

# **Deteksi dan Klasifikasi Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Metode YOLOv5**

**Fatiya Humaira Yunaz<sup>1</sup>, Najla Raihana Kamila<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Universitas Pendidikan Indonesia

<sup>1</sup>rarayunaz@gmail.com

<sup>2</sup>Universitas Syiah Kuala

najlaraishanakamila@gmail.com

**Abstrak** - Bahasa merupakan sarana berkomunikasi yang kita gunakan dalam kehidupan sehari-hari. Bahasa isyarat merupakan sarana berkomunikasi bagi tunarungu dan tunawicara. Terdapat dua jenis bahasa isyarat di Indonesia, yakni Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). SIBI merupakan bahasa isyarat yang telah diresmikan pemerintah sejak 30 Juni 1994. Meski sudah lama diresmikan, masih banyak masyarakat yang belum memahami SIBI. Sistem deteksi dan klasifikasi ini ditujukan untuk membantu kaum disabilitas agar lebih mudah berkomunikasi melalui bahasa isyarat. Disisi lain, diharapkan masyarakat bisa mempelajari bahasa isyarat dengan mudah. Sistem ini menggunakan metode YOLOv5 untuk mendeteksi bahasa isyarat abjad. YOLOv5 merupakan salah satu model dari metode You Only Look Once (YOLO) yang menggunakan deep learning dalam algoritmanya. Dataset yang digunakan sebanyak 5279 gambar dengan total 24 kelas. Dilakukan juga penambahan gambar menggunakan augmentasi. Dari penelitian ini diperoleh bahwa pada metrik *recall* model dari dataset dengan augmentasi lebih baik daripada dataset tanpa augmentasi. Akan tetapi pada metrik *precision* didapatkan sebaliknya. Didapatkan *F1-Confidence* 0.99 dan nilai *mAP@0.5IoU* sebesar 0.95 pada kedua pemodelan.

Kata Kunci: pembelajaran mendalam, visi computer, augmentasi

**Abstract** - *Language is a medium for communication that we use in daily lives. Sign language is a medium of communication for the deaf and mute. There are two types of sign language in Indonesia, which are Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) and Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). SIBI is a sign language that has been officially recognized by the government since June 30, 1994. Despite being officially recognized for a long time, many people still do not understand or unfamiliar with SIBI. This detection and classification system is intended to help people with disabilities communicate more easily through sign language. On the other hand, it is hoped that the public can easily learn sign language. This system uses the YOLOv5 method to detect alphabetical sign language. YOLOv5 is one model of the You Only Look Once (YOLO) method that uses deep learning in its algorithm. The dataset used consists of 5279 images with a total of 24 classes. Additional images were also included using augmentation. From this research, it was found that in terms of the recall metric, the model performed better on the augmented dataset compared to the dataset without augmentation. However, the opposite was observed in the precision metric. The obtained F1-Confidence is 0.99, and the mAP@0.5IoU value is 0.95 for both models.*

*Keywords:* deep learning, computer vision, augmentation

## **PENDAHULUAN**

Bahasa merupakan sarana berkomunikasi sehari-hari dan sudah menjadi faktor penting dalam kehidupan kita. Setiap individu harus berkomunikasi dengan maksud untuk menyampaikan pesan atau ungkapan yang ingin disampaikannya. Komunikasi merupakan metode yang digunakan oleh semua makhluk hidup untuk memudahkan penyampaian perasaan atau pikiran mereka (Silpia & Sari, 2023). Komunikasi bersifat penting untuk manusia dikarenakan manusia adalah makhluk sosial yang membutuhkan interaksi dengan sesama. Interaksi ini bisa terjadi secara langsung atau tidak langsung (Sujati & Umar, 2021). Komunikasi berlangsung

secara disengaja, sadar, sesuai tujuan, dan terdapat partisipasi dari kedua belah pihak, yaitu komunikator dan komunikan. Biasanya, seseorang menerima informasi atau pesan melalui kemampuan pendengaran, tetapi bagi orang tunarungu, informasi atau pesan dapat efektif diterima melalui kemampuan penglihatannya (Hidayat, 2021).

