



Sistem Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Ekspresi Wajah Secara *Real-Time* Menggunakan *Deep Learning* YOLOv5

Putri Adelia Khairunnisa

putriadeliahairunnisa@gmail.com

Politeknik Negeri Jember

Rachmadani Anggowo Rizky

alga070301@gmail.com

Politeknik Negeri Jember

Moh. Ferdi Ardiansyah

ferdiandrian252@gmail.com

Politeknik Negeri Jember

Miftahur Rahman

rahmanmiftahur886@gmail.com

Politeknik Negeri Jember

Herlambang Satria Wijaya

berlian.tambang1@gmail.com

Politeknik Negeri Jember

Mochammad Rifki Ulil Albaab

mochrifki@polije.ac.id

Politeknik Negeri Jember

Alamat: Jl. Mastrip Po. Box 164, Kec. Sumbersari, Kab. Jember.

Korespondensi penulis: *putriadeliahairunnisa@gmail.com*

Abstract. The development of artificial intelligence (AI) technology encourages innovation in image processing and computer vision, one of which is a real-time facial expression detection system. This research aims to develop a system based on the YOLOv5 method and deep learning algorithms to detect facial expressions, such as neutral and smile, with high accuracy. The system is designed using training data processed through Roboflow, including dataset collection, labeling, and augmentation. The performance evaluation of the model was conducted using confusion matrix with accuracy, precision, recall, and F1-Score values, which showed an average accuracy of up to 99.6% with increasing datasets. The real-time system test results show the success of detecting facial expressions even when faced with variations in environmental conditions. This system has the potential to be applied in various fields, such as human-machine interaction, security, and education, and can be improved by increasing the variety of expressions recognized and integrating expert systems for more complex emotion analysis.

Keywords: Face Expression detection, Yolov5, Deep Learning, Confusion Matrix .

Abstrak. Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) mendorong inovasi dalam pengolahan citra dan visi komputer, salah satunya adalah sistem pendeteksi ekspresi wajah secara *real-time*. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem berbasis metode YOLOv5 dan algoritma *deep learning* untuk mendeteksi ekspresi wajah, seperti netral dan senyum, dengan akurasi tinggi. Sistem dirancang menggunakan data pelatihan yang diproses melalui Roboflow, meliputi pengumpulan, pelabelan, dan augmentasi dataset. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan F1-Score, yang menunjukkan rata-rata akurasi hingga 99,6% dengan peningkatan dataset. Hasil pengujian sistem *real-time* menunjukkan keberhasilan mendeteksi ekspresi wajah meski dihadapkan pada variasi kondisi lingkungan. Sistem ini berpotensi diterapkan dalam berbagai bidang, seperti interaksi manusia-mesin, keamanan, dan pendidikan, serta dapat ditingkatkan dengan menambah variasi ekspresi yang dikenali dan integrasi sistem pakar untuk analisis emosi yang lebih kompleks.

Kata kunci: Deteksi Ekspresi Wajah, Yolov5, Deep Learning, Confusion Matrix.

LATAR BELAKANG

Perkembangan teknologi semakin pesat, semakin tahun banyak inovasi teknologi baru yang diciptakan untuk memudahkan manusia. Salah satu contohnya adalah kecerdasan buatan, yaitu sistem yang dirancang untuk berinovasi dalam berbagai bidang studi dan diimplementasikan pada mesin atau komputer. Sistem ini dirancang untuk memiliki kecerdasan yang setara atau bahkan melampaui manusia, dengan kemampuan seperti beradaptasi, mengambil keputusan, berpikir secara kognitif, dan belajar. (Manongga et al. 2022). Hal ini mendorong berkembangnya bidang komputer visi, salah satunya adalah teknologi sistem pengenalan ekspresi wajah. Teknologi pengenalan ekspresi wajah dibuat untuk menganalisis kondisi ekspresi wajah dan secara otomatis mengidentifikasi ekspresi wajah manusia (Agustinus, Kurniawan, and Wijaya 2023).

