

Hand Gesture Detection Application in Sign Language

Aplikasi Pendeteksian Bentuk Gestur Tangan Dalam Bahasa Isyarat

Juan Medellu, Alwin Sambul, Arie S.M. Lumenta

Dept. of Electrical Engineering, Sam Ratulangi University Manado, Kampus Bahu St., 95115, Indonesia

e-mails : 17021106075@student.unsrat.ac.id, asambul@unsrat.ac.id, al@unsrat.ac.id

Received: 11 August; revised: 4 September; accepted: 12 September

Abstract — Sign language is a form of non-verbal communication that aims to convey words through body movements, this is useful for people with special needs such as hearing loss. Therefore, communication takes a long time to understand, with the application of technology such as a hand gesture pattern detection system such as the YOLO (you only look once) detection object, we can interact just by looking at the display of the hand gesture pattern detection frame. The model we use is YOLOv4 with a relatively simpler network structure so that the training process is carried out quickly and also produces quite good weights which have been tested in real time via webcam frames with percentage results of 83% - 90% using 20,000 iterations of weights and also used a weight of 10,000 iterations with a percentage result of 64% - 90% in different indoor lighting conditions, namely dark and bright. In this research, it will only detect individual letters, so if there is further development it will probably detect individual words and arrange them into sentences.

Key words — Deep Learning, Training, Dataset, Hand Gestures, Sign Language, Framework Yolo

Abstrak — Bahasa isyarat merupakan sebuah bentuk komunikasi non verbal yang bertujuan menyampaikan kata lewat gerak tubuh, hal ini berguna untuk orang dengan kebutuhan khusus seperti gangguan pendengaran. karena itu berkomunikasi butuh waktu lama untuk memahaminya, dengan adanya penerapan teknologi seperti sistem pendeteksi pola gestur isyarat tangan seperti Objek deteksi YOLO (you only look once) kita dapat berinteraksi hanya dengan melihat tampilan frame pendeteksi pola gestur tangan. model yang kita gunakan yaitu YOLOv4 dengan jaringan struktur yang terbilang lebih sederhana sehingga proses training terlaksana dengan cepat dan juga mengahasilkan bobotnya yang cukup baik yang telah di uji coba secara realtime melalui frame webcam dengan hasil persentase 83 % - 90% dengan menggunakan bobot 20000 iterasi dan juga menggunakan bobot 10000 iterasi dengan hasil persentase 64% - 90% dalam kondisi pencahayaan dalam ruangan yang berbeda beda yaitu gelap dan terang. Pada penelitian ini juga hanya akan mendeteksi perhuruf saja maka jika ada pengembangan yang lebih baik lagi dan mungkin akan mendeteksi kata perkata dan tersusun menjadi kalimat.

Kata kunci — Pembelajaran Mendalam, Pelatihan, Himpunan Data, Gestur Tangan, Bahasa Iyarat, Kerangka Yolo.

I. PENDAHULUAN

Komunikasi merupakan sebuah penghubung antara 2 hal bertujuan untuk dapat mengerti satu sama lain. Komunikasi sangat erat hubungannya dengan makhluk hidup seperti manusia yang selalu bersosial dimana dapat sedikit diartikan sebagai manusia yang ingin menyampaikan suatu hal pada manusia

lain. Salah satu komunikasi manusia pakai adalah Komunikasi non verbal yang merupakan cara menyampaikan informasi dalam kata – kata yang disampaikan dalam Bahasa tubuh atau menggunakan gerakan pola pada gestur tangan manusia bertujuan untuk menyampaikan informasi yang dikeluarkan dari suara dalam mulut melainkan dari gerakan pola gestur tangan yang memiliki arti disetiap pola bentuknya yang bertujuan menunjukkan informasi dalam Bahasa Tubuh, atau Bahasa isyarat. Mengembangkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi *object Gesture* bentuk isyarat tangan untuk mengenal perkata seperti huruf dalam bahasa isyarat dengan menggunakan *framework* YOLO (you only look once). Dan mengimplementasikan teknologi pendeteksi yang dapat mengenal kata dalam bentuk gestur tangan. Mendeteksi *Gesture* bentuk isyarat tangan dalam bahasa isyarat berupa huruf menggunakan *framework* Yolo. Pengujian deteksi dari *Gesture* bentuk isyarat tangan berupa huruf atau komunikasi non verbal di lakukan secara *real time* atau melalui *frame webcam*. Kumpulan gambar dataset akan *training* menggunakan GPU Cloud free pada google collab.

A. Penelitian Terkait

- 1) Hasma, Y. A., & Silfianti, W. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Framework Tensorflow Dengan Metode Faster Regional Convolutional Neural Network Untuk Pendeteksian Jerawat. Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa.[1] pada penelitian ini telah berhasil dibuat sistem pendeteksian dan pengenalan tiga kondisi kulit pada wajah manusia yaitu jerawat, bekas, dan pus, Proses *training* menggunakan metode *Faster* R-CNN dengan dataset berupa gambar, prosesnya yaitu dilakukan di dalam ruangan pada siang hari dengan bantuan cahaya matahari, masing-masing yaitu 71,4% di dalam ruangan pada siang hari dengan bantuan cahaya matahari, 76,1% di luar ruangan pada siang hari dengan bantuan cahaya matahari, dan 57,1% di dalam ruangan pada malam hari dengan bantuan cahaya lampu.
- 2) Manajang, D., Sompie, S. R. U. A., & Jacobus, A. (2021). Implementasi Framework Tensorflow Object Detection API Dalam Mengklasifikasi Jenis Kendaraan Bermotor.[2] pada penelitian terkait kali ini peneliti membuat sebuah sistem yang dapat mendeteksi dan menghitung jumlah kendaraan berdasarkan jenis

kendaraan yang melewati suatu jalan. Pengujian tingkat akurasi dalam mendeteksi objek kendaraan berdasarkan klasifikasi jenis kendaraan yang dilakukan pada kelima file video uji coba memiliki nilai rata-rata, yaitu 90.8%. namun yang membedakan penelitian tentang *Gesture* tangan kali ini akan dilakukan secara real time.

