

Analisis Kinerja YOLOv8n Pada Deteksi Citra Huruf Statis Sistem Isyarat Bahasa Indonesia

^{1*}Julianto Aji Milanesta, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹juliantoajimilanestaofficial@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com,

³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Julianto Aji Milanesta

Abstrak—Sistem Isyarat Bahasa Indonesia digunakan sebagai sarana komunikasi visual bagi penyandang tunarungu, tetapi pengenalannya masih membutuhkan dukungan teknologi agar dapat dikenali secara otomatis melalui citra tangan. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi kemampuan algoritma YOLOv8n dalam mendeteksi huruf SIBI secara real-time. Dataset yang digunakan terdiri dari 12672 citra dengan 24 kelas huruf, tanpa huruf J dan Z karena keduanya memiliki karakter gerakan dinamis. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, pelabelan, prapemrosesan, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan confusion matrix, precision, recall, F1 score, serta mAP. Hasil pengujian menunjukkan precision sebesar 0,9934, recall sebesar 0,9935, F1 score sebesar 0,9934, mAP50 sebesar 0,9894, dan mAP50-95 sebesar 0,7605. Hasil tersebut menunjukkan bahwa YOLOv8n mampu mendeteksi huruf SIBI dengan tingkat ketepatan yang tinggi.

Kata Kunci— Bahasa Isyarat, Computer Vision, Deteksi Huruf, SIBI, YOLOv8n

Abstract— The Indonesian Sign Language System is used as a visual communication medium for people with hearing impairments, but automatic recognition is still needed to identify hand gesture images more efficiently. This study aims to evaluate the capability of the YOLOv8n algorithm in detecting SIBI letters in real-time. The dataset used in this study consists of 12672 images with 24 letter classes, excluding J and Z because both letters have dynamic movement characteristics. The research stages include dataset collection, labeling, preprocessing, model training, and evaluation using confusion matrix, precision, recall, F1 score, and mAP. The testing results show a precision of 0.9934, recall of 0.9935, F1 score of 0.9934, mAP50 of 0.9894, and mAP50-95 of 0.7605. These results indicate that YOLOv8n can detect SIBI letters with high accuracy.

Keywords— Computer Vision, Letter Detection, SIBI, Sign Language, YOLOv8n

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Komunikasi visual melalui bahasa isyarat memiliki peran penting bagi penyandang tunarungu dalam menyampaikan informasi. Di Indonesia, salah satu sistem yang digunakan adalah Sistem Isyarat Bahasa Indonesia atau SIBI, yaitu sistem isyarat yang memuat bentuk gestur untuk mewakili huruf, kata, dan makna tertentu. Namun, pemahaman masyarakat umum terhadap SIBI masih terbatas, sehingga diperlukan pendekatan teknologi yang mampu membantu proses pengenalan isyarat secara otomatis melalui citra tangan. Pemanfaatan computer vision menjadi salah satu pilihan karena mampu mengenali pola visual dan mendeteksi objek berdasarkan bentuk, posisi, serta karakteristik citra yang ditangkap kamera [1]. Penelitian mengenai pengenalan

bahasa isyarat berbasis deteksi objek telah banyak dilakukan dengan berbagai pendekatan. YOLO menjadi salah satu metode yang sering digunakan karena mampu melakukan deteksi objek secara cepat dalam satu tahap pemrosesan. Pada penelitian pengenalan abjad SIBI menggunakan YOLOv5, sistem mampu melakukan deteksi secara real-time, tetapi masih terdapat kendala pada beberapa huruf yang memiliki bentuk gestur mirip dan huruf yang memerlukan gerakan lanjutan [2]. Penelitian lain pada bahasa isyarat juga menunjukkan bahwa penggunaan YOLO dapat diterapkan untuk pengenalan gerak tubuh atau gestur secara langsung melalui kamera, meskipun hasilnya masih dipengaruhi oleh variasi bentuk tangan, posisi objek, dan kondisi pengambilan citra [3].