Bahasa isyarat adalah bahasa yang menggunakan gestur tubuh, gerak bibir, serta komunikasi manual. Bahasa isyarat memiliki tujuan serupa dengan bahasa lisan, yaitu untuk melakukan komunikasi, menyampaikan informasi, berinteraksi, dan membentuk hubungan sosial. Dalam komunikasi menggunakan bahasa isyarat, penggunaan gerakan

tangan dan ekspresi wajah yang kaya dan terkoordinasi membantu individu yang menggunakannya untuk menyampaikan pesan dengan jelas dan efektif kepada lawan bicara mereka (Hamdani & Bustamin, 2023).

Bahasa isyarat hanya mengandalkan gerak tanpa adanya suara. Bahasa isyarat adalah alat bantu komunikasi yang mendukung interaksi antara individu yang memiliki keterbatasan pendengaran atau bicara dengan orang-orang yang tidak memiliki keterbatasan tersebut (Fatmawati dkk., 2022). Dalam mengungkapkan apa yang mereka pikirkan, digunakan ekspresi wajah serta bahasa isyarat kombinasi bentuk dan gerakan tangan, lengan, dan tubuh (Amanullah & Santoso, 2022).

Terdapat dua jenis bahasa isyarat yang ada di Indonesia, yaitu Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) dan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). Perbedaan yang signifikan di antara kedua bahasa isyarat ini ialah BISINDO dominan menggunakan 2 tangan dalam merepresentasikan huruf, sedangkan SIBI hanya menggunakan satu tangan.

SIBI merupakan bahasa isyarat yang telah diakui secara resmi oleh pemerintah Indonesia sejak 30 Juni 1994. Berbeda dengan BISINDO yang lahir secara alamiah, SIBI diadaptasi dari American Sign Languages (ASL). Semua SLB di bawah Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan secara resmi menggunakan SIBI (Nurhayati dkk., 2022).

Dari 264 juta penduduk Indonesia, 16.8% atau sekitar 35 juta diantaranya merupakan penyandang disabilitas khususnya tunarungu. Hal itu menjadikan Indonesia sebagai negara keempat dengan jumlah penyandang disabilitas terbanyak di dunia (Bakti & Pranoto, 2021). Tunarungu dan tunawicara mengandalkan bahasa isyarat sebagai alat komunikasi sehari-hari untuk mengekspresikan pikiran dan emosi. Namun, masih banyak masyarakat yang tidak memahami bahasa isyarat terutama SIBI meskipun ia telah lama diresmikan oleh pemerintah sebagai alat komunikasi para tunarungu dan tunawicara.

Penelitian mengenai deteksi bahasa isyarat telah dilakukan oleh beberapa peneliti. Salah satunya ialah pengembangan aplikasi pengenalan bahasa isyarat abjad SIBI oleh Mutiara Sholawati, Karina Auliasari, dan FX. Ariwibisono menggunakan metode convolutional neural network (CNN). Dari hasil pengujian menggunakan rumus confusion matrix didapatkan nilai recall, specificity, dan sensitivity sebesar 80,76% (Sholawati dkk., 2022).

Penelitian terkait juga dilakukan oleh Dicky Luthfy, Casi Setianingsih, Marisa W. Paryasto. Sistemini mendekripsi bahasa isyarat BISINDO menggunakan YOLOv5. Penelitian ini menghasilkan nilai mAP@0.5IoU sebesar 99.27% (Luthfy dkk., 2023). Metode YOLOv5 juga dilakukan oleh Dadang Iskandar Mulyana, Muhammad Faizal Lazuardi serta Mesra Betty Yel pada penelitian mengenai deteksi bahasa isyarat huruf hijaiyah. Dari penelitian yang

telah dilakukan, didapatkan bahwa metode YOLOv5 terbukti mampu mengenali objek secara konsisten dengan nilai akurasi 95% (Mulyana dkk., 2022).

Dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, peneliti tertarik untuk menggunakan deep learning dalam pendekripsi objek. Metode deep learning yang akan digunakan ialah YOLOv5. Hal ini dikarenakan metode YOLOv5 terbukti bisa menghasilkan model yang lebih baik. Adapun untuk sumber datasetnya akan diambil dari dataset SIBI yang bersifat publik.

## METODE PENELITIAN

### A. Dataset dan Pra-pemrosesan Data

Dalam penelitian ini digunakan dataset Sistem Isyarat Bahasa Indonesia yang bersumber dari kaggle (kaggle.com). Dataset ini terdiri atas 5280 gambar isyarat tangan yang merepresentasikan 24 huruf. Huruf 'j' dan 'z' tidak termasuk di dalam dataset ini dikarenakan keduanya diwakilkan oleh gerakan. Gambar-gambar pada dataset ini memiliki latar belakang yang tidak terlalu kompleks.