Pendeteksian ekspresi wajah secara *real-time* telah menjadi topik yang menarik dalam bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan dengan berbagai potensi aplikasi dalam pengenalan emosi, interaksi manusia-mesin, dan keamanan (Daffa Ulhaq, Zaidan, and Firdaus 2023). Wajah menyajikan beragam informasi kompleks mengenai identitas, usia, jenis kelamin, dan ras dengan setiap ekspresi menghasilkan respons yang berbeda. Untuk membedakan ekspresi wajah melibatkan pengamatan bentuk dan posisi mata, hidung, serta mulut (Saputri, Taqwa, and Soim 2022). Dalam pengenalan ekspresi wajah menggunakan komponen-komponen tersebut sebagai elemen pengenal ekspresi wajah dalam teknologi informasi.

Dalam pengolahan citra digital, berbagai teknologi, metode, dan algoritma sering digunakan untuk mengembangkan sistem pendeteksian dan pengenalan ekspresi wajah. Namun, masih diperlukan pengembangan dan pengujian lebih lanjut untuk meningkatkan tingkat akurasi sistem tersebut. Meskipun begitu, tantangan utama dalam pengembangan sistem ini tetap berfokus pada deteksi objek ekspresi wajah yang akurat dan efisien. Sebagai contoh, metode konvensional yang mengandalkan pemrosesan berurutan dan membutuhkan waktu lama tidak memenuhi persyaratan *real-time* (Daffa Ulhaq et al. 2023). Oleh sebab itu, penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem yang dapat mendeteksi ekspresi wajah dengan akurasi dan efisiensi yang tinggi secara *real-time* menggunakan metode *You Only Look Once* (YOLO) dan algoritma *Deep Learning*. Metode YOLO telah terbukti lebih cepat dan akurat dalam mendeteksi objek pada gambar

atau citra, sehingga sangat ideal untuk digunakan dalam pendeteksian objek secara real-time pada video. (Mulyana, Sufriman, and Yel 2023). Dalam penelitian ini ekspresi yang akan dideteksi adalah netral dan senang dengan memperhatikan keakuratan pada jumlah dua data latih. Diharapkan sistem yang dibuat dapat memberikan informasi perbandingan hasil keakuratan pada sistem, dalam mendeteksi ekspresi wajah.

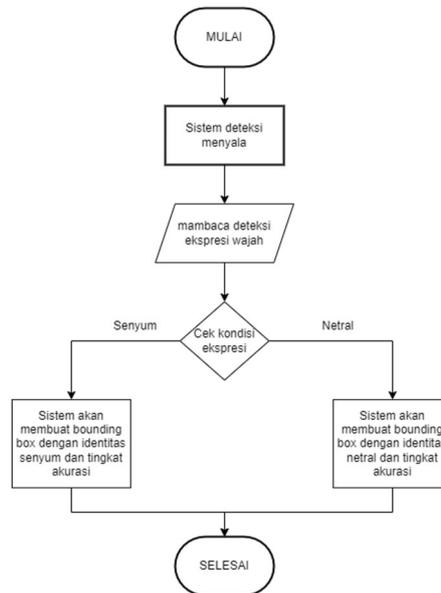
KAJIAN TEORITIS

Penelitian yang dilakukan oleh Iskandar, dkk dengan judul “Implementasi Deteksi Emosional Pada Wajah Menggunakan *Deep Learning - Yolov5*” berhasil mendeteksi emosi pada wajah (emosi marah, emosi senang, takut, jijik, emosi terkejut, emosi netral dan emosi sedih). Data yang digunakan adalah gambar ekspresi wajah dan dibagi mejadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Hasil penelitian menunjukkan 99 epoch dengan akurasi 99%(Mulyana et al. 2023).