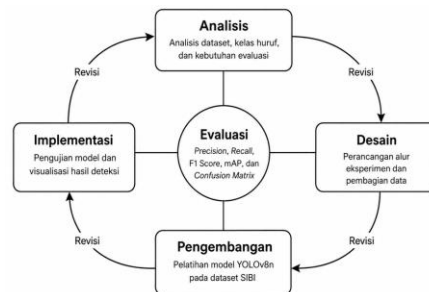
Selain pada SIBI, pendekatan berbasis YOLO dan CNN juga telah digunakan dalam pengolahan video bahasa isyarat Indonesia. Kombinasi deteksi tangan dan klasifikasi gerakan menunjukkan bahwa metode deep learning mampu membantu proses identifikasi bahasa isyarat, tetapi performa sistem masih bergantung pada kualitas dataset, variasi latar, serta kejelasan objek tangan pada citra [4]. Kajian lain mengenai sign language recognition juga menegaskan bahwa YOLO sesuai untuk kebutuhan real time karena memiliki kecepatan pemrosesan yang baik dan dapat digunakan untuk mengenali gestur tangan pada berbagai dataset bahasa isyarat [5]. Perkembangan YOLOv8 memberikan peluang baru dalam deteksi objek karena memiliki arsitektur yang lebih modern dan mendukung evaluasi performa melalui metrik seperti precision, recall, F1 score, dan mean average precision. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa YOLOv8 mampu memberikan keseimbangan antara kecepatan dan ketepatan deteksi pada berbagai kondisi visual [6]. Pengembangan lain pada YOLOv8 juga memperlihatkan bahwa peningkatan pada ekstraksi fitur, attention mechanism, dan fungsi loss dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali objek dengan latar kompleks, ukuran kecil, atau kondisi visual yang bervariasi [7]. Penerapan YOLOv8 pada pengenalan bahasa isyarat juga mulai banyak diteliti. Deteksi kata dalam bahasa isyarat menggunakan YOLOv8 menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan untuk mengenali gestur secara real time dengan hasil yang cukup tinggi [8]. Penelitian lain pada Chinese Sign Language menunjukkan bahwa YOLOv8 dapat dikombinasikan dengan instance segmentation untuk mengenali gestur tangan, meskipun model tanpa segmentasi tetap menunjukkan keunggulan pada beberapa metrik deteksi [9]. Hal ini menunjukkan bahwa YOLOv8 memiliki potensi kuat dalam pengenalan bahasa isyarat, baik untuk deteksi gestur maupun pengenalan huruf berbasis citra.

Berdasarkan penelitian terdahulu, kajian pengenalan bahasa isyarat masih banyak berfokus pada pengenalan gestur umum, deteksi kata, sistem berbasis web atau mobile, serta variasi YOLO selain YOLOv8n. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk mengevaluasi YOLOv8n dalam mendeteksi 24 kelas huruf statis SIBI berbasis citra. Huruf J dan Z tidak digunakan karena memiliki karakter gerakan dinamis. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix, precision, recall, F1 score, mAP50, dan mAP50-95 untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali huruf SIBI secara terukur.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengevaluasi kinerja YOLOv8n dalam mendeteksi huruf Sistem Isyarat Bahasa Indonesia berbasis citra. Melalui penelitian ini, kemampuan YOLOv8n dalam mengenali pola huruf SIBI statis dapat diketahui berdasarkan hasil evaluasi model secara kuantitatif.

II. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah eksperimen deteksi objek berbasis deep learning. Penelitian difokuskan pada pengujian kemampuan YOLOv8n dalam mendeteksi huruf Sistem Isyarat Bahasa Indonesia melalui citra tangan. Alur penelitian meliputi pengumpulan dataset, pelabelan citra, prapemrosesan, pembagian data, pelatihan model, pengujian, dan analisis hasil evaluasi. Alur ini disusun agar proses penelitian dapat dilakukan secara terarah dan dapat diikuti kembali dengan dataset, konfigurasi, serta metrik evaluasi yang sejenis [10].