- 3) Liunanda, C. N., Rostianingsih, S., & Purbowo, A. N. (2020). Implementasi Algoritma YOLO pada Aplikasi Pendeteksi Senjata Tajam di Android.[3] pada penelitian terkait kali ini peneliti membangun sebuah sistem pendeteksi benda mati seperti senjata tajam dibuat dengan interface untuk mengupload gambar dari senjata tajam contohnya seperti foto seseorang yang sementara. menggenggam senjata tajam. Hasil dari penelitian ini dengan menggunakan model YOLOv3 dengan akurasi sebesar 72,7% dan model YOLOv3-tiny dengan akurasi sebesar 63,6%.
- 4) Rahma, L., Syaputra, H., Mirza, A. H., & Purnamasari, S. D. (2021). Objek Deteksi Makanan Khas Palembang Menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once).[4] pada penelitian terkait kali ini peneliti membuat sebuah sistem pendeteksi dengan objek makanan, dengan menggunakan model YOLOv3, pengujian menggunakan salah 1 contoh capture gambar makanan dengan hasil deteksi yang menunjukkan nilai akurasi 96%.
- 5) Fandisyah, A. F., Iriawan, N., & Winahju, W. S. (2021). Deteksi Kapal di Laut Indonesia Menggunakan YOLOv3.[5] pada penelitian terkait kali ini peneliti membuat sebuah sistem pendeteksi dengan objek seperti kapal laut menggunakan 2 model dari YOLOv3. Dan nilai mAP pada model 1 dengan nilai rata – rata dari setiap kelas adalah 94,85%, kemudian pada model 2 dengan nilai rata – rata dari setiap kelas adalah 95,06%.
- 6) Arwindo, D. G., Pusaningrum, E. Y., & Via, Y. V. (2020, November). Identifikasi penggunaan masker menggunakan algoritma CNN YOLOv3-Tiny.[6] pada penelitian terkait kali ini peneliti membuat sebuah sistem untuk mendeteksi apakah seorang yang dalam frame menggunakan masker atau tidak atau memiliki 2 kelas. Kemudian dengan menggunakan model YOLOv3-tiny mendapatkan hasil deteksi dengan dataset tidak *real time* dengan rata – rata nilai 98% – 100%, dan dataset *real time* dengan akurasi rata-rata nilai 95% - 100%.

B. Deep learning

Deep learning adalah salah satu jenis dari *machine learning* *Deep learning* adalah bagian dari *machine learning*, yang pada dasarnya adalah jaringan saraf dengan tiga lapisan atau lebih. [7] Jaringan saraf ini berusaha mensimulasikan perilaku otak manusia meski jauh dari kemampuannya memungkinkannya untuk “belajar” dari data dalam jumlah besar. Berikut ini adalah jenis algoritma *deep learning*.

- 1) *Convolutional neural networks CNN*, atau juga dapat didefinisikan dengan ConvNets yang merupakan algoritma *Deep learning* yang dapat menerima gambar input,[8] menetapkan kepentingan (bobot dan bias yang dapat dipelajari) ke berbagai aspek/objek dalam gambar, dan dapat membedakan satu dari yang lain.

- 2) *Long short term memory network (LSTM)*, adalah konfigurasi khusus dari unit dasar RNN. Agar unit RNN mengingat konteks pada panjang yang tidak digulung, ukuran vektor h harus ditingkatkan. [9] Namun, meningkatkan vektor h meningkatkan ketersebaran dalam model dan menginduksi sensitivitas dalam pembuatan vektor keluaran.
- 3) *Reccurent neural network (RNN)*, adalah jenis jaringan saraf tiruan yang menggunakan data berurutan atau data deret waktu.[10] Algoritme *deep learning* ini biasanya digunakan untuk masalah ordinal atau temporal, seperti terjemahan bahasa, pemrosesan bahasa alami dan keterangan gambar mereka dimasukkan ke dalam aplikasi populer seperti Siri, pencarian suara, dan Google Terjemahan. Seperti jaringan saraf *feedforward* dan *convolutional (CNN)*, jaringan saraf berulang memanfaatkan data pelatihan untuk belajar.
- 4) *Selforganizing maps (SOM)*, adalah algoritma pengurangan dimensi berbasis jaringan saraf yang umumnya digunakan untuk merepresentasikan dataset dimensi tinggi sebagai pola diskrit dua dimensi. [11] Pengurangan dimensi dilakukan dengan tetap mempertahankan topologi data yang ada di ruang fitur asli.

C. Bahasa isyarat.

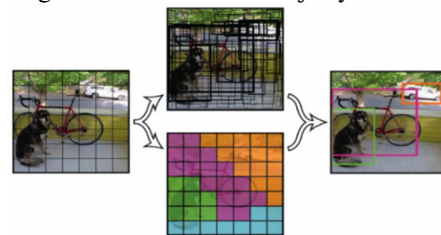
Bahasa isyarat merupakan sebuah ilmu komunikasi atau cara menyampaikan sebuah kata,[12] yang tidak keluar melalui mulut atau bersuara yang terdengar dengan kata - kata melainkan sebuah komunikasi, dengan cara menyampaikan sebuah kata melalui gerak tubuh, atau simbol pola gestur pada tangan yang memiliki arti di setiap pola gestur tangan yang diperagakan manusia.

D. Computer Vision

Layaknya manusia yang di berikan ilmu untuk dapat melihat dan menganalisa objek di sekitarnya sebuah komputer pun dapat buat untuk bisa menganalisa sebuah objek yang berada disekelilingnya,[13] *Computer vision* adalah salah satu pelajaran yang didalamnya sangat erat dengan ilmu *informatics engineering* yang dimana ilmu tersebut dapat didefinisikan sebagai hal - hal yang dapat membuat sebuah komputer memiliki daya pikir sendiri.

E. YOLO (you only look once)

YOLO adalah sebuah *framework* dengan algoritma deteksi objek yang bersifat *real time*.[3] Algoritma YOLO ini di kembangkan atau dibangun oleh seorang programmer handal pada tahun 2015 oleh Joseph Redmon dimana menjadikan sebuah sistem yang berjalan secara *real time* berdasarkan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Pada Gambar 1 menunjukkan gambaran dari deteksi objek yolo.



Gambar 1 Gambaran Deteksi Objek Dari Yolo.