Dataset mengalami beberapa tahap pra-pemrosesan, terdiri atas pembersihan data, pelabelan data, pembagian data, dan penambahan data. Pada tahap pembersihan data, ditemukan gambar yang tidak terletak pada kelasnya. Alhasil, dari 5280 gambar, digunakan 5279 gambar untuk penelitian ini. Pada proses pelatihan data di YOLOv5, dataset yang akan digunakan harus memiliki label dan kotak pembatas (*bounding box*). Digunakan situs Roboflow (roboflow.com) dalam pemberian label untuk setiap gambar. Dataset kemudian dibagi menjadi 3 bagian. 70% data (3695 gambar) untuk pelatihan data, 20% data (1056 gambar) untuk validasi, dan 10% (528 gambar) untuk pengujian.



Gambar 1. Gambar dataset dengan kotak pembatas

Pada dataset, dilakukan penambahan data karena data yang kami miliki untuk melatih model terbilang sedikit. Penambahan ini ditujukan agar kemungkinan *overfitting* bisa berkurang. Pada penelitian ini akan dibandingkan juga hasil pemodelan sebelum dan sesudah penambahan data dilakukan. Penambahan data dilakukan dengan augmentasi data. Augmentasi data merupakan salah satu teknik yang umum digunakan. Tahap ini menggunakan situs Roboflow untuk dalam menambah data pelatihan dan menangani label dari data augmentasi yang dihasilkan. Dari augmentasi

yang telah dilakukan, didapat data training berjumlah tiga kali lipat dari jumlah sebelumnya. Pembagian dataset pada hasil augmentasi berubah menjadi 87% (11085 gambar) pelatihan data, 8% (1056 gambar) validasi data serta 4% pengujian data. Tabel berikut menunjukkan teknik augmentasi dan nilai yang diterapkan pada penambahan data.

Tabel 1. Teknik Augmentasi

Teknik Augmentasi	Nilai
Flip	Horizontal
Saturasi	Antara -25% dan 25%
Kecerahan	Antara -25% dan 25%
Eksposur	Antara -25% dan 25%
Buram	0 hingga 2.5 pixel

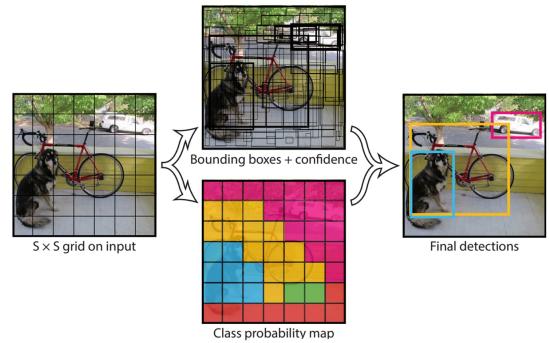


Gambar 2. Dataset hasil augmentasi

## B. YOLOv5

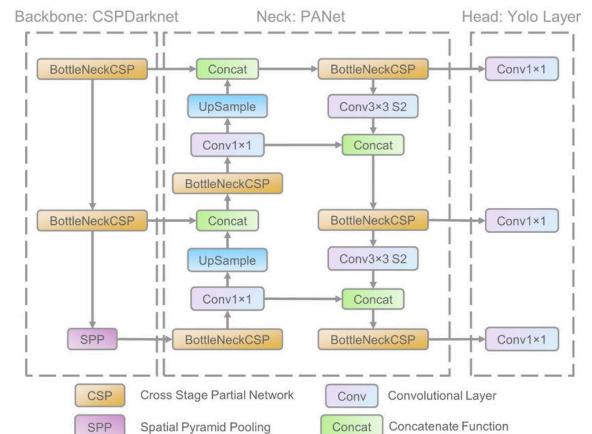
Terdapat berbagai metode algoritma *machine learning* dan *deep learning*. Semua algoritma yang ada memiliki kegunaan, kekurangan, serta kelebihan masing-masing, tergantung kita ingin menggunakan yang mana. Saat ini, kasus umum yang ada pada *deep learning* ialah deteksi dan klasifikasi objek. Terdapat salah satu algoritma deteksi objek yang memiliki kecepatan proses dan akurasi yang tinggi, yaitu algoritma You Only Look Once (YOLO) (Suryanto & Kardian, 2023)

