuan untuk melakukan uji coba terhadap model dan bobot yang telah didapat dari proses pelatihan dengan menggunakan data input yang berbeda dari data yang digunakan pada proses pelatihan. Sistem diimplementasikan menggunakan pemrograman *Python* pada *Google Collaboratory* dengan hasil akhir diperoleh adalah sebuah video yang telah melakukan deteksi terhadap wajah mahasiswa dalam data video input yang memuat satu mahasiswa dan dua mahasiswa beserta tingkat kecerahan video berbeda.

3. Hasil dan Pembahasan

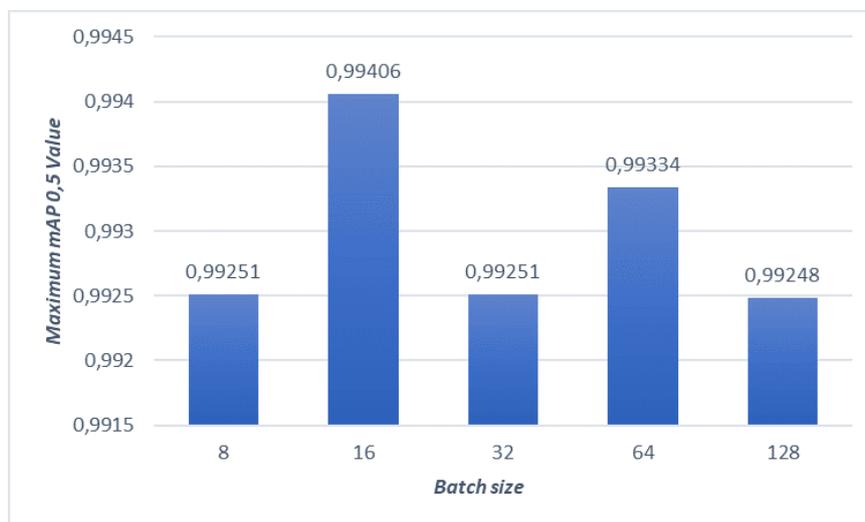
3.1 Hasil Tahap Pelatihan

Tahap pelatihan dilakukan terhadap data latih untuk mendapatkan bobot yang akan digunakan pada tahap pengujian. Pada penelitian ini *batch size* yang digunakan adalah

16 dan *epoch* yang digunakan untuk tahap pelatihan sebanyak 250. Berikutnya akan dilakukan pengujian pada proses pelatihan dengan menggunakan data validasi agar dapat menghasilkan *trained weights* terbaik dari banyaknya *epoch* yang digunakan. Selanjutnya akan dicari *mean Average Precision (mAP %0,5)* dengan nilai terbaik. Kurva *mAP%0,5* pada tahap pelatihan dapat dilihat pada Gambar 7.

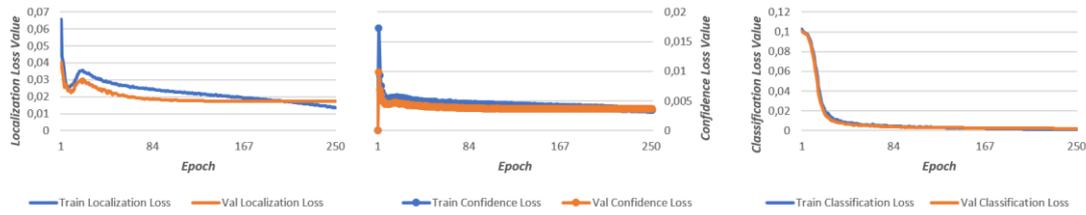


Gambar 7. Kurva *mAP%0,5* pada tahap pelatihan



Gambar 8. Nilai maksimum *mAP%0,5* pada setiap *batch size*

Berdasarkan Gambar 8 di atas diperoleh nilai *mAP %0,5* tertinggi adalah 99,40% yang berada pada *batch size* 16, sehingga model *trained weights* yang telah dibuat sudah dikatakan cukup untuk melakukan pengujian dengan data uji. Berikutnya ditunjukkan kurva *loss* untuk data latih dan data validasi pada *batch size* 16 yang menunjukkan bahwa semakin bertambahnya *epoch* semakin konvergen ke nol (Gambar 9).

