

# Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk Mendeteksi Bahasa Isyarat SIBI

Bagus Kurniawan Pratama<sup>1\*</sup>, Sri Lestanti<sup>2</sup>, Yusniarsi Primasari<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Islam Balitar  
Jln. Majapahit No 2-4– Sananwetan Kota Blitar

<sup>1</sup>[ivernking134@gmail.com](mailto:ivernking134@gmail.com)

<sup>2</sup>[lestanti85@gmail.com](mailto:lestanti85@gmail.com)

<sup>3</sup>[primasariyusniari@gmail.com](mailto:primasariyusniari@gmail.com)

**Intisari**— Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) merupakan penerjemah bahasa isyarat menjadi suatu teks atau ucapan. Penelitian ini bertujuan menjembatani komunikasi antara masyarakat awam dengan penyandang tuna wicara melalui pengenalan bahasa isyarat SIBI menggunakan algoritma YOLO. Penelitian ini menggunakan 24 alfabet yang dibagi menjadi 4 kelompok, di mana masing-masing alfabet mempunyai 20 data gambar yang dibagi menjadi 70% data train, 25% data valid, dan 5% data test. Data train kemudian ditambah dengan data augmentasi dari Roboflow yang kemudian di lakukan proses pelatihan menggunakan jumlah batch 16 dan epochs sebanyak 100. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma YOLO dapat mendeteksi gesture alfabet bahasa isyarat SIBI dengan pengujian confusion matrix mendapatkan performa yang cukup baik, ditunjukkan oleh hasil F1 Score: Kelompok 1 sebesar 90.90%, Kelompok 2 sebesar 97.1%, Kelompok 3 sebesar 90.90%, dan Kelompok 4 sebesar 83.8%. Faktor lain seperti ukuran tangan, kondisi pencahayaan, dan variasi posisi data juga mempengaruhi akurasi deteksi. Keterbatasan dalam penelitian ini adalah alfabet J dan Z tidak dimasukkan karena kedua alfabet tersebut tidak hanya menggunakan pola bentuk, tetapi juga pola gesture gerak.

**Kata kunci**— Bahasa Isyarat SIBI, Confusion Matrix, Computer Vision, Roboflow, You Only Look Once (YOLO).

**Abstract**— The Indonesian Sign Language System (SIBI) is a translator of sign language into text or speech. This research aims to bridge communication between ordinary people and speech impaired people through the introduction of SIBI sign language using the YOLO algorithm. This research uses 24 alphabets which are divided into 4 groups, where each alphabet has 20 image data which is divided into 70% train data, 25% valid data, and 5% test data. The train data was then added with augmented data from Roboflow which was then carried out using a training process using a batch number of 16 and epochs of 100. The results of the research show that the YOLO algorithm can detect SIBI sign language alphabet gestures using confusion matrix testing and achieve quite good performance, as shown by the results F1 Score: Group 1 was 90.90%, Group 2 was 97.1%, Group 3 was 90.90%, and Group 4 was 83.8%. Other factors such as hand size, lighting conditions, and variations in data position also affect detection accuracy. A limitation in this research is that the alphabets J and Z were not included because these two alphabets not only use shape patterns, but also gesture patterns.

**Keywords**— Sign Language SIBI, Confusion Matrix, Computer Vision, Roboflow, You Only Look Once (YOLO).

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

komunikasi merupakan kebutuhan pokok dalam membangun kerjasama, pemahaman, dan hubungan antara individu dan kelompok [1]. Selain melibatkan kata-kata, ekspresi wajah, bahasa tubuh, dan elemen nonverbal lainnya menjadi integral dalam menyampaikan pesan dengan efektif. Dalam era globalisasi, kemampuan untuk berkomunikasi lintas bahasa menjadi kunci dalam memenuhi kebutuhan akan interaksi sosial di tengah keberagaman masyarakat global. Di lingkungan kerja, komunikasi efektif mendukung pemenuhan kebutuhan akan kerjasama dan produktivitas. Terdapat dua

jenis komunikasi yang turut berperan dalam membangun pemahaman dan hubungan adalah Komunikasi Verbal, dan Komunikasi Isyarat Nonverbal [2]. Secara interpersonal, komunikasi tidak hanya menyampaikan informasi, tetapi juga memenuhi kebutuhan akan hubungan emosional yang memberikan dukungan dan kedekatan. Memahami kompleksitas kedua jenis komunikasi ini memberikan peluang untuk memenuhi kebutuhan manusia akan interaksi dan perkembangan di berbagai aspek kehidupan.