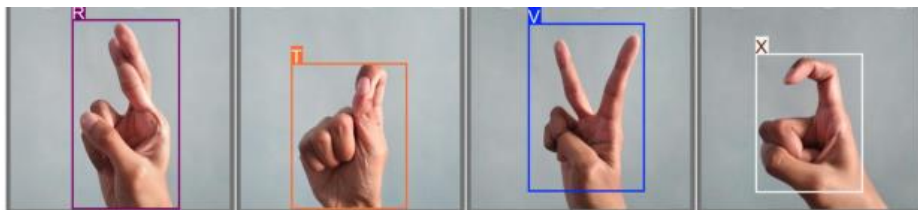


Gambar 1. Siklus Penelitian Deteksi Huruf SIBI Menggunakan YOLOv8n

Evaluasi model dilakukan menggunakan precision, recall, F1 score, dan mean average precision. Precision digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi positif, recall digunakan untuk melihat kemampuan model menemukan objek yang seharusnya terdeteksi, sedangkan F1 score menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall. Mean average precision digunakan untuk menilai rata-rata ketepatan deteksi pada setiap kelas.

Keterangan : TP merupakan jumlah prediksi benar pada kelas positif, FP merupakan jumlah prediksi positif yang salah, FN merupakan jumlah objek yang tidak berhasil terdeteksi, N merupakan jumlah kelas, dan AP_i merupakan nilai average precision pada kelas ke- i . Pada penelitian ini, mAP digunakan dalam dua bentuk evaluasi, yaitu mAP50 dan mAP50-95. Setelah metrik evaluasi ditentukan, tahapan penelitian dilanjutkan dengan penjelasan mengenai dataset yang digunakan sebagai dasar pelatihan dan pengujian model.

A. Dataset Penelitian



Gambar 2. Contoh Citra Dataset Huruf SIBI

Dataset yang digunakan berupa citra huruf SIBI dalam format anotasi YOLO. Data terdiri dari 12672 citra dengan ukuran 640 x 640 piksel. Jumlah kelas yang digunakan sebanyak 24 huruf, yaitu A, B, C, D, E, F, G, H, I, K, L, M, N, O, P, Q, R, S, T, U, V, W, X, dan Y. Huruf J dan Z

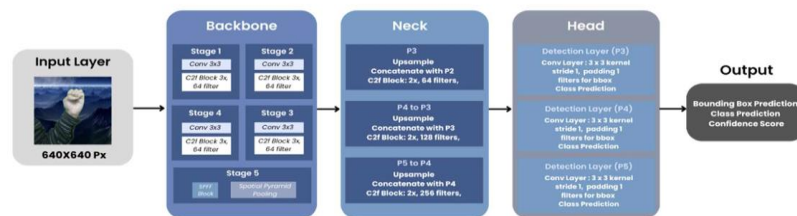
tidak digunakan karena memiliki karakter gerakan dinamis, sehingga kurang sesuai apabila direpresentasikan menggunakan citra statis [2] . Pembagian dataset ditunjukkan pada Tabel 1.

Pembagian Dataset	
Data	Jumlah Citra
Training	11088
Validasi	1056
Testing	528
Total	12672

B. Prapemrosesan Data

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk menyeragamkan data sebelum digunakan dalam proses pelatihan. Seluruh citra disesuaikan ke ukuran 640 x 640 piksel agar sesuai dengan kebutuhan input YOLOv8n. Selain itu, data juga melalui proses augmentasi untuk menambah variasi citra, seperti perubahan sudut, kecerahan, dan efek blur. Augmentasi bertujuan membantu model mengenali pola gestur pada kondisi visual yang lebih beragam, sehingga tidak hanya bergantung pada satu bentuk citra tertentu. Proses anotasi dilakukan dengan bounding box untuk menandai area tangan sebagai objek utama yang akan dideteksi [9] .

C. Pelatihan Model YOLOv8n



Gambar 3. Arsitektur YOLOv8n untuk Deteksi Huruf SIBI

Arsitektur YOLOv8n yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa bagian utama, yaitu input layer, backbone, neck, head, dan output. Citra masukan berukuran 640 × 640 piksel diproses melalui backbone untuk mengekstraksi fitur visual dari gestur tangan. Fitur tersebut kemudian diteruskan ke bagian neck untuk menggabungkan informasi dari beberapa skala agar objek dapat dikenali lebih stabil. Selanjutnya, bagian head menghasilkan prediksi berupa kelas huruf, posisi bounding box, dan confidence score. Output akhir dari proses ini berupa hasil deteksi huruf SIBI beserta lokasi area tangan pada citra [8].

D. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan YOLOv8n dalam mendeteksi huruf SIBI pada data validasi dan data uji. Metrik yang digunakan meliputi confusion matrix, precision, recall, F1 score, mAP50, dan mAP50-95. Confusion matrix digunakan untuk melihat kesesuaian antara kelas asli dan hasil prediksi. Precision mengukur ketepatan prediksi positif, sedangkan recall menunjukkan kemampuan model menemukan objek yang seharusnya terdeteksi. F1 score

digunakan untuk melihat keseimbangan precision dan recall. Sementara itu, mAP50 dan mAP50-95 digunakan untuk menilai kualitas deteksi berdasarkan kecocokan bounding box dengan anotasi sebenarnya [11]. Penggunaan beberapa metrik tersebut diperlukan agar evaluasi model tidak hanya dilihat dari satu nilai, tetapi juga dari ketepatan klasifikasi dan posisi objek hasil deteksi [6].

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (1)$$

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

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (3)$$

$$mAP50 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A P_i \quad (4)$$

$$mAP50 - 95 = \frac{1}{10} \sum_{t=0.50}^{0.95} A P_t \quad (5)$$

Tahapan penelitian diawali dengan analisis karakteristik dataset, jumlah kelas, dan metrik evaluasi. Selanjutnya, data disusun dalam format anotasi YOLO, dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji, lalu digunakan untuk melatih model YOLOv8n. Model yang telah dilatih kemudian diuji dan dianalisis menggunakan confusion matrix, precision, recall, F1 score, mAP50, dan mAP50-95. Penentuan karakteristik data dan metrik evaluasi penting karena keberhasilan model deteksi isyarat dipengaruhi oleh kesesuaian dataset, variasi gestur, serta cara evaluasi hasil prediksi [12].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

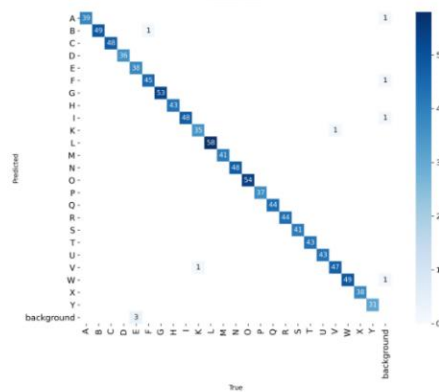
Pembahasan dilakukan untuk menilai kemampuan YOLOv8n dalam mendeteksi huruf Sistem Isyarat Bahasa Indonesia berdasarkan citra tangan. Evaluasi menggunakan data validasi dan data uji berformat anotasi YOLO. Hasil pengujian disajikan melalui precision, recall, F1 score, mAP50, mAP50-95, confusion matrix, dan kurva evaluasi. Pembahasan difokuskan pada nilai utama, pola grafik, serta kestabilan model dalam mengenali setiap kelas huruf.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model YOLOv8n

Hasil Evaluasi Model YOLOv8n	
<i>Metrik</i>	<i>Nilai</i>
Precision	0.9934
Recall	0.9935
F1 Score	0.9934
mAP50	0.9894
mAP50-95	0.7605

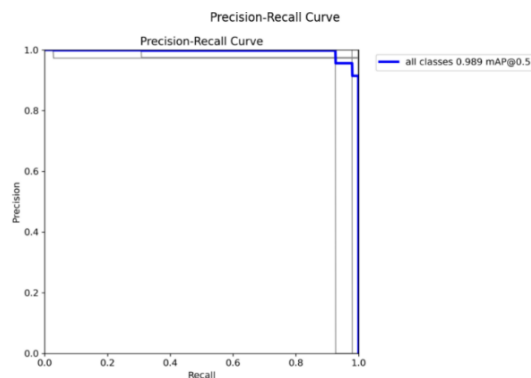
Berdasarkan Tabel 2, YOLOv8n memperoleh precision sebesar 0.9934, recall sebesar 0.9935, dan F1 score sebesar 0.9934. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi yang tepat sekaligus menemukan objek huruf SIBI secara konsisten. Nilai mAP50 sebesar 0.9894 juga menunjukkan bahwa model memiliki ketepatan deteksi yang tinggi pada ambang evaluasi objek. Hasil ini sejalan dengan penelitian yang menunjukkan bahwa YOLO dapat digunakan untuk pengenalan bahasa isyarat secara real time karena memiliki kecepatan dan ketepatan deteksi yang baik [8].

