

## Loka Wicara: Technical Evaluation of Local Object Detection Based on YOLOv8 Nano for an AAC Prototype

Husni Hidayat <sup>1\*)</sup>, Arif Iman Anshori <sup>2)</sup>, Muhammad Ivan Fauzi <sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, ITSNU Pekalongan

<sup>2)3)</sup>Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, ITSNU Pekalongan

<sup>\*)</sup>Correspondence author: [husni.hidayat11@gmail.com](mailto:husni.hidayat11@gmail.com), Pekalongan, Indonesia

DOI: <https://doi.org/10.37012/jtik.v12i2.3708>

### Abstract

Children with Autism Spectrum Disorder (ASD) may experience functional communication barriers, while Augmentative and Alternative Communication (AAC) applications should use objects and messages that are closely related to users' daily contexts. This study presents an initial technical evaluation of Loka Wicara, an AAC prototype that links local-object detection to Indonesian need-message designs. The actual dataset contains 500 images and 520 bounding boxes across five classes: pillow, dipper, glass/cup, cooked rice, and sandals. The data were divided into 350 training, 100 validation, and 50 test images. YOLOv8n and a YOLOv5n-compatible model were trained for 100 epochs using the same three random seeds. On the test set, YOLOv8n achieved a precision of  $0.8475 \pm 0.0652$ , recall of  $0.8267 \pm 0.0837$ , F1-score of  $0.8328 \pm 0.0241$ , mAP50 of  $0.8768 \pm 0.0338$ , and mAP50–95 of  $0.6115 \pm 0.0358$ . YOLOv5n produced slightly higher mAP50 and mAP50–95 values of  $0.8800 \pm 0.0240$  and  $0.6146 \pm 0.0469$ , respectively, while using fewer parameters and a smaller model file. A Tesla T4 benchmark produced mean latencies of 18.21 ms for YOLOv8n and 18.69 ms for YOLOv5n. YOLOv8n was also successfully exported to LiteRT/TFLite. The findings indicate that both models are competitive; YOLOv8n is retained as a prototype candidate because of its slightly higher recall and F1-score and its successful export pipeline, rather than universal superiority. Android testing, expert validation, and user acceptance testing remain necessary in subsequent work.

**Keywords:** AAC, ASD, Assistive Technology, Local Objects, YOLOv8 Nano

### Abstrak

Anak dengan Autism Spectrum Disorder (ASD) dapat mengalami hambatan komunikasi fungsional, sedangkan aplikasi Augmentative and Alternative Communication (AAC) perlu menggunakan objek dan pesan yang dekat dengan konteks keseharian pengguna. Penelitian ini menyajikan evaluasi teknis awal Loka Wicara, yaitu prototipe AAC yang menghubungkan deteksi objek lokal dengan rancangan pesan kebutuhan berbahasa Indonesia. Dataset aktual terdiri atas 500 citra dan 520 kotak pembatas untuk lima kelas, yaitu bantal, gayung, gelas cangkir, nasi putih, dan sandal. Data dibagi menjadi 350 citra pelatihan, 100 citra validasi, dan 50 citra pengujian. YOLOv8n dan YOLOv5n-compatible dilatih selama 100 epoch menggunakan tiga random seed yang sama. Pada test set, YOLOv8n memperoleh precision  $0,8475 \pm 0,0652$ , recall  $0,8267 \pm 0,0837$ , F1-score  $0,8328 \pm 0,0241$ , mAP50  $0,8768 \pm 0,0338$ , dan mAP50–95  $0,6115 \pm 0,0358$ . YOLOv5n menghasilkan mAP50 dan mAP50–95 sedikit lebih tinggi, yaitu  $0,8800 \pm 0,0240$  dan  $0,6146 \pm 0,0469$ , serta memiliki parameter dan ukuran model lebih kecil. Benchmark pada GPU Tesla T4 menunjukkan latensi rata-rata 18,21 ms untuk YOLOv8n dan 18,69 ms untuk YOLOv5n. Model YOLOv8n juga berhasil diekspor ke format LiteRT/TFLite. Hasil menunjukkan bahwa kedua model kompetitif; YOLOv8n dipertahankan sebagai kandidat prototipe karena recall dan F1-score sedikit lebih tinggi serta alur eksponya berhasil, bukan karena unggul pada seluruh metrik. Pengujian Android, validasi pakar, dan UAT diperlukan pada tahap berikutnya.