Pada penilitian dengan judul “Klasifikasi Emosi Melalui Ekspresi Wajah Menggunakan Algoritma *Deep Learning*” mendeteksi ekspresi wajah dengan jumlah 1190 foto sebagai data set, ekspresi yang di deteksi adalah senang, sedih, dan kaget. Labelling data pada penelitian ini menggunakan roboflow dan training dataset menggunakan algoritma YOLOv5. Akurasi yang dihasilkan sebesar 87% dan nilai mAP nya 0,96(Agustinus et al. 2023).

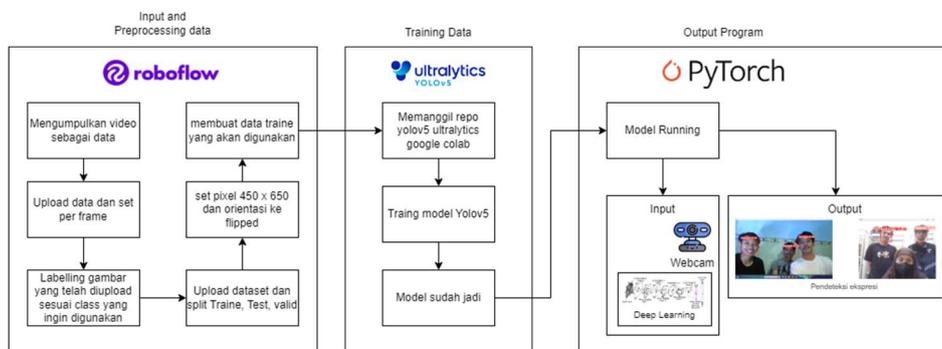
Hasil pada penelitian amanda, dkk “Perbandingan Metode *You Only Look Once* (Yolo) Dan Metode *Single Shot Detector* (Ssd) Dalam Pendeteksian Objek Dengan Fokus Pada Wajah” membandingkan antara metode YOLO dan SSD dalam akurasi dan kecepatan mendeteksi wajah. Dataset yang dipakai mencakup berbagai wajah dengan variasi pose, ukuran, dan kondisi pencahayaan. Didapatkan YOLO dapat menjadi pilihan yang lebih baik jika diperlukan deteksi real-time dan waktu respons yang cepat, Namun, jika ketepatan deteksi pada variasi ukuran wajah lebih kritis, SSD dapat menjadi solusi yang lebih sesuai(Amanda et al. 2023).

METODE PENELITIAN



Gambar 1. Flowchart Program deteksi ekspresi wajah

Pada gambar di atas, alur pertama dimulai dengan mengaktifkan sistem deteksi, diikuti oleh proses deteksi objek yang terjadi di depan kamera webcam. Langkah berikutnya adalah klasifikasi hasil deteksi objek untuk menentukan apakah ekspresi wajah tersebut masuk dalam kelas senyum atau netral. Setiap objek yang berhasil dideteksi akan diberikan kotak pembatas (*bounding box*) yang menandai lokasi objek pada gambar dan identifikasi ekspresi, serta disertai dengan nilai akurasi atau kepercayaan (*confidence score*). Proses ini memungkinkan sistem untuk secara *real-time* menunjukkan lokasi dan jenis ekspresi wajah yang terdeteksi, memberikan informasi tambahan berupa nilai kepercayaan terhadap hasil deteksi yang dilakukan.