Terdapat dua bahasa isyarat yang digunakan di Indonesia, yaitu Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) yang dikembangkan oleh komunitas tuna rungu, tetapi bukan bahasa

resmi negara dikarenakan dialek disetiap daerah berbeda-beda dan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) yang diakui oleh pemerintah Indonesia untuk pengajaran di Sekolah Luar Biasa (SLB) [3]. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dikarenakan bahasa isyarat SIBI merupakan bahasa isyarat yang diakui oleh pemerintah Indonesia untuk pengajaran di SLB. Meskipun pentingnya bahasa isyarat sudah diketahui, teknologi untuk mengenali dan menerjemahkan bahasa isyarat dalam ranah digital masih terbatas. Menerjemahkan karakter ke dalam teks dan alfabet memang sulit, terutama di era digital konsep bahasa isyarat saat ini.

Masyarakat awam merasakan dampaknya secara langsung dikarenakan masyarakat awam tersebut tidak familiar dengan bahasa isyarat. Dengan tersedianya teknologi yang mampu mengidentifikasi bahasa isyarat dengan tepat dan cepat akan membuka akses ke informasi dan komunikasi yang sama seperti orang lain. Penelitian ini difokuskan pada upaya menjembatani komunikasi antara masyarakat awam dengan para penyandang tuna wicara. Peneliti melihat banyaknya masyarakat awam yang salah paham terhadap apa yang penyandang tuna wicara katakan dengan menggunakan bahasa isyarat, selain itu kurangnya edukasi bahasa isyarat kepada masyarakat awam membuat masyarakat awam tersebut tidak tahu apa yang para penyandang tuna wicara katakan dengan bahasa isyarat.

Dari kesimpulan di atas dapat disimpulkan dengan berkembangnya teknik pengenalan objek yang semakin canggih diharapkan dapat menjembatani komunikasi antara masyarakat awam dengan para penyandang tuna wicara. Penerapan algoritma YOLO pada bahasa isyarat SIBI akan semakin mungkin dan relevan dikarenakan algoritma YOLO dapat mendeteksi suatu objek. Aplikasi ini dapat dibuat dengan kemajuan teknologi saat ini. Teknologi saat ini sangat mampu memfasilitasi identifikasi isyarat dengan tingkat akurasi serta kecepatan yang cukup memadai untuk aplikasi *real-time*. Dukungan terhadap gagasan ini diperkuat oleh penelitian terdahulu. YOLO terbukti mampu mengklasifikasikan objek dan memiliki potensi besar dalam pemantauan kerusakan bangunan karena kinerjanya dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam jarak jauh [4]. Hasil Awmin penelitian menunjukkan bahwa algoritma *You Only Look Once* (YOLO) dapat mendeteksi objek pada video kamera pengintai yang dipasang di persimpangan Air Mancur dan Immanuel Kota Medan [5]. Sistem deteksi metode YOLO terbukti lebih cepat dan akurat dalam mendeteksi gambar atau objek dalam gambar, sehingga ideal untuk deteksi objek dalam video secara *real-time* [6].

Pada penelitian terdahulu di atas didapatkan kesimpulan bahwa YOLO merupakan algoritma yang cocok untuk pengenalan objek. Keunggulan utamanya terletak pada kemampuannya mendeteksi dan mengklasifikasikan objek

dengan akurasi yang cukup dalam berbagai situasi, mulai dari pemantauan jarak jauh hingga deteksi *real-time* pada video. Hasil penelitian dan penerapannya dalam berbagai kasus menunjukkan bahwa YOLO efisien dalam mengidentifikasi objek dalam berbagai situasi, menjadikannya pilihan yang baik untuk deteksi objek dalam domain digital.

Dengan menggunakan algoritma YOLO, diharapkan dapat mengatasi tantangan dalam mengenali bahasa isyarat SIBI dengan tepat. Hal ini akan membuka peluang untuk mengembangkan aplikasi atau sistem yang dapat meningkatkan akses informasi bagi masyarakat terhadap bahasa isyarat SIBI.

## 1.2 Identifikasi Masalah

Permasalahan yang menjadi latar belakang penelitian ini adalah banyaknya masyarakat awam yang salah paham terhadap apa yang penyandang tuna wicara katakan dengan menggunakan bahasa isyarat, selain itu kurangnya edukasi bahasa isyarat kepada masyarakat awam membuat masyarakat awam tersebut tidak tahu apa yang para penyandang tuna wicara katakan dengan bahasa isyarat.

## 1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah dijelaskan, penulis merumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan kinerja dan performa algoritma YOLO dalam mendeteksi bahasa isyarat SIBI?
2. Apa saja yang mempengaruhi tingkat akurasi pada algoritma YOLO dalam mendeteksi bahasa isyarat SIBI?