YOLO merupakan salah satu metode yang dikembangkan untuk deteksi objek. Saat ini, YOLO sudah berkembang dalam 8 versi. Pada pemodelan YOLO, sistem deteksi objek dilakukan dengan *repurpose classifier* atau *localizer*. Sebuah model diterapkan di beberapa lokasi dan skala pada citra. Pendeksiyan akan muncul pada daerah yang memiliki skor tertinggi pada citranya. (Arifah et al., 2022). Secara umum, YOLO memiliki beberapa tingkatan dalam cara kerjanya. Awalnya, citra yang akan diolah dibagi menjadi beberapa sel jaringan. (Luthfy dkk., 2023)



Gambar 3. Ilustrasi proses YOLO

YOLOv5 merupakan model dari You Only Look Once (YOLO). YOLOv5 hadir dalam empat versi utama, yaitu YOLOv5s (kecil), YOLOv5m (sedang), YOLOv5l (besar), serta YOLOv5x (ekstra besar). YOLOv5 adalah arsitektur berbasis deep learning yang cepat dan ringan serta butuh daya komputasi yang lebih kecil dibanding model arsitektur lainnya, tetapi tetap memiliki nilai akurasi yang mendekati model deteksi lainnya. YOLOv5 menggunakan CSPNET sebagai backbone untuk ekstraksi *feature map* dari gambar. *Path Aggregation Network* (PANET) juga digunakan untuk meningkatkan aliran informasi (Dima & Ahmed, 2021).



Gambar 4. Arsitektur YOLOv5

## C. Transfer Learning

*Transfer learning* merupakan proses mentrasfer pengetahuan dari suatu jaringan yang sudah ada ke jaringan yang baru guna menangani masalah serupa. Pendekatan ini diterapkan dengan tujuan mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan kinerja model (Fandisyah dkk., 2021). *Transfer learning* digunakan untuk melatih dataset yang relatif kecil. Pendekatan yang akan digunakan ialah model yolov5s yang telah dilatih sebelumnya pada dataset COCO (Dima & Ahmed, 2021).

## D. Parameter Performa

Parameter yang digunakan dalam menentukan kinerja atau performa hasil latih data

pada penelitian ini ialah nilai *Precision*, *Recall*, *F1-Confidence*, dan mAP@0.5IoU. *Precision* adalah alat ukur ketepatan sasaran, sedangkan *recall* mengukur jangkauan. Nilai dari *F1-Confidence* ialah kombinasi dari *precision* dan *recall*. Nilai mAP adalah metrik evaluasi umum dalam model deteksi objek.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

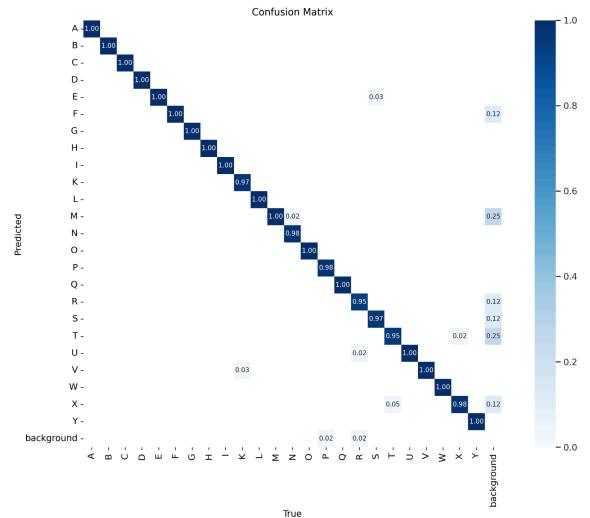
### 1. Dataset tanpa Augmentasi

Pada dataset yang tidak menggunakan augmentasi, dilakukan pelatihan data dengan img 416, batch 16, epochs 150. Pelatihan data dilakukan di Google Colaboratory dengan T4 GPU dan RAM 12 GB yang menghabiskan waktu 1.825 jam. Didapatkan hasil sebagai berikut:

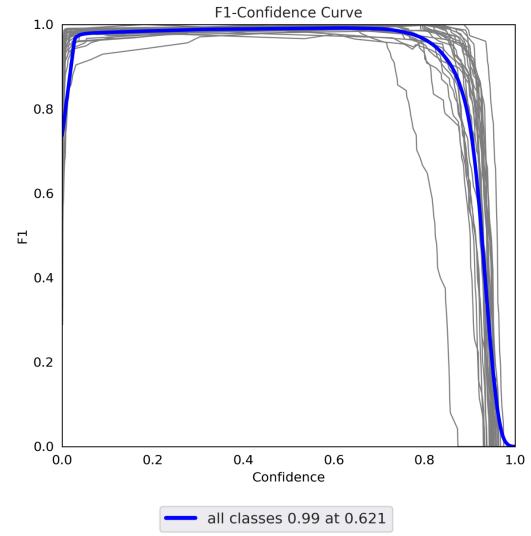
Tabel 2. Hasil Latih Dataset tanpa Augmentasi

Kelas	P	R	mAP@0.5
all	0.991	0.992	0.994
A	0.994	1	0.995
B	0.995	1	0.995
C	0.996	1	0.995
D	0.993	1	0.995
E	0.981	1	0.995
F	0.991	1	0.995
G	0.997	1	0.995
H	0.999	1	0.995
I	0.992	1	0.995
K	0.992	0.974	0.994
L	0.992	1	0.995
M	0.976	1	0.995
N	1	0.954	0.995
O	0.996	1	0.995
P	0.999	0.979	0.977
Q	0.995	1	0.995
R	0.999	0.976	0.995
S	1	0.988	0.995
T	0.977	0.975	0.993
U	0.987	1	0.995
V	0.974	1	0.989
W	0.995	1	0.995
X	0.979	0.966	0.993
Y	0.995	1	0.995

Dari hasil latih data, untuk semua kelas didapatkan nilai *precision* 0.991, nilai *recall* 0.992, dan mAP@0.5 0.994. Presisi terendah dimiliki oleh kelas V dengan nilai 0.974, sedangkan *recall* terendah dimiliki oleh kelas N dengan nilai 0.954.



Gambar 5. Confusion Matrix Dataset tanpa Augmentasi



Gambar 6. F1-Confidence Dataset tanpa Augmentasi

Dari gambar 5 di atas dapat dilihat bahwa tingkat keakurasiannya yang diperoleh cukup baik, bahkan ada yang mencapai angka 1. Nilai akurasi terendah berada pada angka 0.95. Dari gambar 6 diketahui bahwa nilai *F1-Confidence* yang didapat juga berada pada nilai yang terbilang bagus.

### 2. Dataset dengan Augmentasi

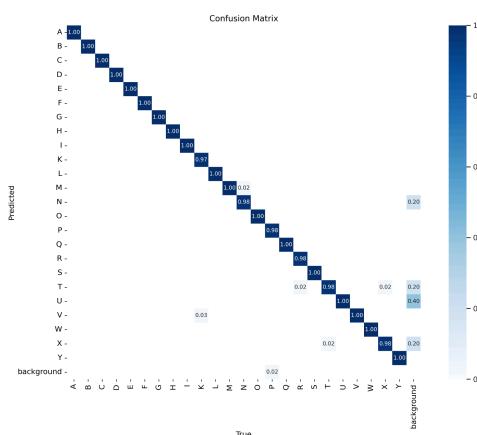
Pada dataset yang tidak menggunakan augmentasi, dilakukan pelatihan data dengan img 416, batch 16, epochs 50 menggunakan yolov5s. Pelatihan data dilakukan di Google Colaboratory dengan T4 GPU dan RAM 12 GB dengan menghabiskan waktu 1.673 jam. Didapatkan hasil sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Latih Dataset dengan Augmentasi

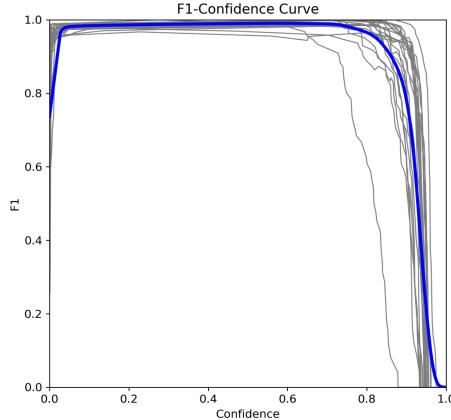
Kelas	P	R	mAP@0.5
all	0.988	0.994	0.993
A	0.992	1	0.995
B	0.992	1	0.995