**Kata Kunci:** AAC, ASD, Objek Lokal, Teknologi Asistif, YOLOv8 Nano

---

## PENDAHULUAN

*Autisme* merupakan kelompok kondisi yang berkaitan dengan perkembangan otak dan dapat disertai kesulitan dalam komunikasi serta interaksi sosial. Organisasi Kesehatan Dunia memperkirakan bahwa sekitar 1 dari 127 orang di dunia hidup dengan *autisme* pada 2021, dengan kebutuhan dukungan yang sangat beragam antar individu (World Health Organization, 2025). Akses terhadap intervensi dan teknologi komunikasi yang sesuai dapat membantu partisipasi serta kemandirian.

*Augmentative and Alternative Communication* (AAC) mencakup strategi, simbol, perangkat, dan aplikasi yang membantu individu dengan kebutuhan komunikasi kompleks. Kajian mutakhir menempatkan AAC sebagai dukungan berbasis bukti bagi individu autistik dengan keterbatasan bicara, sementara intervensi perangkat pembangkit suara dan pemodelan AAC dilaporkan mendukung keterampilan menjawab, meminta, dan interaksi sosial (Schlosser & Koul, 2023; Genc-Tosun et al., 2023; Chavers Edgar et al., 2024; Griffen et al., 2024; Muharib et al., 2024). Di Indonesia, aplikasi AAC berbasis telepon pintar dan pendekatan etnopedagogi juga menekankan pentingnya simbol serta bahasa yang dekat dengan lingkungan pengguna (Saleh & Mutahara, 2023; Al'azmi et al., 2025).

Kesesuaian budaya, kendali pengguna, dan keterlibatan mitra komunikasi menjadi aspek penting dalam desain AAC. Penelitian mengenai hambatan penggunaan AAC dan evaluasi teknologi untuk *autisme* menunjukkan bahwa kebutuhan, preferensi, serta peran pengguna perlu dilibatkan dalam proses desain (Yau et al., 2024; Zervogianni et al., 2024). Dukungan visual yang dikaitkan dengan rutinitas pengguna juga dapat meningkatkan keterlibatan komunikasi (Bateman et al., 2023). Berdasarkan dataset yang tersedia, penelitian ini memanfaatkan lima objek keseharian, yaitu bantal, gayung, gelas cangkir, nasi putih, dan sandal. Objek tersebut diposisikan sebagai pemicu pilihan pesan kebutuhan, bukan sekadar label yang dibacakan secara otomatis.

Pada sisi teknis, deteksi objek memungkinkan kamera mengenali objek nyata dan menghubungkannya dengan pesan suara. Kajian mutakhir menunjukkan bahwa keluarga YOLO banyak digunakan untuk deteksi waktu nyata, tetapi pemilihan model tetap perlu mempertimbangkan akurasi, latensi, memori, dan karakteristik perangkat (Sirisha et al., 2023; Terven et al., 2023; Mittal, 2024). Perbandingan *YOLOv8* dan *SSD-MobileNet* pada aplikasi bergerak juga menegaskan adanya pertukaran antara akurasi, kecepatan, dan konsumsi memori (Dharma et al., 2025). Implementasi *YOLOv8* dalam penelitian ini mengacu pada paket perangkat lunak *Ultralytics* (Jocher et al., 2023).