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui tentang penerapan kinerja dan performa algoritma YOLO dalam mendeteksi bahasa isyarat SIBI.
2. Mengetahui faktor apa saja yang mempengaruhi tingkat akurasi pada algoritma YOLO dalam mendeteksi bahasa isyarat SIBI.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

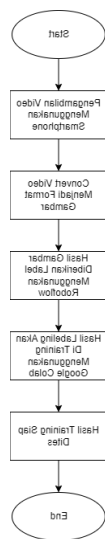
Penelitian ini dilakukan sebanyak tiga kali kunjungan yaitu pada bulan Januari minggu pertama sampai minggu ketiga di Yayasan Pendidikan Luar Biasa Sekolah Luar Biasa Kategori B atau biasa disebut (SLB-B YPLB) yang beralamatkan di Jl. Imam Bonjol No.3, Sananwetan, Kec. Sananwetan, Kota Blitar, Jawa Timur 66137. Peneliti memilih lokasi ini dikarenakan SLB-B YPLB memenuhi syarat dan dapat mendukung proses pengerjaan penelitian tentang penerapan algoritma YOLO untuk mendeteksi bahasa isyarat SIBI.

Penelitian ini menggunakan jenis penelitian kuantitatif. Pada penelitian ini dataset yang dikumpulkan berwujud data gambar bentuk bahasa isyarat alfabet A – Z. Penelitian kuantitatif merupakan penelitian yang hasilnya sudah terlihat

keluarannya, maka dari itu penelitian ini menggunakan jenis penelitian kuantitatif dengan alasan tersebut.

Proses pengumpulan data untuk penelitian ini dilakukan dengan cara wawancara, dan dokumentasi. Wawancara bertujuan memperoleh informasi dari sang pakar perihal cara berkomunikasi penyandang tuna wicara pada lingkungan rumah dan lingkungan sekolah dan gesture-gesture apa saja yang digunakan penyandang tuna wicara untuk mengisyaratkan sesuatu. Sedangkan dokumentasi bertujuan mendapatkan informasi data dari sang pakar perihal gerak gesture tangan pada bahasa isyarat SIBI terutama alfabet A – Z.

Alur penelitian YOLO sebagai berikut:



Gambar 1 Alur Metode YOLO

Pada gambar 1 terdapat alur dari penelitian YOLO. Langkah pertama adalah pengambilan video gesture tangan alfabet A - Z, kemudian dilakukan proses convert menjadi format gambar dari hasil video yang telah di ambil sebelumnya, kemudian hasil gambar diberikan label menggunakan roboflow, kemudian hasil labeling dari roboflow akan di *training* menggunakan google colab, dan selanjutnya hasil training sudah bisa digunakan untuk deteksi.

Data yang dikumpulkan dari penelitian ini adalah video gesture alfabet bahasa isyarat SIBI dari tangan penulis yang sudah di contohkan oleh sang pakar, yaitu salah satu guru tingkat SMA dari SLB-B YPLB. yang kemudian hasil video tersebut akan diubah menjadi format gambar.

Pada tahapan pelabelan data, hasil gambar yang telah diubah formatnya menjadi format gambar akan diberikan label *bounding box* kelas menggunakan *website* Roboflow yang nantinya akan di export dan menghasilkan keluaran format ZIP atau API Kode.

Pada tahapan *training* data, peneliti akan menggunakan *website* Google Colab sebagai tempat untuk mentraining data, dikarenakan Roboflow mempunyai kemudahan dalam mengaksesnya dan tidak terlalu berat untuk digunakan. Tahapan training ini akan menggunakan data hasil keluaran dari pelabelan roboflow, yang dimana pada proses ini peneliti akan mengimport ZIP atau API Kode yang telah diberikan kedalam Google Colab, dan selanjutnya adalah proses *training*, pada YOLO Versi 5 Small menggunakan metode training *Transfer Learning* yang didukung dengan *optimizer Stochastic Gradient Descent* (SGD) dan menggunakan 19 *Convolutional layer*, untuk

perulangan epochsnya disesuaikan dengan kebutuhan agar hasil akurasi mAP menjadi baik.

Pada tahapan ini, algoritma yang digunakan untuk mendeteksi bahasa isyarat SIBI adalah YOLO V5 dengan menggunakan model dari Ultralytics *open source* YOLO. Perlu diketahui pada tahapan ini harus menyesuaikan kebutuhan *hardware* dan *software* dalam mengimplementasikan YOLO V5 ini, dikarenakan setiap versi YOLO mempunyai ketentuan spesifikasi yang berbeda-beda.

Pada tahapan uji coba, peneliti menguji hasil dari data training yang sudah dilakukan sebelumnya dengan cara mencoba setiap alfabet dan melihat hasil keluarannya sesuai dengan alfabet yang di inginkan atau tidak dengan batasan tingkat akurasi yang sudah ditentukan.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Pengumpulan Dataset

Tahap pengumpulan dataset dilakukan dengan mengambil video abjad SIBI menggunakan *smartphone* yang kemudian di convert menjadi format gambar. Dataset gambar yang diperoleh setelah hasil convert berjumlah 480 data yang di bagi menjadi 4 kelompok. Karena data yang kurang bervariasi, saat pengujian keseluruhan alfabet A-Z (kecuali J dan Z yang tidak digunakan karena menggunakan gesture) tidak dapat terdeteksi atau tidak sesuai dengan label yang diberikan. kemudian masing-masing alfabet mempunyai 20 data. Gambar 4.1 Merupakan contoh dataset abjad pada SIBI.