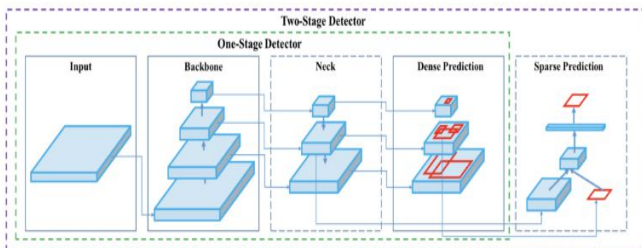
F. YOLOv4

YOLOv4 merupakan sebuah *framework* dengan sistem yang dapat melakukan sebuah tugas seperti mengenali dan mendeteksi sebuah objek di sekelilingnya dengan tempo waktu yang cepat yang bersifat real time pada perangkat penghubung visual *computer*. [14] Algoritma YOLOv3 dan YOLOv4 keduanya sangat baik dalam deteksi objek, ada beberapa algoritma lain untuk deteksi objek. Model pada algoritma YOLOv4 mempunyai berbagai macam model yang salah satunya adalah model YOLOv4-tiny merupakan model yang memiliki jaringan struktur yang terbilang lebih sederhana dari pada model yang lainnya. Kita dapat menggunakan YOLOv4-tiny untuk pelatihan yang lebih cepat dan deteksi yang lebih cepat.

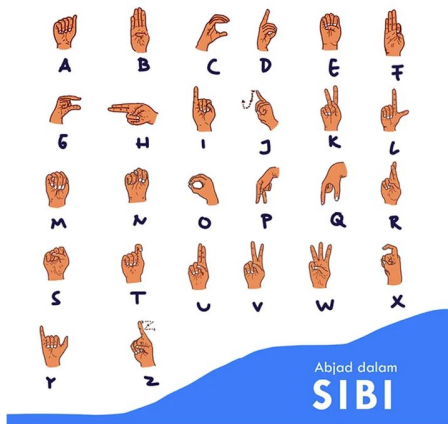
Yolov4 merupakan penyempurnaan dari algoritma Yolov3 dengan mengalami peningkatan mean average precision (mAP) sebesar 10% dan jumlah frame per detik sebesar 12%. Arsitektur Yolov4 memiliki 4 blok berbeda seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2 *The backbone, the neck, the dense prediction, dan the sparse prediction*

G. Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI).

Sistem isyarat Bahasa Indonesia telah di bakukan pemerintah pada keputusan Mendikbud No. 0161/U/2994 tanggal 30 Juni 1994 tentang Pembakuan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia. SIBI merupakan sistem bahasa isyarat yang dipakai dalam pembelajaran di sekolah luar biasa, sesuai dengan kaidah bahasa Indonesia yang baik dan benar. [15] Dalam pengenalan Bahasa isyarat seperti huruf alphabet salah satu caranya adalah dengan pengenalan gambaran pola dari setiap huruf. Pola dari Bahasa isyarat dengan menggunakan satu tangan ini memiliki pola yang berbeda – beda dari setiap hurufnya. Pada SIBI contohnya ada pada Gambar 3



Gambar 2 Gambaran Arsitektur Yolov4.



Gambar 3 Abjad Dalam SIBI

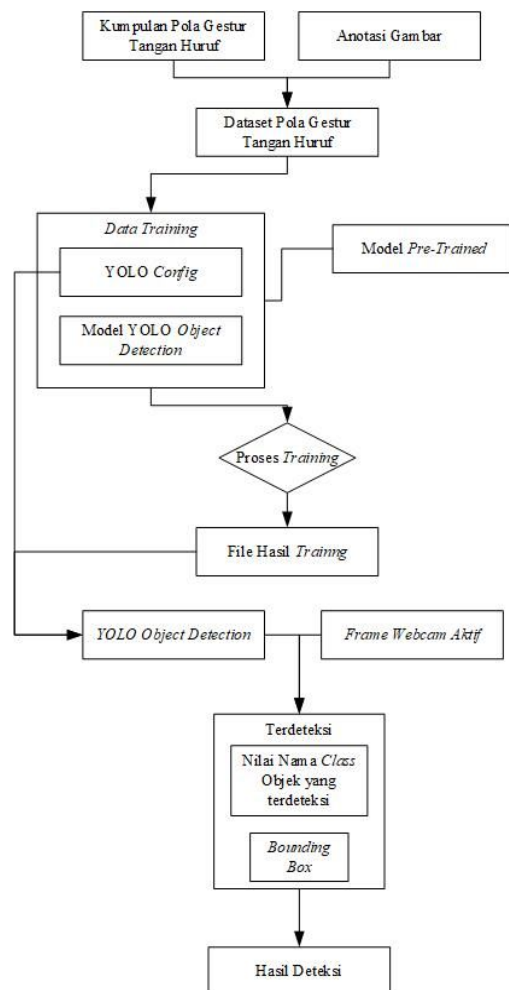
II. METODE

A. Prinsip Kinerja Sistem.

Pada GAMBAR 4 block diagram dapat dijelaskan dataset Gesture tangan huruf di ambil dari kumpulan gambar yang sudah di anotasi dan menghasil file txt disetiap gambar yang dianotasi kemudian data training adalah Yolo config yang sudah diubah sesuai dengan class objek yang dipakai, model YOLO Object detection yang digunakan adalah YOLO tiny object detection, dan model pre-trained yang adalah yang sesuai dengan yang kita gunakan. Kemudian setelah setup data training selesai disiapkan kita akan melakukan proses Training, dan setelah proses training akan menghasilkan file hasil training berupa file weight sesuai dengan bobot ietrasi yang ingin kita uji nanti. Kemudian setelah itu kita akan menggunakan YOLO config sebelumnya dan file weight kemudian akan diproses dengan menggunakan algoritma yolo, setelah itu interface berbentuk frame dari webcam akan memuncuk kan bounding box bersamaan dengan nilai class objek dan nama kelasnya yang terdeteksi.

B. Kerangka Pikir

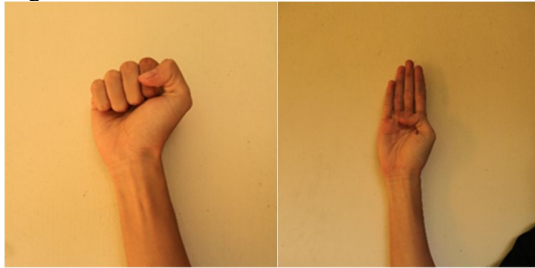
Kerangka pikir ini merupakan gambaran atau tahapan yang dilakukan dalam penelitian kali ini yang terdiri dari beberapa tahapan yaitu seperti pengambilan data, training, dan kemudian testing.