Penelitian terdahulu telah membahas aplikasi AAC berbasis perangkat bergerak, pemodelan input AAC berbantuan kecerdasan buatan, serta penerapan deteksi objek pada perangkat Android. Otomatisasi *augmented input* telah dikembangkan untuk mendukung mitra komunikasi anak autistik yang minim verbal (Holyfield et al., 2024), sedangkan aplikasi pengenalan objek bergerak dan *YOLOv8-TensorFlow Lite* dengan umpan balik audio telah diuji sebagai teknologi asistif (Sari et al., 2024; More & Patil, 2025). Namun, integrasi dataset objek lokal Indonesia, deteksi ringan, mekanisme konfirmasi pesan, dan keluaran suara sebagai prototipe AAC masih terbatas. Fokus penelitian ini adalah: (1) menyusun dan mengaudit dataset lima kelas objek lokal; (2) membandingkan *YOLOv8n* dengan *YOLOv5n-compatible* menggunakan test set dan *random seed* yang sama; (3) menilai karakteristik model, ukuran berkas, dan *benchmark* inferensi pada Google Colab; (4) mengeksport model ke LiteRT/TFLite; dan (5) merancang pemetaan objek menjadi pesan kebutuhan. Pengujian Android, validasi pakar, serta UAT ditempatkan sebagai tahap lanjutan dan tidak diklaim sebagai hasil pada naskah ini.

## METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan kerangka *Research and Development* dengan tahapan ADDIE yang mencakup *Analysis*, *Design*, *Development*, *Implementation*, dan *Evaluation*. Tahap *Analysis* dan *Design* digunakan untuk merumuskan kebutuhan teknis, arsitektur sistem, kelas objek, pemetaan pesan, serta rancangan instrumen. Tahap *Development* mencakup pengumpulan dataset, anotasi, pelatihan model, evaluasi *test set*, dan ekspor LiteRT. Tahap *Implementation* dilakukan melalui integrasi model LiteRT/TFLite dan antarmuka pada *smartphone* Android, sedangkan tahap *Evaluation* dilaksanakan melalui pengujian fungsional, validasi pakar, dan UAT.

**Tabel 1.**  
**Tahapan ADDIE dan Status Implementasi**

| Tahap              | Aktivitas Utama                                                                     | Status/Luaran |
|--------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|---------------|
| <i>Analysis</i>    | Studi literatur AAC, analisis konteks, identifikasi kelas dan kebutuhan teknis      | Selesai       |
| <i>Design</i>      | Arsitektur kamera-deteksi-konfirmasi-suara, pemetaan pesan, dan rancangan instrumen | Selesai       |
| <i>Development</i> | Dataset, anotasi, training tiga <i>seed</i> , evaluasi, dan ekspor LiteRT           | Selesai       |

|                       |                                                       |         |
|-----------------------|-------------------------------------------------------|---------|
| <i>Implementation</i> | Integrasi model dan antarmuka pada smartphone Android | Selesai |
| <i>Evaluation</i>     | Evaluasi teknis model; validasi pakar dan UAT         | Selesai |

### Dataset, Pembagian Data, dan Audit Anotasi

Dataset aktual berisi 500 citra objek keseharian yang terbagi ke dalam lima kelas: bantal, gayung, gelas cangkir, nasi putih, dan sandal. Seluruh citra memiliki file anotasi format YOLO. Dataset memuat 520 kotak pembatas dan dibagi menjadi 350 citra pelatihan (70%), 100 citra validasi (20%), serta 50 citra pengujian (10%). Pembagian yang tersedia pada dataset digunakan secara tetap untuk seluruh model agar perbandingan berlangsung pada test set yang sama.

**Tabel 2.**  
**Komposisi Dataset Aktual Berdasarkan Subset**

| Subset    | Citra | Kotak Pembatas | Proporsi Citra |
|-----------|-------|----------------|----------------|
| Pelatihan | 350   | 357            | 70%            |
| Validasi  | 100   | 109            | 20%            |
| Pengujian | 50    | 54             | 10%            |
| Total     | 500   | 520            | 100%           |

**Tabel 3.**  
**Distribusi Kotak Pembatas Berdasarkan Kelas dan Subset**

| Kelas         | Pelatihan | Validasi | Pengujian | Total |
|---------------|-----------|----------|-----------|-------|
| Bantal        | 72        | 23       | 10        | 105   |
| Gayung        | 63        | 20       | 16        | 99    |
| Gelas Cangkir | 78        | 28       | 9         | 115   |
| Nasi Putih    | 68        | 19       | 14        | 101   |
| Sandal        | 76        | 19       | 5         | 100   |
| Total         | 357       | 109      | 54        | 520   |