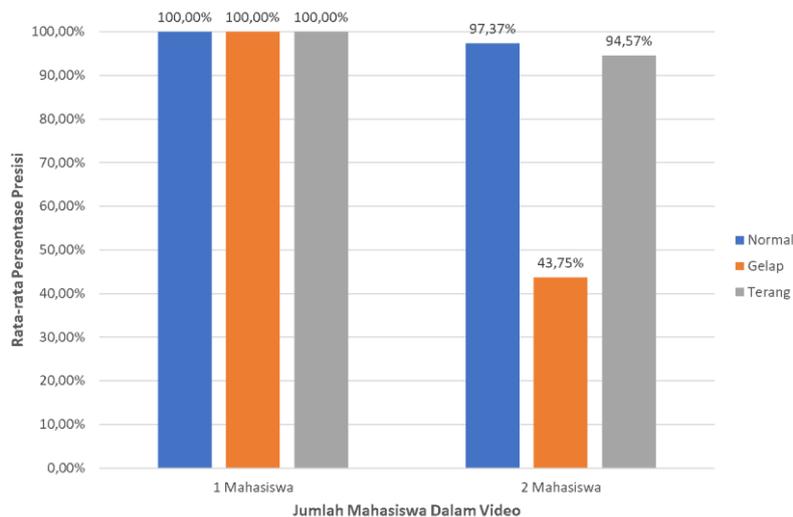


Gambar 9. Kurva *localization loss*, *confidence loss*, dan *classification loss*

3.2 Hasil Uji Coba

Data uji coba pada penelitian ini berupa data video berisi delapan video yang memuat satu mahasiswa dan delapan lainnya memuat dua mahasiswa. Setiap video dilakukan pengaturan pada tingkat kecerahannya yaitu gelap (tingkat kecerahan dikurangi 85), normal, dan terang (tingkat kecerahan ditambahkan 85) menggunakan *trained weight* tertinggi pada pelatihan. Berdasarkan hasil perhitungan presisi, *recall*, dan akurasi dari setiap video uji. Tabel 1 menunjukkan prosentase kinerja setiap video uji pada Tabel 1.

Video *duo_uji1* dengan tingkat kecerahan gelap memiliki nilai akurasi terkecil yaitu sebesar 0%. Hal ini bisa dipengaruhi oleh tingkat kecerahan video, kemiripan wajah, dan pergerakan antar mahasiswa. Berdasarkan hasil perhitungan presisi, *recall*, dan akurasi dari setiap video uji, diperoleh rerata kinerja keseluruhan video uji seperti tampak pada Histogram pada Gambar 10.