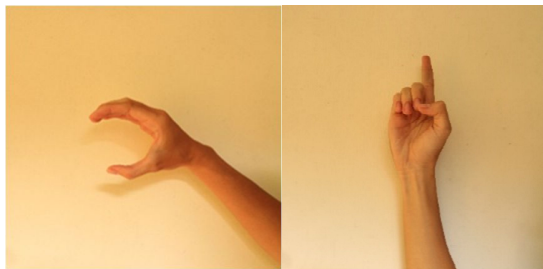
Gambar 4 Block Diagram.

C. Pengambilan Data

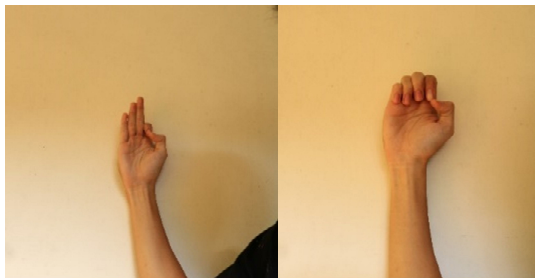
1.) Pengumpulan Gambar Untuk Data *training* Dalam pengambilan data ini kita akan membuat dataset contoh seperti pada Gambar 5, 6, 7, 8, dan 9 menunjukkan gambaran dari sampel capture image bentuk isyarat tangan.



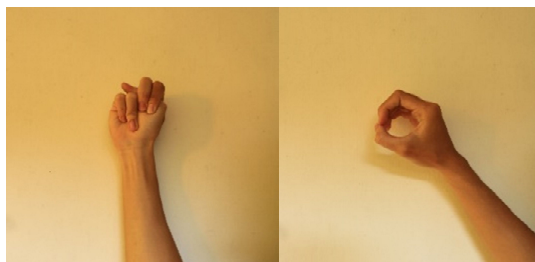
Gambar 5 Dataset Isyarat Tangan Letter 'A', 'B'



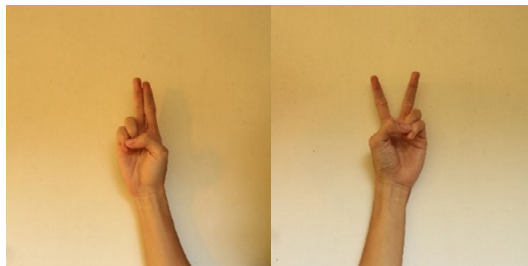
Gambar 6 Dataset Isyarat Tangan Letter 'C', 'D'



Gambar 7 Dataset Isyarat Tangan Letter 'E', 'F'



Gambar 8 Dataset Isyarat Tangan Letter 'N', 'O'



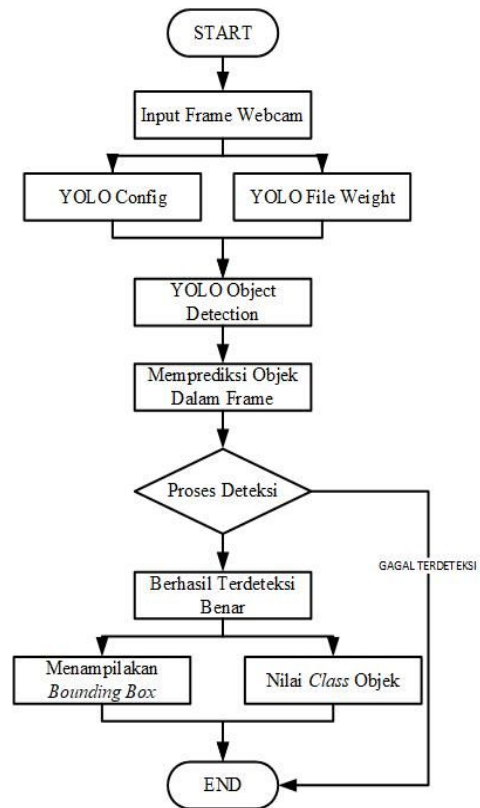
Gambar 9 Dataset Isyarat Tangan Letter 'U', 'V'

2.) Proses Anotasi
 Pada proses anotasi ini kita akan menggunakan aplikasi labeling. Dan akan melakukan proses penglabelan gambar dan memberi nama class objek tersebut.

3.) *Data Training*
 Pada proses *training* ini dataset yang telah dibuat dari kumpulan sampel capture akan di lakukan penglabelan dengan beberapa class sesuai dengan nama atau arti dari masing masing kosa kata yang nantinya akan di pakai untuk di *training*. Dan kemudian kita akan melakukan setup *Data Training*.

4.) Proses *Training*
 Pada proses *training* ini kita akan mengetikkan Script untuk menjalankan *training detector* yang dimana setelah proses *training* selesai maka outputnya akan keluar atau tersimpan otomatis di folder google drive, dan pada proses *training* ini *script* diketikkan didalam google colab yang merupakan sebuah *software* berbentuk *cloud* yang dijalankan menggunakan browser.

5.) *Testing*
 Untuk proses *testing* ini data yang sudah di *training* dari model YOLO Object detection seperti pada gambar 10 menunjukkan kerja sistem yang diawali dengan melalui *live video* dari *frame webcam* dan sistem akan memprediksi object dalam frame kemudian akan mendeteksi *object* seperti pola atau bentuk dari gestur tangan dan akan menampilkan label *class* dan gambaran dari *bouding box* disertai nilai akurasi yang dideteksi dari *object* tersebut.



Gambar 10 Flowchart Sistem.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada pembahasan kali kita akan melakukan pengujian, Pengujian kali ini kita akan menggunakan hasil *training* atau output dari proses *training* dataset yang dilakukan sebelum melakukan proses deteksi object yang dilakukan dengan menggunakan algoritma python dan *framework* yolo. Pengujian deteksi pola *Gesture* tangan akan menggunakan output *training* yang sudah tersimpan secara otomatis yaitu file bobot atau *weight* dan akan menggunakan file bobot tertinggi yaitu 20000 dan 10000.