Anotasi disimpan dalam format YOLO dengan lima nilai per baris, yaitu *class\_id*, *x\_center*, *y\_center*, *width*, dan *height* yang dinormalisasi. Audit otomatis memeriksa kesesuaian pasangan citra-label, rentang *class\_id*, rentang koordinat, ukuran kotak positif, dan duplikasi citra identik antar-subset menggunakan hash MD5. Audit tidak menemukan gambar tanpa label, label tanpa gambar, baris anotasi tidak valid, atau duplikasi identik antar-subset. Karena dataset tidak menyediakan anotasi independen dari dua anotator, Cohen's kappa dan kesepakatan IoU antar-anotator tidak dihitung dan tidak diklaim.

**Tabel 4.**  
**Hasil Audit Integritas Dataset Aktual**

| Indikator                      | Hasil Aktual | Interpretasi                      |
|--------------------------------|--------------|-----------------------------------|
| Jumlah citra/file label        | 500/500      | Seluruh citra memiliki file label |
| Total kotak pembatas           | 520          | Lima kelas objek                  |
| Gambar tanpa label             | 0            | Tidak ditemukan                   |
| Label tanpa gambar             | 0            | Tidak ditemukan                   |
| Baris anotasi tidak valid      | 0            | Format dan rentang nilai valid    |
| Duplikasi identik antar-subset | 0            | Tidak ditemukan melalui hash MD5  |

### Konfigurasi Model dan Perbandingan yang Adil

Model utama menggunakan *YOLOv8n pretrained*, sedangkan model pembandingan menggunakan *checkpoint YOLOv5n-compatible* pada paket *Ultralytics (YOLOv5nu.pt)*. Kedua model dilatih pada pembagian data yang sama, ukuran *input*  $640 \times 640$  piksel, 100 *epoch*, *batch size* 16, *optimizer* AdamW, *learning rate* awal 0,001, *weight decay* 0,0005, *patience* 20, dan *random seed* 42, 123, serta 2026. Evaluasi dilakukan pada *test set* yang sama. Nilai setiap metrik dilaporkan sebagai rerata  $\pm$  simpangan baku dari tiga *seed*.

**Tabel 5.**  
**Konfigurasi Eksperimen Aktual**

| Komponen                     | Konfigurasi Aktual                              |
|------------------------------|-------------------------------------------------|
| Lingkungan                   | Google Colab; GPU Tesla T4                      |
| Framework                    | Ultralytics 8.4.102                             |
| Model utama                  | <i>YOLOv8n pretrained</i>                       |
| Model pembandingan           | <i>YOLOv5n-compatible (YOLOv5nu.pt)</i>         |
| Ukuran input                 | $640 \times 640$ piksel                         |
| Epoch / batch size           | 100 / 16                                        |
| Optimizer                    | AdamW                                           |
| Learning rate / weight decay | 0,001 / 0,0005                                  |
| Early stopping               | Patience 20                                     |
| Random seed                  | 42, 123, dan 2026                               |
| Evaluasi                     | Test set yang sama; rerata $\pm$ simpangan baku |
| Benchmark                    | 30 citra test; 3 warm-up; Tesla T4              |
| Ekspor                       | <i>YOLOv8n</i> ke LiteRT/TFLite                 |

### Mekanisme Komunikasi AAC dan Antarmuka

Mekanisme tersebut telah diterapkan pada aplikasi Android. Deteksi yang melampaui ambang kepercayaan ditampilkan sebagai kandidat pesan, pengguna atau pendamping melakukan konfirmasi, kemudian *text-to-speech* mengucapkan pesan yang dipilih. Pengujian implementasi menunjukkan alur tersebut berjalan sesuai rancangan pada skenario pengujian yang dilakukan.