Gambar 2 Kumpulan Dataset

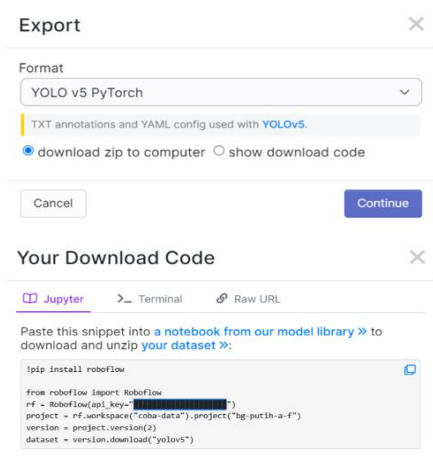
#### 3.2 Pelabelan Gambar

Pada tahap pelabelan, gambar akan diberikan label sesuai dengan class atau alfabetnya masing-masing agar sistem dapat mengenali gesture alfabet apa saja yang terdeteksi. Aplikasi yang digunakan pada proses pelabelan adalah Roboflow, dikarenakan Roboflow dapat dengan mudah di akses melalui browser dan Roboflow merupakan rekomendasi dari YOLO itu sendiri



Gambar 3 Proses Pelabelan Gambar

Setelah dilakukan proses augmentasi untuk menambahkan data agar bervariasi bentuk datanya. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan augmentasi rotation, grayscale, brightness, dan cutout.



Gambar 4 Proses Export

Berikut merupakan tabel rincian jumlah pembagian data dari 480 data gambar yang nantinya akan di bagi menjadi 4 kelompok.

Tabel 1 Pembagian Data Train, Valid dan Test Kelompok 1

Kelompok 1			
Nama class/alfabet	Data train	Data valid	Data test
A	14	5	1
B	14	5	1
C	14	5	1
D	14	5	1
E	14	5	1
F	14	5	1

Total	84 (70% Data train)	30 (25% Data valid)	6 (5% Data test)
-------	---------------------	---------------------	------------------

Tabel 2 Pembagian Data Train, Valid dan Test Kelompok 2

Kelompok 2			
Nama class/alfabet	Data train	Data valid	Data test
G	14	5	1
H	14	5	1
I	14	5	1
K	14	5	1
L	14	5	1
M	14	5	1
<b>Total</b>	<b>84 (70% Data train)</b>	<b>30 (25% Data valid)</b>	<b>6 (5% Data test)</b>

Tabel 3 Pembagian Data Train, Valid dan Test Kelompok 3

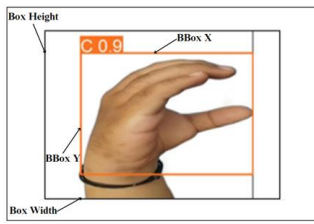
Kelompok 3			
Nama class/alfabet	Data train	Data valid	Data test
N	14	5	1
O	14	5	1
P	14	5	1
Q	14	5	1
R	14	5	1
S	14	5	1
<b>Total</b>	<b>84 (70% Data train)</b>	<b>30 (25% Data valid)</b>	<b>6 (5% Data test)</b>

Tabel 4 Pembagian Data Train, Valid dan Test Kelompok 4

Kelompok 4			
Nama class/alfabet	Data train	Data valid	Data test
T	14	5	1
U	14	5	1
V	14	5	1
W	14	5	1
X	14	5	1
Y	14	5	1
<b>Total</b>	<b>84 (70% Data train)</b>	<b>30 (25% Data valid)</b>	<b>6 (5% Data test)</b>

### 3.3 Hasil pelabelan gambar

Hasil gambar yang sudah diberikan label akan menghasilkan file label anotasi yang berisikan informasi tentang anotasi pelabelan objek gambar dalam bentuk format (.txt).



3 0.3828125 0.48671875 0.765625 0.6921875

Gambar 5 Informasi Pelabelan

Pada gambar 5 merupakan contoh dari informasi pelabelan dalam bentuk (.txt) dengan format label “3”, bounding box x “38%”, bounding box y “48,7%”, lebar bounding box width “76,6%”, tinggi bounding box height “69%”.