Nilai mAP50-95 sebesar 0.7605 lebih rendah dibandingkan mAP50. Hal ini menunjukkan bahwa ketepatan bounding box menurun ketika evaluasi menggunakan ambang yang lebih ketat. Kondisi tersebut wajar karena mAP50-95 menilai kecocokan bounding box pada beberapa tingkat ambang. Dengan demikian, model sudah mampu mengenali kelas huruf dengan baik, tetapi lokalisasi objek tangan masih dapat ditingkatkan, terutama pada huruf yang memiliki bentuk visual mirip.



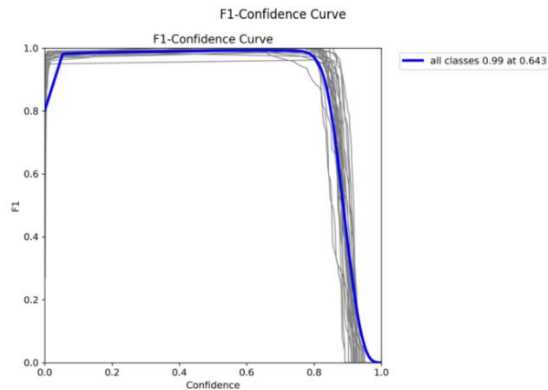
Gambar 4. Confusion Matrix

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi berada pada garis diagonal. Artinya, mayoritas huruf SIBI berhasil dikenali sesuai kelas sebenarnya. Dari kelas awal hingga akhir, nilai prediksi benar lebih dominan dibandingkan kesalahan. Kesalahan hanya muncul pada beberapa titik kecil di luar diagonal dan sebagian kecil pada background. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah cukup stabil, meskipun masih terdapat potensi kekeliruan pada huruf dengan bentuk tangan yang mirip[2].



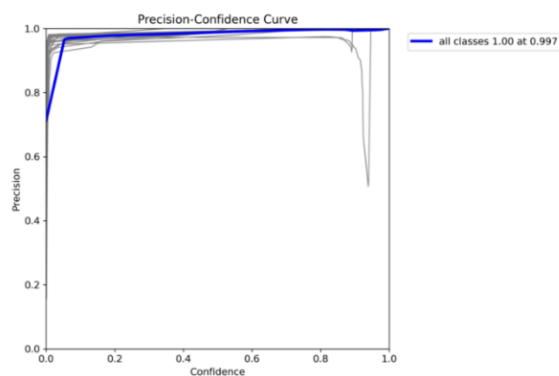
Gambar 5. Precision Recall Curve

Kurva precision recall menunjukkan hubungan antara ketepatan prediksi dan kemampuan model menemukan objek. Pada awal kurva, precision berada pada nilai tinggi. Pada bagian tengah, garis kurva tetap dekat dengan nilai 1,00, sehingga model mampu menjaga keseimbangan precision dan recall. Pada bagian akhir, kurva sedikit menurun saat recall mendekati maksimum. Meskipun demikian, nilai mAP50 sebesar 0,989 menunjukkan bahwa performa deteksi model tetap sangat baik [5].