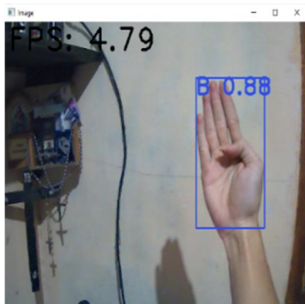
Pengujian ini juga bertujuan untuk melihat seberapa akuratnya deteksi objek yang sudah di *training* yaitu seperti objek *Gesture* tangan. Dengan adanya pengujian ini kita juga bisa menggunakan hasil pengujian ini sebagai bahan untuk mengembangkan deteksi objek yang lebih baik lagi.

A. Pengujian Dengan Pola Gesture Tangan Yang Sudah Dittraining Dengan Batas Waktu Deteksi Selama 10 Detik Dan Pada Kondisi Pencahayaan Yang Berbeda – Beda. Pada pengujian kali ini kita akan menguji pendeteksian 10 pola Gesture tangan berupa huruf yaitu huruf A, B, C, D, E, F, N, O, U, V. dengan bobot training 20000 iterasi.

1.) Pengujian Dengan Pencahayaan Yang Terang



Gambar 11 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter A, Berhasil Terdeteksi.

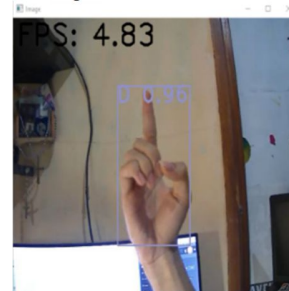


Gambar 12 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter B



Gambar 13 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter C.

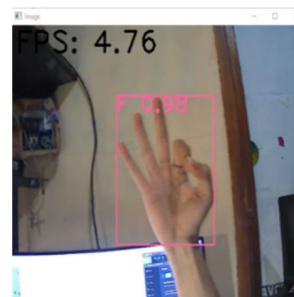
Pada Gambar 14 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola *gesture* tangan huruf A, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,99. Pada Gambar 15 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf B dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,88. Pada Gambar 16 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf C dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,99. Pada Gambar 17 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf D dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,96. Pada Gambar 18 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf E dan telah berhasil terdeteksi dengan kondisi pencahayaan dalam ruangan yang cukup terang dengan nilai akurasi 0,99. Pada Gambar 19 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf F dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,98. Pada Gambar 20 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf N dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,89. Pada Gambar 21 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf O dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,84. Dan juga mendeteksi objek pola huruf E atau salah mendeteksi pola *gesture*. Pada Gambar 22 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf U dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,88. Pada Gambar 23 menunjukkan peragaan pola *gesture* tangan dengan huruf V dan telah berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,95.



Gambar 14 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter D.



Gambar 15 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter E.



Gambar 16 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter F.

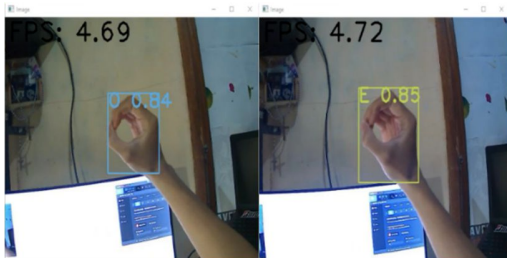
B. Tabel Pengukuran Tingkat Akurasi

Pada pengukuran tingkat akurasi dalam mendeteksi objek *gesture* tangan merupakan prosedur penilaian tingkat akurasi yang dibuat dalam gambaran tabel. Pada tiap kolom table perhitungan terdapat beberapa singkatan yang memiliki kepanjangan dan pengertiannya masing – masing. Berikut adalah keterangannya ;

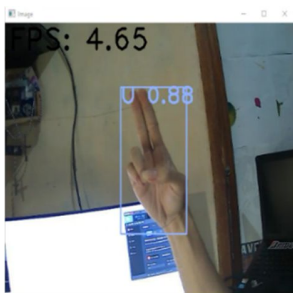
- 1.) *True Positive* (TP) adalah objek yang ada pada frame dan berhasil terdeteksi.
- 2.) *False Positive* (FP) adalah objek yang ada pada frame namun gagal terdeteksi.
- 3.) *False Negative* (FN) adalah objek yang ada pada frame yang gagal terdeteksi dan tidak terdeteksi



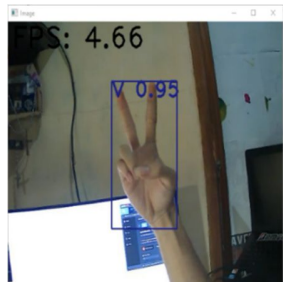
Gambar 17 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter N.



Gambar 18 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter O.



Gambar 19 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter U.



Gambar 20 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter V.

- 4.) *Precision* adalah nilai dari semua perkiraan benar yang meliputi semua terprediksi yang dilakukan sistem.
- 5.) *Recall* adalah nilai dari semua prediksi benar yang meliputi semua hasil yang semestinya.
- 6.) *Accuracy* adalah hasil dari perhitungan akurasi deteksi objek dari objek *gesture* tangan pada semua pendeteksian dalam frame.
- 7.) berikut merupakan rumus perhitungan dari *Precision* :

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

- 8.) Berikut merupakan rumus perhitungan dari *Recall* :

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

- 9.) Berikut merupakan rumus perhitungan dari *Accuracy* :

$$Accuracy = \frac{\text{Terdeteksi benar}}{\text{Terdeteksi}}$$

Di Tabel 1 menunjukkan evaluasi hasil pengujian deteksi dari 10 objek *Gesture* tangan gambaran ada pada GAMBAR 11 sampai 20 yang di uji menggunakan model yolo yang sudah di *training* dengan bobot 20000 iterasi. Pada tabel ukur menunjukan hasil yang baik dengan dengan nilai rata-rata tingkat *Accuracy* 90%.

Tabel 1 hasil deteksi objek *Gesture* tangan Letter A, B, C, D, E, F, N, O, U, V, Menggunakan Bobot 20000 Iterasi.

Gambar				Precision	Recall
11	Letter A	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
12	Letter B	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
13	Letter C	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
14	Letter D	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
15	Letter E	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
16	Letter F	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
17	Letter N	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
18	Letter O	TP	1	100%	50%
		FP	0		
		FN	1		
19	Letter U	TP	1	100%	100%
		FN	0		
		FN	0		
20	Letter V	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
<i>Accuracy</i>				90%	
Jumlah Objek				10	

2.) Pengujian Dengan Pencahaayaan Gelap.