### 3.4 Hasil Training Model YOLOv5

Training model adalah proses dimana sebuah model akan melakukan pelatihan berulang-ulang agar dapat mengenali pola dari suatu model dan dapat memprediksinya. Pada proses pelatihan ini menggunakan aplikasi bantuan yang disediakan oleh Google yaitu Google Colaboratory untuk menulis kode Python. Model *training* yang digunakan adalah *pre trained* yolov5s.pt, image size 640, batch 16, dan epochs 100.

```

Train YOLOv5s
python train.py --img 640 --batch 16 --epochs 100 --data /content/yolov5/data/data.yaml --weights yolov5s.pt --cache
    
```

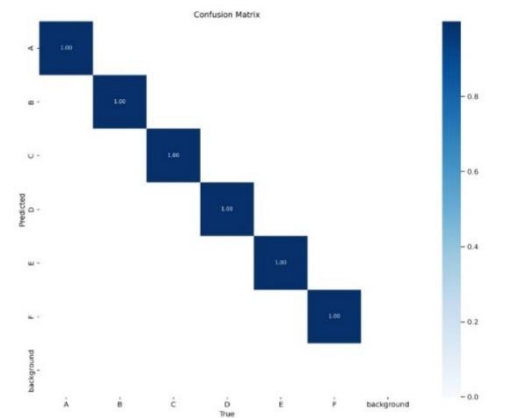
Gambar 6 Perintah Proses Trainin

Pada gambar 6 merupakan perintah untuk menjalankan proses *training* model YOLOv5. Perintah “--img 640” adalah perintah untuk menentukan ukuran pada gambar yang akan dilatih, perintah “--batch 16” adalah perintah untuk menentukan ukuran batch yang nantinya 1 iterasi akan memproses 16 gambar pada setiap pelatihan, perintah kode “--data /content/yolov5/data/data.yaml” adalah kode untuk menentukan jalur konfigurasi yang diperoleh dari hasil export dataset Roboflow, dan “--weights yolov5s.pt” adalah *pre trained* pada pelatihan awal, dan “--epochs 100” adalah jumlah banyaknya iterasi yang dilakukan pada saat pelatihan.

Epoch	GPU mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
7/99	4.36	0.04552	0.01711	0.0386	8	640: 100%   14/14 [00:03:00:00, 4.371t/s]
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95: 100%   1/1 [00:00:00:00, 3.011t/s]
all	26	26	0.434	0.322	0.276	0.0545
Epoch	GPU mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
8/99	4.36	0.04008	0.01633	0.03813	15	640: 100%   14/14 [00:03:00:00, 4.501t/s]
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95: 100%   1/1 [00:00:00:00, 3.271t/s]
all	26	26	0.394	0.3	0.184	0.0286
Epoch	GPU mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
9/99	4.36	0.03334	0.01154	0.03154	13	640: 100%   14/14 [00:04:00:00, 3.361t/s]
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95: 100%   1/1 [00:00:00:00, 1.731t/s]
all	26	26	0.327	0.277	0.279	0.0655
Epoch	GPU mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
10/99	4.36	0.02349	0.01153	0.02221	12	640: 100%   14/14 [00:04:00:00, 3.031t/s]
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95: 100%   1/1 [00:00:00:00, 1.041t/s]
all	26	26	0.226	0.037	0.49	0.285
Epoch	GPU mem	box_loss	obj_loss	cls_loss	Instances	Size
11/99	4.36	0.01563	0.01502	0.03321	14	640: 100%   14/14 [00:05:00:00, 4.341t/s]
Class	Images	Instances	P	R	mAP50	mAP50-95: 100%   1/1 [00:00:00:00, 3.331t/s]
all	26	26	0.504	0.033	0.457	0.517

Gambar 7 Proses Training

Pada gambar 7 merupakan proses setelah menjalankan perintah untuk menjalankan proses *training* model YOLOv5 dengan iterasi berjumlah sebanyak 100 epochs, yang dimana setiap epochs mAPnya akan bertambah atau berkurang dengan seiring pelatihan yang dilakukan dan akan menghasilkan *Confusion Matrix* seperti pada gambar berikut.



Gambar 8 Confusion Matrix A-F

Pada gambar 8 diperlihatkan *confusion matrix* dari alfabet A-F yang dimana semua alfabet tersebut mendapatkan hasil *confusion matrix* sebanyak 1.00/100%.

### 3.5 Hasil Testing

Pada proses testing dari 24 alfabet yang di bagi 4 kelompok dengan data testing sebanyak 1 data gambar. Berikut merupakan tabel perolehan hasil testing dari 4 kelompok.

TABEL 5  
TESTING KELOMPOK 1





Kelompok 1					
No	Alfabet	Hasil Deteksi	Keterangan	Benar/Salah	Skor Prediksi
1	A		Terdeteksi	Benar	90%
2	B		Terdeteksi	Benar	90%
3	C		Terdeteksi	Benar	90%
4	D		Terdeteksi	Benar	80%
5	E		Terdeteksi	Benar	90%
6	F		Terdeteksi	Benar	90%

Pada tabel 5 menjelaskan tentang hasil testing pada setiap alfabet, yang dimana setiap alfabet mempunyai 1 data testing dan berikut adalah hasilnya.

alfabet A 90%, B 90%, C 90%, D 80%, E 90% dan F 90%. Data ini bukan menjadi acuan saat melakukan pengujian *webcam*.