Gambar 2. Desain Sistem dan Alur Membangun Deteksi ekspresi

Input and Preprocessing Data

Proses preprocessing data untuk penggunaan Roboflow dalam pengenalan ekspresi wajah melibatkan serangkaian langkah-langkah untuk mengumpulkan, mengelola, dan menyiapkan data sebelum digunakan untuk pelatihan model. Berikut adalah penjelasan alur prosesnya :

1. Pengumpulan Video Ekspresi Wajah, mengumpulkan video yang menggambarkan berbagai ekspresi wajah yang diperlukan untuk proses pengenalan ekspresi.
2. Upload Video ke Roboflow, video kemudian diupload ke roboflow dan dipisahkan per frame agar menjadi gambar objek.
3. Labelling Gambar, setelah video diunggah, Roboflow akan mengonversi video menjadi serangkaian gambar yang dapat diolah. Selanjutnya adalah melabeli gambar-gambar ini, yaitu menandai dan mengidentifikasi bagian-bagian wajah serta ekspresi senyum atau netral yang ditampilkan pada setiap gambar.
4. Pembagian Data, selanjutnya, dataset yang telah dilabeli akan dibagi menjadi tiga bagian: data latih (*train*), data validasi (*validation*), dan data uji (*test*). Proporsi yang digunakan adalah 60% untuk data latih, 20% untuk data validasi, dan 20% untuk data uji.
5. *Resize* pixel dan Augmentasi Gambar, ukuran gambar pada seluruh dataset akan disesuaikan agar memiliki dimensi yang seragam, disesuaikan menjadi 450 x 650 piksel. Ini dilakukan agar gambar tidak terlalu besar dan untuk menjaga keseragaman data. Kemudian dataset akan diflip secara horizontal untuk menyesuaikan dengan kondisi kamera webcam yang umumnya menggunakan mode mirror (pantulan horizontal).
6. Data siap dilatih, setelah melalui langkah-langkah preprocessing di atas, data siap untuk digunakan dalam proses pelatihan model. Data yang telah dipersiapkan akan digunakan untuk melatih model pengenalan ekspresi wajah.

Training Dataset

Proses dimulai dengan pengolahan data menggunakan Roboflow, di mana dataset ekspresi wajah dipersiapkan untuk pelatihan model. Selanjutnya, menggunakan Ultralytics YOLOv5, model deteksi objek dilatih dengan dataset yang telah disiapkan. Pelatihan model dilakukan dengan 50 epoch dan *batch size* sebesar 16, memungkinkan model untuk belajar dari data sebanyak 50 kali dengan batch data sebesar 16. Setelah

selesai dilatih, model dievaluasi menggunakan data pengujian yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Hasil evaluasi menunjukkan kinerja yang baik, dengan nilai rata-rata sekitar 0.8 hingga 0.9, yang dapat mewakili nilai *mean average precision* (mAP) atau metrik evaluasi lainnya yang mengukur keakuratan deteksi objek pada model tersebut. Langkah terakhir adalah menyimpan model yang telah dilatih dalam format best.pt. File ini adalah model deteksi objek setelah pelatihan yang dapat diunduh dan digunakan dalam sistem pendeteksi ekspresi wajah.

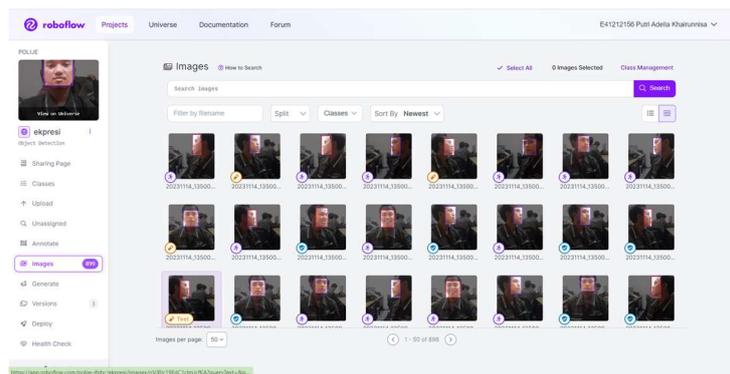
Luaran Program

Sistem menggunakan *framework Ultralytics* berbasis PyTorch memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya untuk deteksi objek, terutama ekspresi wajah. Prosesnya melibatkan penggunaan *webcam* untuk mendeteksi objek secara *real-time* dengan algoritma *deep learning* dari model yang telah ditraining. Luarannya adalah identifikasi dan penandaan ekspresi wajah pada gambar yang diambil dari *webcam*, menampilkan jenis ekspresi wajah yang terdeteksi, seperti senyum atau ekspresi netral.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Dataset