C	0.995	1	0.995
D	0.992	1	0.995
E	0.994	1	0.995
F	0.995	1	0.995
G	0.994	1	0.995
H	0.996	1	0.995
I	0.991	1	0.995
K	0.991	0.974	0.994
L	0.991	1	0.995
M	0.96	1	0.992
N	1	0.978	0.995
O	0.994	1	0.995
P	1	0.979	0.979
Q	0.996	1	0.995
R	0.993	0.976	0.994
S	0.99	1	0.995
T	0.935	0.974	0.99
U	0.991	1	0.995
V	0.973	1	0.985
W	0.993	1	0.995
X	0.959	0.97	0.985
Y	0.994	1	0.995

Dari latih data, diperoleh nilai *precision* 0.988, nilai *recall* 0.994, dan mAP@0.5 0.993 untuk semua kelas. Kelas T menunjukkan presisi terendah dengan nilai 0.935, sementara kelas K dan kelas T memiliki *recall* terendah dengan nilai 0.974.



Gambar 7. Confusion Matrix Dataset dengan Augmentasi

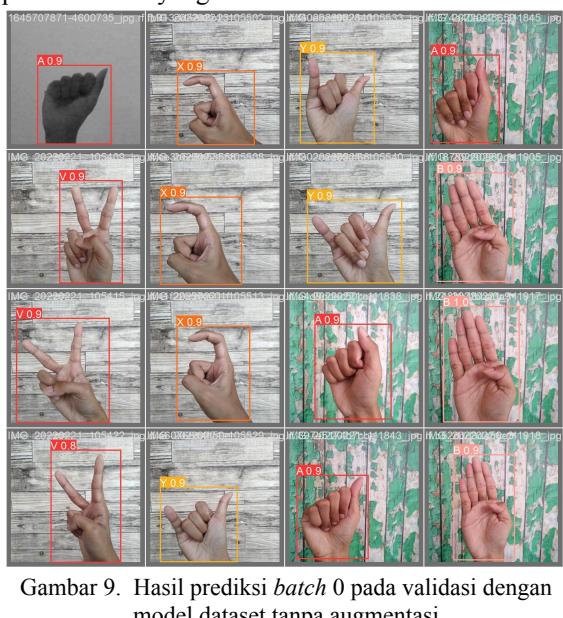


— all classes 0.99 at 0.573

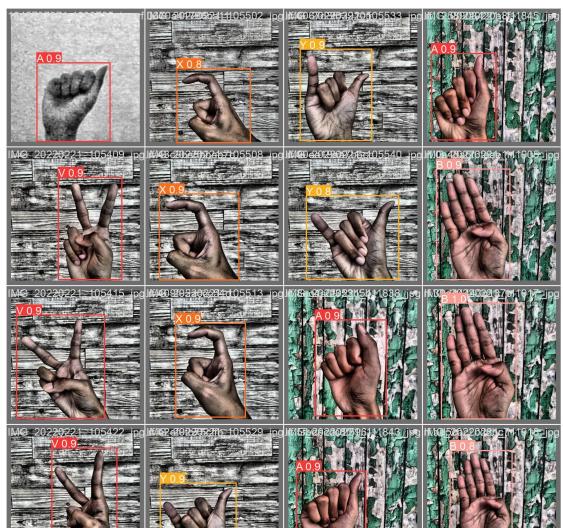
Gambar 8. F1-Confidence Dataset tanpa Augmentasi

### 3. Validasi dan Pengujian Model

Saat pelatihan data, dilakukan juga validasi untuk mengevaluasi kinerja model selama pelatihan. Berikut hasil dari validasi model dari pelatihan data yang telah dilakukan:



Gambar 9. Hasil prediksi batch 0 pada validasi dengan model dataset tanpa augmentasi