### 3.6 Confusion Matrix

**TABEL 6**  
**PENJELASAN CONFUSION MATRIX**






























Confusion Matrix	Gambar Deteksi	Keterangan
<i>True Positive (TP)</i>		Data memprediksi gestur alfabet SIBI dan model memprediksi alfabet SIBI.
<i>False Positive (FP)</i>		Data memprediksi gestur alfabet SIBI yang salah namun model memprediksi yang benar.
<i>False Negative (FN)</i>		Data merupakan gestur alfabet SIBI, tetapi model tidak dapat memprediksi data tersebut.
<i>True Negative (TN)</i>		Data bukan merupakan gestur alfabet SIBI dan model tidak memprediksi alfabet SIBI.

Pada tabel 6 menjelaskan tentang *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, *False Negative (FN)* dan *True Negative (TN)* beserta keterangannya

### 3.7 Confusion Matrix YOLOv5 Menggunakan Webcam

Berikut adalah perhitungan confusion matrix menggunakan webcam dengan objek data tangan kanan dan tangan kiri sebanyak 3 kali percobaan. Confusion Matrix adalah alat evaluasi untuk mengukur kinerja model klasifikasi seperti YOLOv5 dalam mendeteksi objek real-time dari webcam. Berikut adalah perhitungan confusion matrix menggunakan webcam dengan objek data tangan kanan dan tangan kiri sebanyak 3 kali percobaan. Confusion Matrix adalah alat evaluasi untuk mengukur kinerja model klasifikasi

**TABEL 7**  
**PENGUJIAN WEBCAM KELOMPOK 1**

No	Alfabet	Kelompok 1								
		Hasil Deteksi dan Akurasi		TP	FP	FN	TN	Min	Max	Rata-rata
		Tangan Kanan	Tangan Kiri							
1	A			6				64%	90%	79%
										
										
2	B			6				50%	85%	67.5%
										
										
3	C			6				44%	81%	62.5%
										
										
4	D			6				55%	86%	70.5%
										
										
5	E			6				51%	84%	67.5%
										
										



Setelah itu dilakukan perhitungan accuracy, precision, recall, dan f1 score dengan menggunakan rumus:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{(TP + FP + FN + TN)} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\%$$

$$\text{F1 Score} = 2 \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Dari pengujian oleh kelompok 1 dari total 36 data deteksi alfabet menggunakan tangan kanan dan kiri di dapatkan hasil bahwa 30 alfabet terdeteksi *True Positive* (TP) dan 6 alfabet terdeteksi *False Positive* (FP). Setelah itu dilakukan pengujian dengan data tangan kanan dan tangan kiri, didapatkan perhitungan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score*. Didapatkan nilai *accuracy* sebesar 83.33%, yang menunjukkan model memiliki akurasi 83.33% saat testing. Nilai *precision* sebesar 83.33% berarti model benar memprediksi kelas positif dari keseluruhan prediksi sebesar 83.33%. *Recall* sebesar 100% menunjukkan model mengidentifikasi kelas positif dengan benar. *F1 Score* sebesar 90.90% yang merupakan rata

**TABEL 8**  
**PENGUJIAN WEBCAM KELOMPOK 2**

Kelompok 2								
NO	Alfabet	TP	FP	FN	TN	Min	Max	Rata-rata
1	G	6				25%	77%	51%
2	H	4	2			25%	67%	46%
3	I	6				24%	75%	50%
4	K	6				50%	80%	68%
5	L	6				33%	60%	49.5%
6	M	6				48%	83%	65.5%
Total		34	2					

Dari pengujian oleh kelompok 2 dari total 36 data deteksi alfabet menggunakan tangan kanan dan kiri di dapatkan hasil bahwa 34 alfabet terdeteksi *True Positive* (TP) dan 2 alfabet terdeteksi *False Positive* (FP). Setelah itu dilakukan pengujian dengan data tangan kanan dan tangan kiri, didapatkan perhitungan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score*. Didapatkan nilai *accuracy* sebesar 94.44%, yang menunjukkan model memiliki

akurasi 94.44% saat testing. Nilai *precision* sebesar 94.44% berarti model benar memprediksi kelas positif dari keseluruhan prediksi sebesar 94.44%. *Recall* sebesar 100% menunjukkan model mengidentifikasi kelas positif dengan benar. *F1 Score* sebesar 97.1% yang merupakan rata-rata dari *precision* dan *recall* dalam memprediksi kelas objek.