Pada Gambar 21 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf A, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,96. Pada Gambar 22 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf B, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,85. Pada Gambar 23 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf C, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,87. Pada Gambar 24 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf D, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,84. Pada Gambar 25 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf E, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,99.



Gambar 21 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter A.



Gambar 22 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter B.



Gambar 23 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter C.



Gambar 24 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter D.



Gambar 25 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter E.

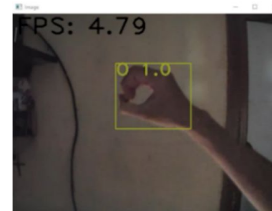
Pada Gambar 26 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf F, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 1,0. Pada Gambar 27 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf N, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,81 dan juga gagal terdeteksi atau deteksi yang dikeluarkan salah. Pada Gambar 28 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf O, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 1,0. Pada Gambar 29 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf U, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,95. Pada Gambar 30 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf V, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,83 dan juga gagal terdeteksi atau deteksi yang dikeluarkan salah.



Gambar 26 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter F.



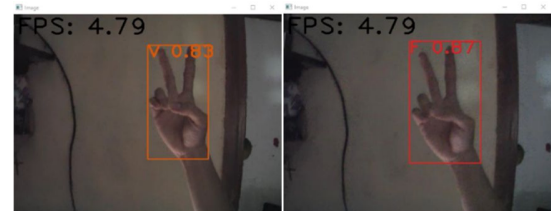
Gambar 27 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter N.



Gambar 28 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter O.



Gambar 29 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter U



Gambar 30 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter V.

Tabel 2 hasil deteksi objek *Gesture* tangan *Letter* A, B, C, D, E, F, N, O, U, V, menggunakan bobot 20000 Iterasi.

Gambar				Precision	Recall
21	Letter A	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
22	Letter B	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
23	Letter C	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
24	Letter D	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
25	Letter E	TP	1	100%	50%
		FP	0		
		FN	0		
26	Letter F	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
37	Letter N	TP	1	100%	50%
		FP	0		
		FN	1		
38	Letter O	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
39	Letter U	TP	1	100%	100%
		FN	0		
		FN	0		
30	Letter V	TP	1	100%	50%
		FP	0		
		FN	1		
Accuracy				83%	
Jumlah Objek				10	

Di Tabel 2 menunjukkan evaluasi hasil pengujian deteksi dari 10 objek *Gesture* tangan pada gambar 21 sampai 30 yang di uji menggunakan model yolo yang sudah di training dengan bobot 20000 iterasi, yang sudah tertera pada beberapa gambar 21 sampai 30. Pada tabel ukur menunjukkan hasil yang baik dengan dengan nilai rata-rata tingkat Accuracy 83%.

C. Pengujian Dengan Pola Gesture Tangan Yang Sudah Dittraining Dengan Batas Waktu Deteksi Selama 10 Detik Dan Pada Kondisi Pencahayaan Yang Berbeda – Beda. menguji pendeteksian 10 pola Gesture tangan berupa huruf yaitu huruf A, B, C, D, E, F, N, O, U, V. dengan bobot training 10000 iterasi.

1.) Pengujian Dengan Pencahayaan Terang.

Pada Gambar 31 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf A, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,89. Gambar 32 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf B, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,95. Gambar 33 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf C, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,95.



Gambar 31 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan *Letter* A.



Gambar 32 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan *Letter* B.

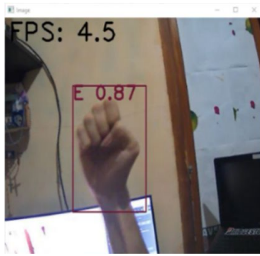


Gambar 33 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan *Letter* C.



Gambar 34 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan *Letter* D.

Pada Gambar 34 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf D, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,82 dan juga terdeteksi F atau salah terdeteksi. Pada Gambar 35 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf E, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,87. Pada Gambar 36 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf F, dan dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,98. Pada Gambar 37 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf N, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,96. Pada Gambar 38 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf O, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,82. Pada Gambar 39 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf U, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,87. Pada Gambar 40 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf V, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,98.



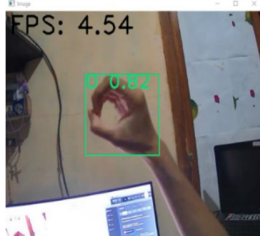
Gambar 35 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter E.



Gambar 36 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter F.



Gambar 37 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter N.



Gambar 38 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter O.



Gambar 39 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter U.



Gambar 40 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter V.

Tabel 3 hasil deteksi objek *Gesture* tangan Letter A, B, C, D, E, F, N, O, U, V, menggunakan bobot 10000 Iterasi.

Gambar				Precision	Recall
31	Letter A	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
32	Letter B	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
33	Letter C	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
34	Letter D	TP	1	100%	50%
		FP	0		
		FN	1		
35	Letter E	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
36	Letter F	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
37	Letter N	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
38	Letter O	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
39	Letter U	TP	1	100%	100%
		FN	0		
		FN	0		
40	Letter V	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
Accuracy				90%	
Jumlah Objek				10	

Di Tabel 3 menunjukkan evaluasi hasil pengujian deteksi dari 10 objek *Gesture* tangan pada gambar 31 sampai 40 yang di uji menggunakan model yolo yang sudah di training dengan bobot 10000 iterasi, yang sudah tertera pada beberapa gambar 31 sampai 40. Pada tabel ukur menunjukkan hasil yang baik dengan dengan nilai rata-rata tingkat Accuracy 90%.

2.) Pengujian dengan pencahayaan Gelap.

Pada Gambar 41 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola *gesture* tangan huruf A, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,97. Pada Gambar 42 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola *gesture* tangan huruf B, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,87. Pada Gambar 43 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola *gesture* tangan huruf C, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,88 dan juga terdeteksi E atau salah terdeteksi.. Pada Gambar 44 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola *gesture* tangan huruf D, dan salah mendeteksi pola *gesture* tangan. Pada Gambar 45 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola *gesture* tangan huruf E, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,92.



Gambar 41 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter A.



Gambar 42 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter B.



Gambar 43 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter C.