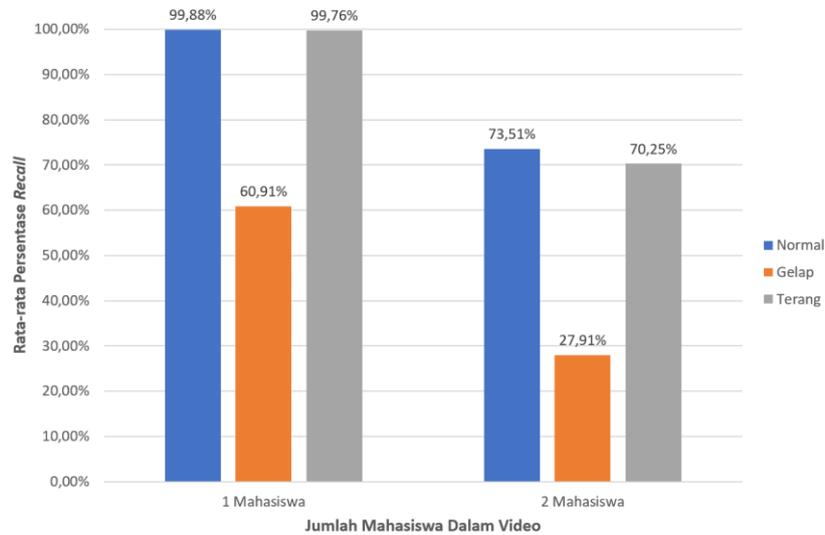


Gambar 10. Rerata presisi video uji

Tabel 1. Prosentasi kinerja video uji

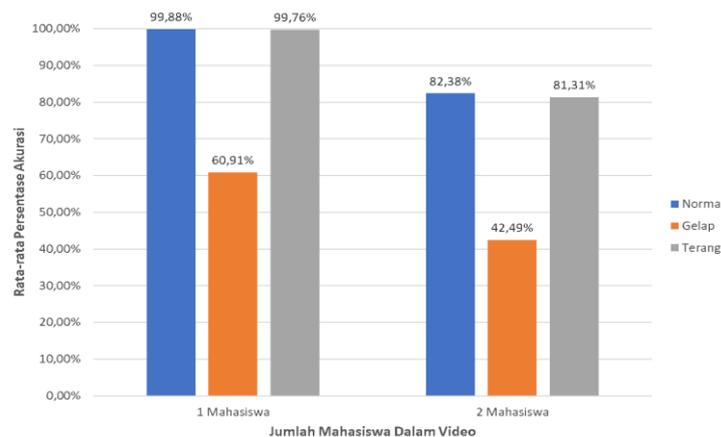
Jumlah Mahasiswa	Data Uji	Tingkat Kecerahan Video			
		Normal	Presisi	Recall	Akurasi
1 Mahasiswa	solo_uji1	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	65,89%	65,89%
		Terang	100%	100%	100%
	solo_uji2	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	40,73%	40,73%
		Terang	100%	100%	100%
	solo_uji3	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	33,11%	33,11%
		Terang	100%	100%	100%
	solo_uji4	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	91,69%	91,69%
		Terang	100%	98,69%	98,69%
	solo_uji5	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	100%	100%
		Terang	100%	100%	100%
	solo_uji6	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	75,87%	75,87%
		Terang	100%	100%	100%
	solo_uji7	Normal	100%	99,03%	99,03%
		Gelap	100%	67,97%	67,97%
		Terang	100%	99,35%	99,35%
	solo_uji8	Normal	100%	100%	100%
		Gelap	100%	12,04%	12,04%
		Terang	100%	100%	100%
2 Mahasiswa	duo_uji1	Normal	88,77%	89,62%	95,50%
		Gelap	50%	43,65%	78,10%
		Terang	62,50%	80,59%	94,14%
	duo_uji2	Normal	100%	51,25%	73,37%
		Gelap	0%	0%	0%
		Terang	100%	39,90%	65,50%
	duo_uji3	Normal	100%	96,67%	97,39%
		Gelap	50%	28,57%	34,94%
		Terang	100%	99,60%	99,64%
	duo_uji4	Normal	100%	96,65%	96,26%
		Gelap	50%	7,50%	17,76%
		Terang	100%	93,01%	90,39%
	duo_uji5	Normal	98,38%	85,09	95,50%
		Gelap	50%	14,15%	42,94%
		Terang	98,39%	82,65%	95,20%
	duo_uji6	Normal	91,84%	50,31%	51,35%
		Gelap	50%	44,90%	44,88%
		Terang	95,65%	52,68%	52,24%
	duo_uji7	Normal	100%	56,63%	56,62%
		Gelap	50%	44,37%	44,37%
		Terang	100%	62,42%	62,42%
	duo_uji8	Normal	100%	61,88%	93,07%
		Gelap	50%	40,13%	76,89%
		Terang	100%	51,34%	90,94%

Pada Gambar 11 terlihat bahwa video uji yang memuat satu mahasiswa memiliki rerata presisi lebih tinggi dibandingkan dengan video uji yang memuat dua mahasiswa pada tingkat kecerahan normal, gelap, dan terang.