Gambar 6. F1 Confidence Curve

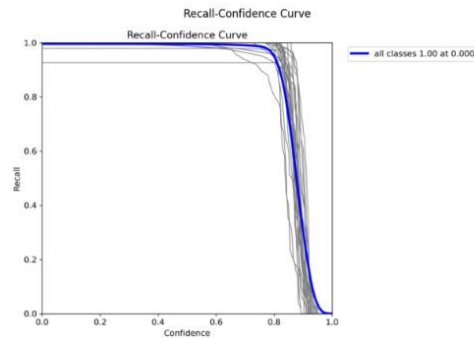
Kurva F1 confidence memperlihatkan perubahan F1 score terhadap confidence threshold. Pada awal grafik, nilai F1 masih lebih rendah karena threshold kecil menerima lebih banyak prediksi. Pada bagian tengah, F1 meningkat dan mencapai nilai terbaik sekitar 0,99 pada confidence 0,643. Pada akhir grafik, F1 turun tajam ketika confidence mendekati 1,00 karena banyak prediksi benar ikut tersaring. Hal ini menunjukkan bahwa threshold terlalu tinggi dapat menurunkan keseimbangan deteksi.



Gambar 7. Precision Confidence Curve

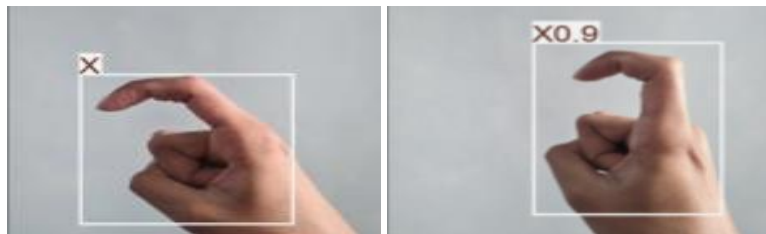
Kurva precision confidence menunjukkan bahwa precision meningkat seiring kenaikan confidence threshold. Pada awal grafik, precision masih lebih rendah karena prediksi dengan keyakinan kecil masih diterima. Pada bagian tengah, precision meningkat dan stabil pada nilai tinggi. Pada akhir grafik, precision mendekati 1,00, tetapi threshold yang terlalu tinggi dapat

mengurangi jumlah objek yang terdeteksi. Oleh karena itu, precision perlu dibaca bersama recall dan F1 score.



Gambar 8. Recall Confidence Curve

Kurva recall confidence menunjukkan bahwa recall sangat tinggi pada threshold rendah. Pada awal grafik, hampir seluruh objek dapat terdeteksi. Pada bagian tengah, recall masih stabil mendekati nilai maksimum. Pada akhir grafik, recall turun tajam ketika threshold terlalu tinggi karena hanya prediksi dengan keyakinan sangat kuat yang diterima. Pola ini menunjukkan bahwa pemilihan threshold perlu menjaga keseimbangan antara jumlah deteksi dan ketepatan prediksi.



Gambar 9. (a) Validation Batch Labels dan (b) Validation Batch Prediction

Perbandingan antara validation batch labels dan validation batch prediction menunjukkan bahwa hasil prediksi model cukup sesuai dengan label sebenarnya. Pada gambar label, area tangan ditandai berdasarkan kelas huruf SIBI. Pada gambar prediksi, model mampu menempatkan bounding box pada area tangan dan memberikan label yang sesuai. Beberapa huruf seperti X, R, Q, V, S, W, Y, T, dan U berhasil dikenali dengan confidence yang cukup tinggi. Hasil ini memperkuat bahwa model tidak hanya baik secara numerik, tetapi juga sesuai secara visual.

Secara umum, hasil pengujian menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi 24 huruf SIBI berbasis citra. Model memperoleh precision, recall, dan F1 score yang tinggi, serta mAP50 yang mendekati satu. Kelemahan utama terlihat pada nilai mAP50-95 yang lebih rendah dibandingkan mAP50, sehingga peningkatan kualitas anotasi, variasi citra, dan konsistensi posisi tangan masih dapat dilakukan pada penelitian berikutnya. Selain itu, penelitian ini belum mencakup huruf J dan Z karena kedua huruf tersebut memiliki karakter gerakan dinamis. Untuk pengembangan selanjutnya, dataset berbasis urutan frame atau video dapat digunakan agar huruf dengan gerakan dapat dipelajari oleh model secara lebih sesuai [9].