Gambar 44 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter D, Dan Salah Mendeteksi Pola *Gesture* Tangan.

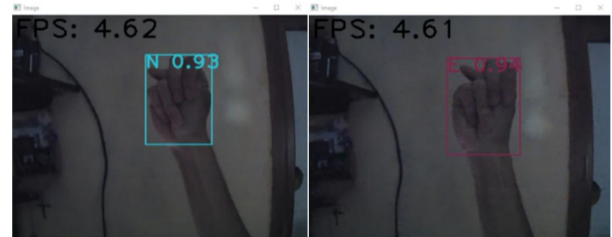


Gambar 45 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter E.

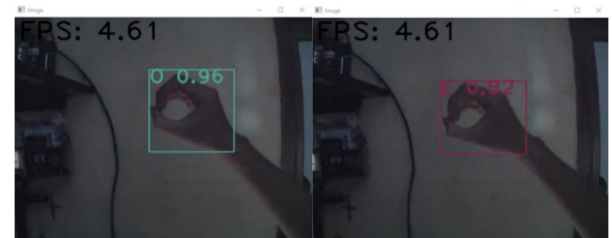
Pada Gambar 46 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf F, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,95. Pada Gambar 47 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf N, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,93 dan juga terdeteksi E atau salah mendeteksi pola gesture tangan.



Gambar 46 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter F.



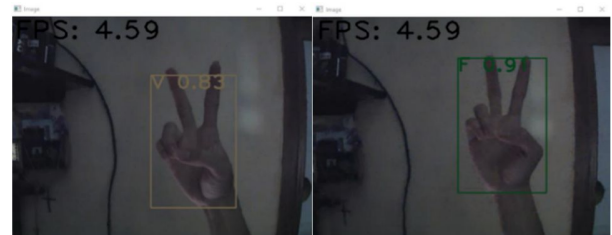
Gambar 47 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter N.



Gambar 48 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter O.



Gambar 49 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter U.



Gambar 50 Hasil Deteksi Dengan Pola *Gesture* Tangan Letter V.

Pada Gambar 48 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf O, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,96 dan juga terdeteksi E atau salah mendeteksi pola gesture tangan. Pada Gambar 49 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf U, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,88. Pada Gambar 50 menunjukkan gambaran dari hasil deteksi, dengan peragaan pola gesture tangan huruf V, dan berhasil terdeteksi dengan nilai akurasi 0,83 dan juga terdeteksi F salah mendeteksi pola gesture tangan.

Tabel 4 hasil deteksi objek *Gesture* tangan *Letter* A, B, C, D, E, F, N, O, U, V, menggunakan bobot 10000 Iterasi.

Gambar				Precision	Recall
41	Letter A	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
42	Letter B	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
43	Letter C	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	1		
44	Letter D	TP	0	100%	100%
		FP	0		
		FN	1		
45	Letter E	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
46	Letter F	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	0		
47	Letter N	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	1		
48	Letter O	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	1		
49	Letter U	TP	1	100%	100%
		FN	0		
		FN	0		
50	Letter V	TP	1	100%	100%
		FP	0		
		FN	1		
Accuracy				64%	
Jumlah Objek				10	

Di Tabel 4 menunjukkan evaluasi hasil pengujian deteksi dari 10 objek *Gesture* tangan pada gambar 41 sampai 50 yang di uji menggunakan model yolo yang sudah di *training* dengan bobot 10000 iterasi, yang sudah tertera pada beberapa gambar 41 sampai 50. Pada tabel ukur menunjukkan hasil yang baik dengan dengan nilai rata-rata tingkat *Accuracy* 64%.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan pada penelitian kali ini tentang pendeteksi objek *Gesture* tangan pada Bahasa isyarat yang telah dibuat sedemikian rupa maka dapat disimpulkan bahwa, Kita dapat mengimplementasikan sebuah algoritma python dengan menggunakan *framework* YOLO (you only look once) dan membuat sebuah sistem untuk mendeteksi sebuah objek seperti pola *Gesture* tangan yang diperagakan didepan webcam sebuah computer atau laptop. Pendeteksian yang dibuat untuk mengetahui arti dari Bahasa isyarat dengan memperagakan objek seperti pola *Gesture* tangan yaitu dari beberapa huruf berhasil dengan cukup baik atau berhasil terdeteksi dengan benar. Total keseluruhan 10 objek deteksi, dengan pengujian menggunakan hasil *training* dengan bobot 20000 iterasi

dilakukan dalam kondisi ruangan gelap dan terang, kemudian pada kondisi ruang yang terang perhitungan tingkat akurasi dari pola *Gesture* tangan menunjukkan nilai yang baik dengan rata - rata 90%, dan pengujian kedua dilakukan dalam kondisi ruangan yang cukup gelap dan menunjukkan nilai yang cukup baik juga dengan nilai rata – rata 83%. Kemudian pada penelitian ini terdapat penambahan objek *Gesture* tangan dengan total keseluruhan 10 objek deteksi, dengan pengujian menggunakan hasil *training* dengan bobot 10000 iterasi dilakukan dalam kondisi ruangan gelap dan terang, kemudian pada kondisi ruang yang terang perhitungan tingkat akurasi dari pola *Gesture* tangan menunjukkan nilai yang baik dengan rata - rata 90%, dan pengujian kedua dilakukan dalam kondisi ruangan yang cukup gelap dan menunjukkan nilai yang cukup baik juga dengan nilai rata – rata 64%.

Saran pada penelitian kali terdapat kekurangan yang mungkin bisa jadi bahan untuk melakukan pengembangan sistem yang lebih baik dari sebelumnya maka saran pada penelitian ini dimana membuat sebuah sistem untuk mendeteksi pola *Gesture* tangan memerlukan dataset dengan kualitas yang lebih baik dan lebih banyak lagi. Pada penelitian ini juga hanya akan mendeteksi perhuruf saja maka jika ada pengembangan yang lebih baik lagi dan mungkin akan mendeteksi kata perkata dan tersusun menjadi kalimat. Akan lebih baik dan lebih mudah lagi jika sistem deteksi dibuat dan dapat beroperasi atau dapat Terhubung pada media yang lebih mudah untuk digunakan seperti handphone. Tidak menutup kemungkinan perkembangan teknologi yang cukup pesat ini sehingga memungkinkan kiranya sistem pendeteksi objek *Gesture* tangan ini beroperasi di media yang lebih simple dari pada handphone atau bisa dikatakan menjadi alat translate bagi orang yang ini mengetahui Bahasa isyarat dengan mudah dan cepat.