Data sample yang digunakan untuk membuat sistem pendeteksi ekspresi wajah dengan menggunakan format video dan akan menjadi foto dengan fitur captured per frame. Data tersebut selanjutnya akan dilabeli sesuai dengan identitas gambar yang benar menggunakan Roboflow. Berikut adalah contoh data sampel yang telah dilabel.



Gambar 3. labelling dataset menggunakan Roboflow

Kemudian, data yang telah dilabel akan dikonversi menjadi sebuah dataset dengan resolusi 450 x 650 piksel. Dataset tersebut akan mengalami flipping secara horizontal.

Alasan dibaliknya dataset secara horizontal adalah untuk menyesuaikan dengan augmentasi yang digunakan dalam sistem pendeteksi wajah, yang umumnya menggunakan teknik flip orientasi.

2. Matriks Evaluasi

Evaluasi pada deteksi ekspresi menggunakan model evaluasi *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* adalah alat yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu model klasifikasi yang telah dilatih. Komponen utama dari *Confusion Matrix* adalah *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN).

		Nilai Aktual	
		Positive	Negative
Nilai Prediksi	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Gambar 4. Tabel perhitungan akurasi model

Pada evaluasi *confusion matrix* terdapat beberapa nilai yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan suatu model yang dihasilkan. Terdapat beberapa yang dihasilkan seperti akurasi, *recall*, *precision* dan nilai F1 score.

Pertama terdapat nilai akurasi dari objek deteksi ini digunakan mengukur seberapa sering model klasifikasi benar dalam memprediksi label. Akurasi dihitung dengan dengan membagi jumlah prediksi yang benar (*True Positives* + *True Negatives*) dengan jumlah total data. Rumus untuk menghitung akurasi dari *Confusion Matrix* adalah:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Keterangan rumus diatas :

TP (*True Positive*) adalah jumlah sampel positif yang diprediksi dengan benar.

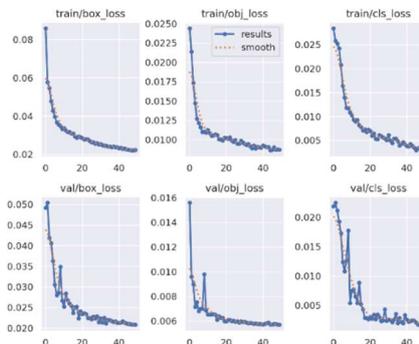
TN (*True Negative*) adalah jumlah sampel negatif yang diprediksi dengan benar.

FP (*False Positive*) adalah jumlah sampel negatif yang salah diprediksi sebagai positif.

FN (*False Negative*) adalah jumlah sampel positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Akurasi juga dapat diinterpretasikan dari tingkat kehilangan (*loss*) deteksi model. Dalam sistem deteksi wajah pintar ini, tingkat kelihalahan dari berbagai faktor seperti *bounding*

box, *object loss*, dll., hanya mencapai 0.07 atau 7% potensi kegagalan dalam sistem deteksi. Di bawah ini adalah gambaran grafik kehilangan objek deteksi dari berbagai faktor.



Gambar 5. Bukti kurva *training loss* model

Tujuan dari *Recall* adalah memastikan bahwa model dapat mengidentifikasi dan memprediksi sebanyak mungkin instance yang sebenarnya termasuk dalam kelas positif. Hal ini bertujuan mengurangi kemungkinan terlewatnya *instance* positif oleh model. Dengan kata lain, *recall* mengukur seberapa banyak sistem dapat mendeteksi objek secara tepat dan komprehensif. Berikut adalah rumus untuk menghitung *recall* dari *confusion matrix*.