Gambar 11. Rerata *recall* video uji

Pada Gambar 12 terlihat bahwa video uji yang memuat satu mahasiswa memiliki rerata *recall* dan akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan video uji yang memuat dua mahasiswa pada tingkat kecerahan normal, gelap, dan terang. Video uji dengan tingkat kecerahan gelap memiliki rerata *recall* dan akurasi paling rendah pada video yang memuat satu maupun dua mahasiswa. Video uji dengan tingkat kecerahan normal dan terang memiliki rerata *recall* dan akurasi cenderung sama pada video yang memuat satu maupun dua mahasiswa.



Gambar 12. Rerata akurasi video uji

4. Kesimpulan

Berdasarkan implementasi dan pengujian sistem pengenalan individu melalui identifikasi wajah menggunakan metode YOLOv5, diperoleh kesimpulan yaitu aplikasi deteksi objek pada kasus pengenalan individu melalui identifikasi wajah telah dilakukan dengan akuisisi video, anotasi label kelas, dan pembuatan model dengan metode YOLOv5. Model terbaik untuk pelatihan pengenalan wajah 70 mahasiswa diperoleh mAP 0,5 sebesar 99,4% dengan pengaturan parameter $epoch = 250$, $batch\ size = 16$, dan $learning\ rate = 0,01$. Uji coba dilakukan pada enam belas video dimana delapan video memuat satu mahasiswa dan delapan lainnya memuat dua mahasiswa pada setiap videonya. Uji coba juga dilakukan dengan menambah dan mengurangi tingkat kecerahan video. Dari hasil pengujian, terbukti bahwa metode YOLOv5 mampu mengenali individu secara baik melalui identifikasi wajah dengan rerata akurasi terbaik ditunjukkan pada skenario pengujian video yang memuat satu mahasiswa dengan tingkat kecerahan normal sebesar 99,88%.

Daftar Pustaka

- [1] M. S. M., Geroge, A., Aswathy, N., (2021), Implementation of a Multitudinous Face Recognition using YOLO.V3, *Fourth International Conference on Microelectronics, Signals & Systems (ICMSS)*, 1-6, doi: 10.1109/ICMSS53060.2021.9673609
- [2] M. S. M., Geroge, A., James, A. N, J., (2021), Custom Face Recognition Using YOLO.V3, *3rd International Conference on Signal Processing and Communication (ICPSC)*, 454-458, doi: 10.1109/ICSPC51351.2021.9451684
- [3] PT. Asli Rancangan Indonesia, (2018), *Tujuan dan Fungsi Biometrik*, <https://www.asliri.id/2018/10/29/tujuan-dan-fungsi-biometrik/>, diakses: 30-12-2021
- [4] Pusat Teknologi Informasi dan Komunikasi Badan Pengkajian dan Penerapan Teknologi Republik Indonesia, (2019), *Mengenal Teknologi Pengenalan Wajah (1)*, <https://ptik.bppt.go.id/berita-ptik/44-mengenal-teknologi-pengenalan-wajah-1>, diakses: 31-12-2021
- [5] Qi, D., Tan, W., Yao, Q., Liu, J., (2022), YOLO5Face: Why Reinventing a Face Detector, *ArXiv*, doi: arXiv:2105.12931v3
- [6] Supriyanto, A. B., (2020), *Penerapan Metode You Only Look Once (YOLO) untuk Pengenalan Kerusakan Jalan dari Data Video*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

- [7] Thuan, D., (2021), *Evolution of YOLO Algorithm And YOLOV5: The State-Of-The-Art Object Detection Algorithm*, Oulu University of Applied Sciences, Oulu University of Applied Sciences.