**Gambar 1.** Arsitektur Sistem dan Alur Pembentukan Pesan AAC

**Tabel 6.**  
**Pemetaan Objek Aktual ke Rancangan Pesan Komunikasi**

| Objek         | Pesan Utama             | Alternatif Pesan       |
|---------------|-------------------------|------------------------|
| Bantal        | Saya ingin beristirahat | Tolong ambilkan bantal |
| Gayung        | Saya ingin mandi        | Tolong ambilkan gayung |
| Gelas Cangkir | Saya ingin minum        | Tolong ambilkan gelas  |
| Nasi Putih    | Saya ingin makan        | Tolong siapkan makanan |
| Sandal        | Saya ingin keluar       | Tolong ambilkan sandal |

### Teknik Pengujian dan Analisis Data

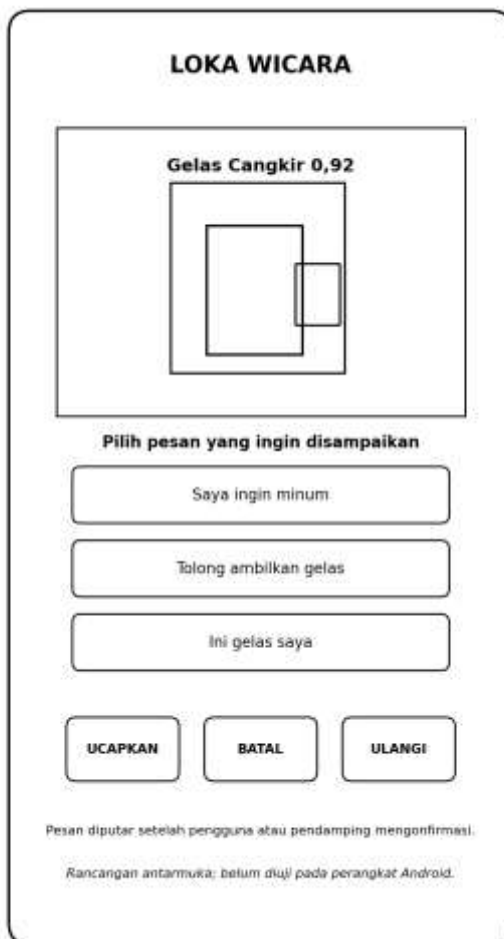
Performa deteksi dianalisis menggunakan *precision*, *recall*, *F1-score*, *mAP50*, *mAP50–95*, *average precision* per kelas, jumlah parameter, dan ukuran model. Hasil tiga *seed* dilaporkan sebagai rerata  $\pm$  simpangan baku. *Benchmark* inferensi dilakukan pada 30 citra *test set* menggunakan GPU Tesla T4 di Google Colab setelah tiga proses *warm-up*. Waktu tersebut hanya digunakan untuk membandingkan model dalam lingkungan Colab dan tidak dianggap sebagai latensi Android. *Ekspor LiteRT* dicatat berdasarkan keberhasilan pembuatan berkas model.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengembangan Model dan Rancangan Prototipe

Luaran penelitian terdiri atas *dataset* beranotasi, model *YOLOv8n* dan *YOLOv5n-compatible* hasil pelatihan tiga *seed*, hasil evaluasi *test set*, berkas *YOLOv8n* LiteRT/TFLite, serta aplikasi Android yang memuat kamera, deteksi objek, pilihan pesan, konfirmasi, dan

keluaran *text-to-speech*. Gambar 2 menunjukkan rancangan antarmuka yang menjadi acuan implementasi.