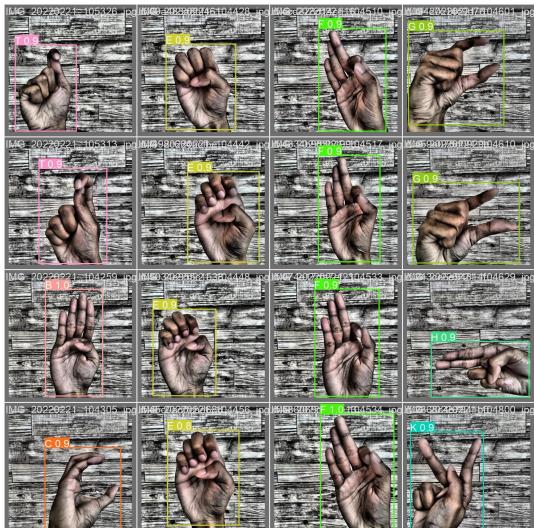


Gambar 10. Hasil prediksi batch 0 pada validasi dengan model dataset dengan augmentasi

Pada batch 0 yang ditunjukkan oleh gambar 9 dan 10, kedua model sama-sama memberikan prediksi label yang benar. Akan tetapi model data latih tanpa augmentasi memberikan nilai *confidence* yang lebih tinggi daripada model data latih dengan augmentasi.



Gambar 11. Hasil prediksi batch 1 pada validasi dengan model dataset tanpa augmentasi

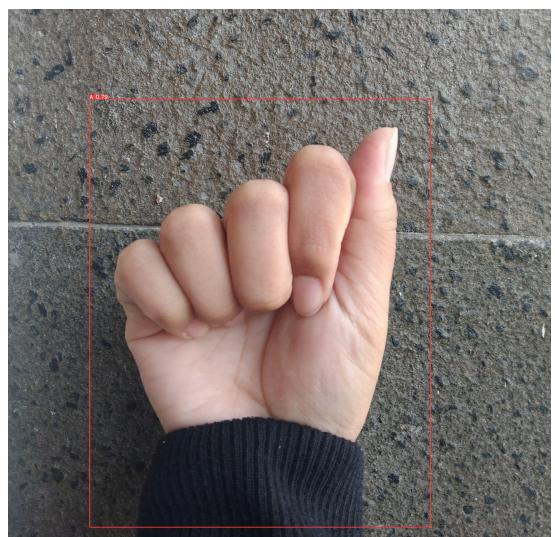


Gambar 12. hasil prediksi batch 1 pada validasi dengan model dataset dengan augmentasi

Pada validasi batch 1 yang ditunjukkan oleh gambar 11 dan gambar 12, prediksi label yang diberikan oleh kedua label akurat. Akan tetapi nilai *confidence* yang diberikan oleh kedua label ada yang berbeda. Terdapat dua gambar dimana nilai *confidence* model data latih dengan augmentasi lebih tinggi, tetapi terdapat juga satu gambar dimana model data latih tanpa augmentasi memiliki nilai *confidence* yang lebih tinggi.



Gambar 13. Hasil prediksi pada dataset baru dengan model dataset tanpa augmentasi



Gambar 14. hasil prediksi pada dataset baru dengan model dataset dengan augmentasi

Pada pengujian dataset baru yzng ditunjukkan oleh gambar 13 dan 14, dapat dilihat bahwa pada gambar 13 terdeteksi abjad A dengan *confidence* 0.72 sedangkan pada gambar 14 terdeteksi abjad A dengan *confidence* 0.79. Dari semua dataset baru yang diujikan pada kedua model, diketahui bahwa pada beberapa kasus salah satu model memiliki nilai *confidence* yang lebih tinggi dan sebaliknya. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan *threshold* sebesar 0.1.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan, diperoleh bahwa YOLOv5 dapat digunakan untuk deteksi dan klasifikasi. Hal ini dibuktikan dengan nilai *F1-Confidence* 0.99 dan nilai mAP@0.5IoU sebesar 0.95 dihasilkan dari pelatihan data. Diketahui juga bahwa tidak ditemukan dampak yang signifikan dari augmentasi yang telah dilakukan. Pada beberapa kasus, pengujian menjadi lebih baik menggunakan

model data latih dataset dengan augmentasi. Diperlukan penelitian lanjutan dengan dataset yang lebih besar agar dampak yang signifikan bisa terlihat dan hasil deteksi bisa lebih akurat untuk dataset yang memiliki background yang lebih kompleks.