V. KUTIPAN

- [1] Y. A. Hasma and W. Silfianti, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN FRAMEWORK TENSORFLOW DENGAN METODE FASTER REGIONAL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK PENDETEKSIAN JERAWAT," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 23, no. 2, pp. 89–102, 2018, doi: 10.35760/tr.2018.v23i2.2459.
- [2] I. Maryati, "Website Perpustakaan 'Library HUB' dengan Pencarian Buku Berdasarkan Gambar Menggunakan Google MLKit," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 4, pp. 1821–1831, Dec. 2021, doi: <https://doi.org/10.35793/jti.15.3.2020.29775>.
- [3] C. N. Liunanda, S. Rostianingsih, and A. N. Purbowo, "Implementasi Algoritma YOLO pada Aplikasi Pendeteksi Senjata Tajam di Android."
- [4] L. Rahma, H. Syaputra, A. H. Mirza, and S. D. Purnamasari, "Objek Deteksi Makanan Khas Palembang Menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once)," *J. Nas. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 213–232, 2021, doi: 10.47747/jurnalnik.v2i3.534.
- [5] A. F. Fandisyah, N. Iriawan, and W. S. Winahju, "Deteksi Kapal di Laut Indonesia Menggunakan YOLOv3," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 10, no. 1, 2021, doi: 10.12962/j23373520.v10i1.59312.
- [6] D. G. Arwindo, E. Y. Puspaningrum, and Y. V. Via, "Identifikasi Penggunaan Masker Menggunakan Algoritma CNN YOLOv3-Tiny," *Pros. Semin. Nas. Inform. Bela Negara*, vol. 1, pp. 153–159, 2020, doi: 10.33005/santika.v1i0.41.
- [7] A. Ahmad Hania, "Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning," *J. Teknol. Indones.*, vol. 1, no. June, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available: <https://amt-it.com/mengenal-perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning/>
- [8] C. Geraldly and C. Lubis, "Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem

- Informasi PENDETEKSIAN DAN PENGENALAN JENIS MOBIL MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK.”
- [9] M. Mukhlis, A. Kustiyo, A. Suharso, B. Jaya, J. Dramaga, and K. Bogor, “Peramalan Produksi Pertanian Menggunakan Model Long Short-Term Memory,” *BINA Insa. ICT J.*, vol. 8, no. 1, pp. 22–32, 2021.
- [10] S. N. ALAWIYAH, “Pemodelan Menggunakan Pendekatan Recurrent Neural Network Long Short Term Memory (Rnnlstm) Pada Harga Emas Dunia,” p. 17025, 2021, [Online]. Available: <http://repository.unimus.ac.id/id/eprint/4855>
- [11] N. N. Halim and E. Widodo, “Clustering dampak gempa bumi di Indonesia menggunakan kohonen self organizing maps,” *Pros. SI MaNIS (Seminar Nas. Integr. Mat. dan Nilai Islam.)*, vol. 1, no. 1, pp. 188–194, 2017, [Online]. Available: <http://conferences.uin-malang.ac.id/index.php/SIMANIS/article/view/62>
- [12] Parianto1 and S. Marisa2, “Komunikasi Verbal dan Non Berbal dalam Pembelajaran,” *Jambi*, vol. 11, no. November, p. 1, 2022, [Online]. Available: <https://www.slideshare.net/yesimukti/komunikasi-verbal-dan-non-verbal>
- [13] H. Muchtar and R. Apriadi, “Implementasi Pengenalan Wajah Pada Sistem Penguncian Rumah Dengan Metode Template Matching Menggunakan Open Source Computer Vision Library (Opencv),” *Resist. (elektRONika kEndali Telekomun. tenaga List. kOMputeR)*, vol. 2, no. 1, p. 39, 2019, doi: 10.24853/resistor.2.1.39-42.
- [14] P. Artha Widjaja, R. Theo, and K. Liem, “Penggunaan YOLOv4 Untuk Menentukan Lokasi Dosen Dan Mahasiswa Dengan Menggunakan CCTV,” *Infinity*, vol. 2, no. 1, Oct. 2022, doi: 10.47178/infinity.v2i1.1643.
- [15] V. El Rahma, Maskub, and Z. Arifin, “Pembelajaran Bahasa Indonesia Dengan Sistem Isyarat Elektronik (E-SIBI) Sebagai Media Komunikasi Siswa Tunarungu di SLB Negeri Tambahrejo,” *Edu-Kata*, vol. 8, no. 2, pp. 144–155, 2022, [Online]. Available: <http://e-jurnal.unisda.ac.id/index.php/kata/article/view/3432>

TENTANG PENULIS



Juan Von Michael Steindorsson Medellu Lahir pada tanggal 07 Oktober 1999 di kota bau-bau, Sulawesi Tenggara dari pasangan Jan R. Medellu (Ayah) dan Maria Waode Zalna (Ibu). Penulis merupakan anak ke 2 dari dua bersaudara dan memiliki saudara perempuan yaitu anak pertama Yoan Rani C. Medellu (Kakak). Penulis saat ini bertempat tinggal di Kota Bitung, Kecamatan Madidir, Kelurahan

Madidir Unet, kompleks Pertamina, Jln. Siswa. Penulis memulai menempuh pendidikan pertama di TK Hang Tuah pada tahun 2004, kemudian melanjutkan pendidikan di jenjang sekolah dasar pada tahun 2005 di SD Inpres 6/75 Madidir, kemudian melanjutkan pendidikan di jenjang sekolah menengah pertama pada tahun 2011 di SMP Negeri 2 Bitung, kemudian melanjutkan pendidikan di jenjang sekolah menengah atas pada tahun 2014 di SMA Negeri 2 Bitung, setelah lulus di Sma penulis melanjutkan pendidikan di jenjang perguruan tinggi negeri pada tahun 2017 di Universitas Sam Ratulangi Manado, Fakultas Teknik, Jurusan Elektro, Program studi Informatika. Dan selama dalam proses perkuliahan penulis bergabung sebagai anggota dalam Himpunan Mahasiswa Elektro atau di singkat HME.