**TABEL 9**  
**PENGUJIAN WEBCAM KELOMPOK 3**

Kelompok 3								
NO	Alfabet	TP	FP	FN	TN	Min	Max	Rata-rata
1	N	4	2			45%	78%	61.5%
2	O	6				30%	70%	50%
3	P	6				44%	76%	60%
4	Q	6				31%	73%	52%
5	R	6				55%	85%	70%
6	S	2	4			43%	50%	45.5%
Total		30	6					

Dari pengujian oleh kelompok 3 dari total 36 data deteksi alfabet menggunakan tangan kanan dan kiri di dapatkan hasil bahwa 30 alfabet terdeteksi *True Positive* (TP) dan 6 alfabet terdeteksi *False Positive* (FP). Setelah itu dilakukan pengujian dengan data tangan kanan dan tangan kiri, didapatkan perhitungan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score*. Didapatkan nilai *accuracy* sebesar 83.33%, yang menunjukkan model memiliki akurasi 83.33% saat testing. Nilai *precision* sebesar 83.33% berarti model benar memprediksi kelas positif dari keseluruhan prediksi sebesar 83.33%. *Recall* sebesar 100% menunjukkan model mengidentifikasi kelas positif dengan benar. *F1 Score* sebesar 90.90% yang merupakan rata-rata dari *precision* dan *recall* dalam memprediksi kelas objek.

**TABEL 9**  
**PENGUJIAN WEBCAM KELOMPOK 3**

Kelompok 4								
NO	Alfabet	TP	FP	FN	TN	Min	Max	Rata-rata
1	T	6				26%	69%	57.5%
2	U		6			-	-	-
3	V	4	2			33%	47%	40%
4	W	5	1			34%	84%	59%
5	X	5	1			29%	79%	54%
6	Y	6				46%	82%	64%
Total		26	10					

Dari pengujian oleh kelompok 4 dari total 36 data deteksi alfabet menggunakan tangan kanan dan kiri di dapatkan hasil bahwa 26 alfabet terdeteksi *True Positive* (TP) dan 10 alfabet terdeteksi *False Positive* (FP). Setelah itu dilakukan pengujian dengan data tangan kanan dan tangan kiri, didapatkan perhitungan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score*. Didapatkan nilai *accuracy* sebesar 72.22%, yang menunjukkan model memiliki akurasi 72.22% saat testing. Nilai *precision* sebesar 72.22% berarti model benar memprediksi kelas positif dari keseluruhan prediksi sebesar 72.22%. *Recall* sebesar 100% menunjukkan model mengidentifikasi kelas positif dengan benar. *F1 Score* sebesar 83.8% yang merupakan rata-rata dari *precision* dan *recall* dalam memprediksi kelas objek.

**TABEL 10**  
**HASIL PENGUJIAN CONFUSION MATRIX DARI 4 KELOMPOK**

	Kelompok 1	Kelompok 2	Kelompok 3	Kelompok 4
<b>Accuracy</b>	83.33%	94.44%	83.33%	72.22%
<b>Precision</b>	83.33%	94.44%	83.33%	72.22%
<b>Recall</b>	100%	100%	100%	100%
<b>F1 Score</b>	90.90%	97.1%	90.90%	83.8%

Pada tabel 10 menjelaskan tentang hasil pengujian *confusion matrix* YOLOv5 menggunakan *webcam*. Dari pengujian 4 kelompok tersebut, kelompok 1 mendapatkan jumlah *accuracy* sebanyak 83.33%, *precision* sebanyak 83.33%, *Recall* sebanyak 100%, dan *F1 Score* sebanyak 90.90%, kelompok 2 mendapatkan jumlah *accuracy* sebanyak 94.44%, *precision* sebanyak 94.44%, *Recall* sebanyak 100%, dan *F1 Score* sebanyak 97.1%, kelompok 3 mendapatkan jumlah *accuracy* sebanyak 83.33%, *precision* sebanyak 83.33%, *Recall* sebanyak 100%, dan *F1 Score* sebanyak 90.90%, kelompok 4 mendapatkan jumlah *accuracy* sebanyak 72.22%, *precision* sebanyak 72.22%, *Recall* sebanyak 100%, dan *F1 Score* sebanyak 83.8%.

**Pembahasan**

Pembahasan hasil dari pengujian *confusion matrix* YOLOv5 dengan *webcam* menggunakan 2 data yaitu tangan kanan dan tangan kiri dari 24 alfabet yang di bagi menjadi 4 kelompok menghasilkan *F1 Score* yang cukup baik, pada kelompok 1 mendapatkan hasil *F1 Score* sebesar 90.90%, kelompok 2 mendapatkan hasil *F1 Score* sebesar 97.1%, kelompok 3 mendapatkan hasil *F1 Score* sebesar 90.90%, dan kelompok 4 mendapatkan hasil *F1 Score* sebesar 83.8% dari perhitungan menggunakan *confusion matrix*. Faktor-faktor seperti ukuran tangan, kondisi pencahayaan, dan variasi posisi data juga mempengaruhi akurasi deteksi.