## REFERENSI

- Amanullah, J., & Santoso, L. (2022, Desember). Perancangan Media Pembelajaran Interaktif Bahasa Isyarat Mengenal Huruf Dan Angka Bagi Siswa Penyandang Disabilitas Tunarungu Berbasis Andorid. *JURNAL ILMIAH ELEKTRONIKA DAN KOMPUTER*, 15(2), 242-249. <https://doi.org/10.51903/elkom.v15i2.942>
- Arifah, I. I., Fajri, F. N., & Pratamasunu, G. Q. O. (2022, Desember). Deteksi Tangan Otomatis Pada Video Percakapan Bahasa Isyarat Indonesia Menggunakan Metode YOLO Dan CNN. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 6(2), 171-176. <https://doi.org/10.30871/jaic.v6i2.4694>
- Bakti, M. B. S., & Pranoto, Y. M. (2021). Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 3(1), 011-016. <https://doi.org/10.29407/inotek.v3i1.504>
- Dima, T. F., & Ahmed, M. E. (2021). Using YOLOv5 Algorithm to Detect and Recognize American Sign Language. *2021 International Conference on Information Technology (ICIT)*, 603-607. <https://doi.org/10.1109/ICIT52682.2021.9491672>
- Fandisyah, A. F., Iriawan, N., & Winahju, W. S. (2021). Deteksi Kapal di Laut Indonesia Menggunakan YOLOv3. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, 10(1), 2337-3520. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v10i1.59312>
- Fatmawati, R., Asmara, R., Prayogi, Y. R., & Hakkun, R. Y. (2022). Aplikasi Pembelajaran Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Berbasis Voice Menggunakan Open SIBI. *Technomedia Journal (TMJ)*, 7(1), 22-39. <https://doi.org/10.33050/tmj.v7i1.1690>
- Hamdani, I. M., & Bustamin, S. (2023). Pengoptimalan Komunikasi Bahasa Isyarat Abjad dengan Augmented Reality. *Jurnal PROCESSOR*, 18(2). <https://doi.org/10.33998/processor.2023.18.2.872>
- Hidayat, M. S. (2021). MODEL KOMUNIKASI KOMUNITAS TULI di SLB NEGERI JEMBER. *Indonesian Journal of Islamic Communication*, 4(1), 149-169. <https://doi.org/10.35719/ijic.v4i1.948>
- Luthfy, D., Setianingsih, C., & Paryasto, M. W. (2023, Februari). Indonesian Sign Language Classification Using You Only Look Once. *e-Proceeding of Engineering*, 10(1), 454. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/19342>
- Mulyana, D. I., Lazuardi, M. F., & Yel, M. B. (2022, Agustus). Deteksi Bahasa Isyarat Dalam Pengenalan Huruf Hijaiyah Dengan Metode YOLOV5. *Jurnal Teknik Elektro dan Komputasi (ELKOM)*, 4(2), 145-151. <https://doi.org/10.32528/elkom.v4i2.8145>
- Nurhayati, O. D., Eridani, D., & Tsalavin, M. H. (2022, Agustus). SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA (SIBI) METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK SEQUENTIAL SECARA REAL TIME. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 9(4), 819-828. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2022944787>
- Sholawati, M., Auliasari, K., & Ariwibisono, F. (2022, Februari). PENGEMBANGAN APLIKASI PENGENALAN BAHASA ISYARAT ABJAD SIBI MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(1), 134-144. <https://doi.org/10.36040/jati.v6i1.4507>
- Silpia, E., & Sari, R. M. (2023). Implementasi Komunikasi Bahasa Isyarat Anak Tunarungu. *JIIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 6(1), 529-535. <https://doi.org/10.54371/jiip.v6i1.1413>
- Suryanto, A. W., & Kardian, A. R. (2023). Deteksi Pelanggaran Lalu Lintas Tidak Menggunakan Helm Dengan YOLO V4 Pada Sistem ETLE. *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, 9(2), 129-134. <https://doi.org/10.31294/jtk.v9i2.14798>
- Sujati, D. A., & Umar, T. M. (2021). Efektivitas Komunikasi Nonverbal Bahasa Isyarat dalam Pemenuhan Kebutuhan Informasi Siswa SLB Cicendo Bandung. *Jurnal Riset Jurnalistik dan Media Digital (JRJMD)*, 1(1), 58-63. <https://doi.org/10.29313/jrjmd.v1i1.311>