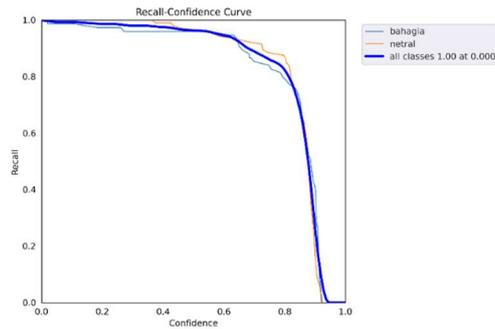
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Keterangan rumus diatas :

TP (*True Positive*): Jumlah *instance* positif yang diprediksi benar oleh model.

FN (*False Negative*): Jumlah *instance* positif yang seharusnya diprediksi oleh model sebagai positif, namun diprediksi sebagai negatif.

Berdasarkan hasil pelatihan data, diperoleh nilai *recall* rata-rata antara 0.80 hingga 1, hal ini menunjukkan bahwa setiap objek yang dapat dideteksi lebih dari satu akan sesuai dengan deskripsi objek yang sebenarnya. Berikut adalah gambaran grafik nilai *recall* dari deteksi objek.



Gambar 6. Bukti Kurva Recall Model

Precision berfungsi untuk menganalisis tingkat keakuratan dalam mendeteksi objek, khususnya dalam konteks seberapa tepat model dalam menentukan *bounding box* yang sesuai dengan objek yang sebenarnya. Dalam kata lain, *precision* mengukur seberapa banyak dari prediksi objek yang dihasilkan oleh model yang benar secara proporsional. Rumus untuk menghitung *precision* adalah sebagai berikut.

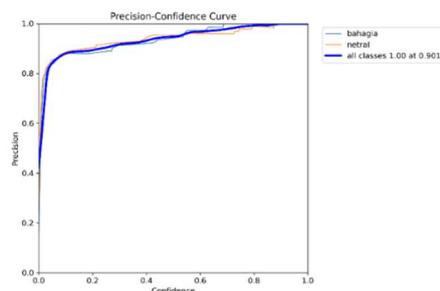
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Keterangan rumus :

TP (*True Positive*): Jumlah *instance* positif yang diprediksi dengan benar oleh model.

FP (*False Positive*): Jumlah *instance* negatif yang salah diprediksi sebagai positif oleh model.

Berikut hasil *precision* dari *confusion matrix* yang menunjukkan rata-rata nilai sebesar 97,2% untuk semua kelas, termasuk bahagia, dan netral. Dengan demikian, dari segi *precision*, sistem telah memberikan hasil yang optimal dan maksimal.



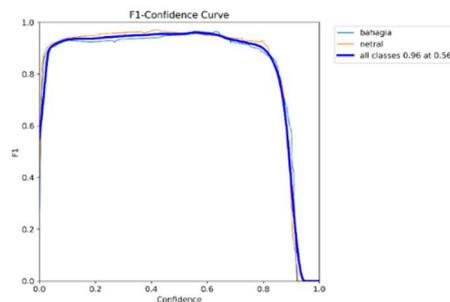
Gambar 7. Bukti Kurva Precision Model

Setelah mendapatkan nilai *precision* dan *recall*, langkah selanjutnya adalah menghitung F1-Score dari deteksi objek. F1-Score digunakan untuk mengevaluasi

keseimbangan antara precision dan recall dalam suatu model klasifikasi. Jika F1-Score memiliki nilai yang rendah, maka hasil deteksi objek juga cenderung kurang memuaskan dan memerlukan evaluasi lebih lanjut. Untuk menghitung nilai F1-Score, dapat menggunakan rumus di bawah ini.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Hasil F1-Score dari sistem deteksi ekspresi adalah 0.96 atau 96%. Hal ini menunjukkan bahwa nilai F1-Score yang dicapai sangat baik dan seimbang. Berikut adalah gambaran Kurva F1-Score dari sistem deteksi ekspresi wajah.