**IV. KESIMPULAN**

Dari penelitian yang di lakukan, penulis mengambil beberapa kesimpulan pada penelitian ini, pertama kinerja dan performa algoritma You Only Look Once (YOLO) dalam mendeteksi bahasa isyarat SIBI berjalan cukup baik dan dapat mendeteksi gesture alfabet yang ditunjukkan. Pengujian menggunakan *confusion matrix* YOLOv5 dengan *webcam* dan dua data (tangan kanan dan tangan kiri) dari 24 alfabet yang dibagi menjadi 4 kelompok menunjukkan hasil yang memuaskan. Berikut adalah hasil *F1 Score* dari setiap kelompok: Kelompok 1 mendapatkan *F1 Score* sebesar 90.90%, Kelompok 2 mendapatkan *F1 Score* sebesar 97.1%, Kelompok 3 mendapatkan *F1 Score* sebesar 90.90%, dan Kelompok 4 mendapatkan *F1 Score* sebesar 83.8%. selanjutnya, penelitian ini menemukan beberapa faktor yang mempengaruhi tingkat akurasi algoritma YOLO dalam mendeteksi bahasa isyarat SIBI. Salah satu faktor utama adalah jumlah dataset, dataset awal yang terdiri dari 20 gambar per alfabet yang diperbanyak melalui proses augmentasi yang akan meningkatkan variasi dan membantu meningkatkan akurasi. Selain itu, faktor-faktor lain seperti ukuran tangan, kondisi pencahayaan, dan variasi posisi data juga mempengaruhi akurasi deteksi. Proses augmentasi terbukti

cukup efektif dalam meningkatkan performa algoritma dengan menambahkan variasi pada data pelatihan.

**UCAPAN TERIMA KASIH**

Penulis ucapkan terimakasih kepada semua pihak yang terlibat, terkhusus orang tua dan teman-teman yang telah membantu memberikan arahan dan bantuan dalam penyusunan skripsi ini. Terlepas dari semua permasalahan yang terjadi, penulis juga mengucapkan kepada semua dosen Universitas Islam Balitar yang terlibat.

**REFERENSI**

- [1] Siti Roskiana dan Ikfan Haris, *Sitti-Roskina-Mas-Buku-Komunikasi-Dalam-Organisasi-Teori-dan-Aplikasi*, vol. i–viii. 2020.
- [2] M. A. Drs. Syahrul Abidin, “Diktat ( Revisi ) Komunikasi Antar Pribadi,” pp. 1–109, 2020.
- [3] S. N. Budiman, S. Lestanti, H. Yuana, and B. N. Awwalin, “SIBI (Sistem Bahasa Isyarat Indonesia) berbasis Machine Learning dan Computer Vision untuk Membantu Komunikasi Tuna Rungu dan Tuna Wicara,” *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 119–128, 2023, doi: 10.26905/jtmi.v9i2.10993.
- [4] F. H. Zain and H. Santoso, “Sistem Deteksi Kerusakan Gedung Menggunakan Algoritma YOU ONLY LOOK ONCE Dengan Unmanned Aero Vehicle,” *J. Politek. Negeri Jakarta*, pp. 1–40, 2021.
- [5] A. Amwin, “Deteksi Dan Klasifikasi Kendaraan Berbasis Algoritma You Only Look Once (YOLO),” *Univ. Islam Indones.*, pp. 1–60, 2021.
- [6] D. I. Mulyana, M. F. Lazuardi, and M. B. Yel, “Deteksi Bahasa Isyarat Dalam Pengenalan Huruf Hijaiyah Dengan Metode YOLOV5,” *J. Tek. Elektro dan Komputasi*, vol. 4, no. 2, pp. 145–151, 2022.
- [7] G. Zaltman and R. Duncan, *Strategies for Planned Change*. New York: A Wiley Interscience Publication, 1997.
- [8] M Sarosa, and Muna, ”Implementasi Algoritma You Only Look Once ( Yolo ) Untuk Implementation of You Only Look Once ( Yolo ) Algorithm”. *J. Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer.*,vol. 8, no. 4, pp. 119-128,2021, doi:10.25126/jtiik.202184407.
- [9] N. H. Febriana, “Analysis of Helmet Detection on Motor Drivers to Detect Traffic Violations Using the You Only Look Once Method (Yolov4),” *J Multidisiplin Madani*, vol. 3, no. 9, pp. 1451–1460, 2023, doi: 10.55927/mudima.v3i7.4931.
- [10] I. Maryati, “Website Perpustakaan “Library HUB” dengan Pencarian Buku Berdasarkan Gambar Menggunakan Google MLKit,” *JTeknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8 no. 4, pp. 1821–1831, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i4.1269
- [11] A. S. D. Sham. P., Pandey., S. Jain., & S. Kalaivani, “Automatic License Plate Recognition Using Yolov4 and Tesseract Ocr,” *Int J of Electrical Engineering and Technology*, vol. 12, no. 5, pp 58–67, 2021 doi:10.34218/ijeet.12.5.2021.006