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, YOLOv8n mampu mendeteksi huruf Sistem Isyarat Bahasa Indonesia berbasis citra dengan performa yang baik. Model dapat mengenali 24 kelas huruf SIBI secara stabil, ditunjukkan oleh nilai precision sebesar 0,9934, recall sebesar 0,9935, F1 score sebesar 0,9934, dan mAP50 sebesar 0,9894. Namun, nilai mAP50-95 sebesar 0,7605 menunjukkan bahwa ketepatan bounding box masih dapat ditingkatkan, terutama pada huruf dengan bentuk tangan yang mirip. Penelitian ini belum mencakup huruf J dan Z karena keduanya memiliki gerakan dinamis. Pengembangan berikutnya dapat mempertimbangkan dataset berbasis urutan frame atau video untuk mempelajari isyarat yang melibatkan perubahan gerakan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri, yang telah memberikan dukungan dalam proses penyusunan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam proses pengumpulan data, pengolahan dataset, dan evaluasi model sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Taupiq, M. Wildan Fajri, and Dannylee, "Identification of Indonesian Sign Language System Using Deep Learning in Yolo-based," *Media Journal of General Computer Science*, vol. 1, no. 2, pp. 40–47, Jun. 2024, doi: 10.62205/mjgcs.v1i2.22.
- [2] D. Permana and J. Sutopo, "APLIKASI PENGENALAN ABJAD SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA (SIBI) DENGAN ALGORITMA YOLOv5 MOBILE APPLICATION ALPHABET RECOGNITION OF INDONESIAN LANGUAGE SIGN SYSTEM (SIBI) USING YOLOv5 ALGORITHM," *Jurnal SimanteC*, vol. 11, no. 2, 2023, doi: 10.21107/simantec.v11i2.19783.
- [3] H. Halim, "APLIKASI PENGIDENTIFIKASI BAHASA ISYARAT BERDASARKAN GERAK TUBUH SECARA REAL TIME MENGGUNAKAN YOLO," *Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, vol. 8, no. 2, 2023, doi: 10.51876/simtek.v8i2.215.
- [4] I. Inayatul Arifah, F. Nur Fajri, and G. Qorik Oktagalu Pratamasunu, "Deteksi Tangan Otomatis Pada Video Percakapan Bahasa Isyarat Indonesia Menggunakan Metode YOLO Dan CNN," 2022. doi: 10.30871/jaic.v6i2.4694.
- [5] L. Zholshiyeva, T. Zhukabayeva, A. Serek, R. Duisenbek, M. Berdieva, and N. Shapay, "Deep Learning-Based Continuous Sign Language Recognition," *Journal of Robotics and Control (JRC)*, vol. 6, no. 3, pp. 1106–1119, 2025, doi: 10.18196/jrc.v6i3.25881.
- [6] M. Safaldin, N. Zaghdien, and M. Mejdoub, "An Improved YOLOv8 to Detect Moving Objects," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 59782–59806, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3393835.
- [7] L. Shen, B. Lang, and Z. Song, "DS-YOLOv8-Based Object Detection Method for Remote Sensing Images," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 125122–125137, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3330844.

- [8] D. S. Ariansyah, "PENDETEKSI KATA DALAM BAHASA ISYARAT MENGGUNAKAN ALGORITMA YOLO VERSI 8," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4904.
- [9] M. E. Wijaya and A. N. Handayani, "Integration of Yolov8 And Instance Segmentation in The Chinese Sign Language (CSL) Recognition System," *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 6, no. 2, pp. 241–250, Jul. 2025, doi: 10.56705/ijodas.v6i2.247.
- [10] M. Y. and H. H. D. A. Farook, "Image Processing and Object Detection in the Indonesian Sign System (SIBI) for Hearing-Impaired Communication," 2026, doi: 10.30871/jaic.v10i1.11395.
- [11] H. Yi, B. Liu, B. Zhao, and E. Liu, "Small Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8 for Remote Sensing," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 17, pp. 1734–1747, 2024, doi: 10.1109/JSTARS.2023.3339235.
- [12] L. Fitriani, D. Kurniadi, and I. S. Rajab, "Implementation of Machine Learning Model to Detect Sign Language Movement in SIBI Learning Media," *Teknika*, vol. 14, no. 1, pp. 57–65, Mar. 2025, doi: 10.34148/teknika.v14i1.1159.