Gambar 8. Bukti Kurva F1-Score model

Untuk evaluasi tingkat akurasi yang memadai, sistem menggunakan dua ukuran dataset yang berbeda dan dilatih selama 50 epoch. Berikut perbandingan nilai akurasi yang diperoleh saat menggunakan dua jumlah data yang berbeda.

Table 1. Hasil perbandingan tingkat mAP, Precision, dan Recall pada tahap Train

No.	Jumlah Dataset	mAP	Precision	Recall
1.	569 Dataset	99%	93.8%	97.9%
2.	899 Dataset	99.6%	97.2%	99%

Berdasarkan data diatas memberikan perubahan dari segi mAP (Mean Average Precision), Precision, dan recall, karena dataset yang digunakan sangat berpengaruh terhadap nilai map, presisi, dan recall. Semakin banyak dataset yang digunakan maka sistem akan lebih baik.

4.3 Hasil Uji Coba

Data uji coba dari sistem pendeteksian menggunakan smart pendeteksi ekspresi secara *real-time* atau deteksi secara langsung. Karena jika menggunakan *real-time*

kondisi lingkungan dari segi pencahayaan tidak dapat diprediksi. Sehingga hasil data object detection yang didapatkan menggunakan *real-time* lebih terpercaya. Berikut adalah hasil data uji coba dengan jumlah data set (569 dataset) dari sistem pendeteksian ekspresian wajah secara *real-time* menggunakan yolov5.

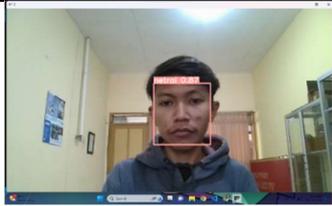
Table 1. Hasil pengujian dengan jumlah 569 dataset

No.	Gambar	Target Hasil	Hasil Deteksi	Tingkat Akurasi
1.		Netral	Netral	0.70
2.		Bahagia	Bahagia	0.75
3.		2 orang netral dan 1 orang bahagia	2 orang netral dan 1 orang bahagia	0.61
4.		2 orang bahagia dan 1 orang netral	2 orang bahagia dan 1 orang netral	0.72
5.		Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	-

6.		<p>1 orang tidak terdeteksi, 1 bahagia, dan 1 netral</p>	<p>1 orang tidak terdeteksi, 1 bahagia, dan 1 netral</p>	0.75
----	---	--	--	------

Berdasarkan hasil data uji coba diatas akurasi dari deteksi ekspresi wajah berada pada rata rata 0.7 atau 70 persen dari berbagai kondisi lingkungan. Sehingga hasil tersebut masih memerlukan evaluasi dan beberapa peningkatan. Solusi untuk memberikan peningkatan akurasi dapat memberikan penambahan epoch dalam proses training dataset atau penambahan jumlah dataset yang akan *ditraine*. Kemudian untuk melakukan evaluasi dari segi dataset dengan memberikan tambahan dataset yang semula 569 dataset menjadi 899 dataset. Berikut adalah hasil deteksi menggunakan 899 dataset dengan jumlah 50 epoch.

Table 2. Tabel hasil pengujian dengan jumlah 899 dataset

No.	Gambar	Target Hasil	Hasil Deteksi	Tingkat Akurasi
1.		Netral	Netral	0.87
2.		Bahagia	Bahagia	0.86
3.		<p>2 orang netral dan 1 orang bahagia</p>	<p>2 orang netral dan 1 orang bahagia</p>	0.67

4.		1 orang bahagia dan 1 orang netral	1 orang bahagia dan 1 orang netral	0.78
5.		1 orang tidak terdeteksi, 1 bahagia, dan 1 netral	1 orang tidak terdeteksi, 1 bahagia, dan 1 netral	0.79

Setelah membandingkan percobaan dengan model yang menggunakan jumlah dataset yang berbeda, hasilnya menunjukkan peningkatan nilai akurasi sistem dibanding sebelumnya dengan nilai rata-rata akurasi 0.79 atau 79%, memberi bukti bahwa dataset memiliki dampak signifikan terhadap tingkat akurasi deteksi ekspresi wajah. Hal ini disebabkan oleh kualitas, jumlah, dan variasi data yang memengaruhi kemampuan model dalam memahami pola serta melakukan prediksi pada data baru. Semakin besar dan bervariasi dataset, semakin baik model dapat belajar, menghasilkan peningkatan kinerja dalam tugas deteksi objek.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian sistem pendeteksian ekspresi wajah secara *real-time* menggunakan *deep learning* YOLOv5, diperoleh tingkat akurasi yang signifikan di berbagai kondisi lingkungan. Hal ini mengindikasikan kemampuan sistem dalam mengenali dengan tepat dan cepat ekspresi wajah seseorang. Hasil tersebut menggambarkan potensi sistem untuk pengembangan lebih lanjut dan penerapan di berbagai bidang, seperti interaksi manusia-mesin, keamanan, dan pendidikan guna meningkatkan kinerja sistem secara maksimal dan lebih optimal di penelitian kedepannya.

Saran

Untuk meningkatkan kinerja dan memaksimalkan hasil dari sistem pendeteksian ekspresi wajah secara *real-time* menggunakan *deep learning* YOLOv5, ada beberapa saran yang dapat diterapkan guna meningkatkan optimalitas sistem. Integrasi dengan

sistem aplikasi atau *website* serta penerapan algoritma sistem keputusan atau sistem pakar dapat memberikan hasil yang lebih optimal dan tujuan yang lebih tepat. Pengembangan tambahan pada variasi ekspresi yang dikenali oleh sistem juga dapat meningkatkan kemampuan deteksi, sehingga sistem dapat mengenali lebih banyak variasi ekspresi wajah. Hal ini akan membantu dalam memberikan hasil deteksi yang lebih beragam dan akurat.

DAFTAR REFERENSI

- Agustinus, Andi, Rudi Kurniawan, And Harma Oktafia Lingga Wijaya. 2023. "Klasifikasi Emosi Melalui Ekspresi Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning."
- Amanda, Afdal Zikri, Dyta Puji Lestari, Junaidi Ahmad Basori, And Risa Satifa. 2023. "Perbandingan Metode You Only Look Once (Yolo) Dan Metode Single Shot Detector (Ssd) Dalam Pendeteksian Objek Dengan Fokus Pada Wajah." 1(1).
- Daffa Ulhaq, Muhammad Rifqi, Muammar Alfien Zaidan, And Diash Firdaus. 2023. "Pengenalan Ekspresi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Metode Ssd Mobilenet Berbasis Android." *Journal Of Technology And Informatics (Joti)* 5(1):48–52. Doi: 10.37802/Joti.V5i1.387.
- Manongga, Danny, Untung Rahardja, Irwan Sembiring, Ninda Lutfiani, And Ahmad Bayu Yadila. 2022. "Dampak Kecerdasan Buatan Bagi Pendidikan." *Adi Bisnis Digital Interdisiplin Jurnal* 3(2):41–55. Doi: 10.34306/Abdi.V3i2.792.
- Mulyana, Dadang Iskandar, Aris Sufriman, And Mesra Betty Yel. 2023. "Implementasi Deteksi Emosional Pada Wajah Menggunakan Deep Learning - Yolov5." 4.
- Saputri, Anisa Pratiwi, Ahmad Taqwa, And Sopian Soim. 2022. "Analisis Deteksi Objek Citra Digital Menggunakan Algoritma Yolo Dan Cnn Dengan Arsitektur Repvgg Pada Sistem Pendeteksian Dan Pengenalan Ekspresi Wajah." 7(9).