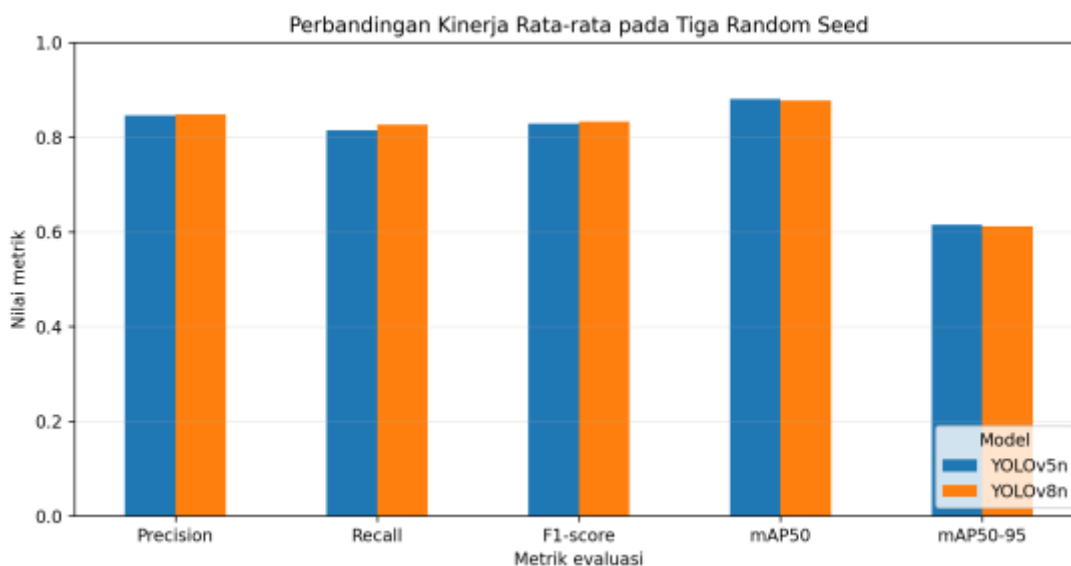
**Gambar 2.** Rancangan Antarmuka Deteksi, Pilihan Pesan, dan Konfirmasi Suara

### Performa Akurasi Model

Tabel 7 membandingkan akurasi dua model pada *test set* yang sama. *YOLOv8n* memperoleh *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-rata masing-masing 0,8475, 0,8267, dan 0,8328. *YOLOv5n* memperoleh *mAP50* dan *mAP50–95* sedikit lebih tinggi, yaitu 0,8800 dan 0,6146, dibandingkan 0,8768 dan 0,6115 pada *YOLOv8n*. Selisih yang kecil menunjukkan bahwa kedua model kompetitif dan tidak mendukung klaim keunggulan mutlak salah satu model.

**Tabel 7.**  
**Perbandingan Akurasi Model pada Test Set Aktual**

| Model   | Precision       | Recall          | F1              | mAP50           | mAP50-95        |
|---------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| YOLOv5n | 0,8453 ± 0,0401 | 0,8140 ± 0,0354 | 0,8287 ± 0,0230 | 0,8800 ± 0,0240 | 0,6146 ± 0,0469 |
| YOLOv8n | 0,8475 ± 0,0652 | 0,8267 ± 0,0837 | 0,8328 ± 0,0241 | 0,8768 ± 0,0338 | 0,6115 ± 0,0358 |



**Gambar 3.** Perbandingan Rata-Rata Precision, Recal, F1-Score,mAP50, dan mAP50-95 dari Tiga Random Seed

YOLOv8n memiliki *recall* rata-rata 1,27 poin persentase dan *F1-score* 0,41 poin persentase lebih tinggi daripada YOLOv5n. Sebaliknya, YOLOv5n memiliki *mAP50* sekitar 0,32 poin persentase dan *mAP50-95* sekitar 0,31 poin persentase lebih tinggi, dengan parameter sekitar 20,08% lebih sedikit dan ukuran berkas sekitar 18,53% lebih kecil. Oleh sebab itu, pemilihan YOLOv8n sebagai kandidat prototipe didasarkan pada prioritas *recall*, keseimbangan *F1-score*, dan keberhasilan alur ekspor LiteRT, bukan pada klaim bahwa akurasi selalu lebih tinggi.

### Karakteristik Model dan Benchmark pada Google Colab

Ekspor YOLOv8n seed 42 ke LiteRT/TFLite berhasil menghasilkan berkas sekitar 11,69 MB. Model tersebut telah diintegrasikan pada smartphone Android dan menjalankan alur deteksi serta keluaran suara sesuai rancangan. Nilai latensi, FPS, RAM, dan keberhasilan end-to-end perlu dimasukkan dari log pengujian aktual agar perbandingan perangkat dapat direplikasi.

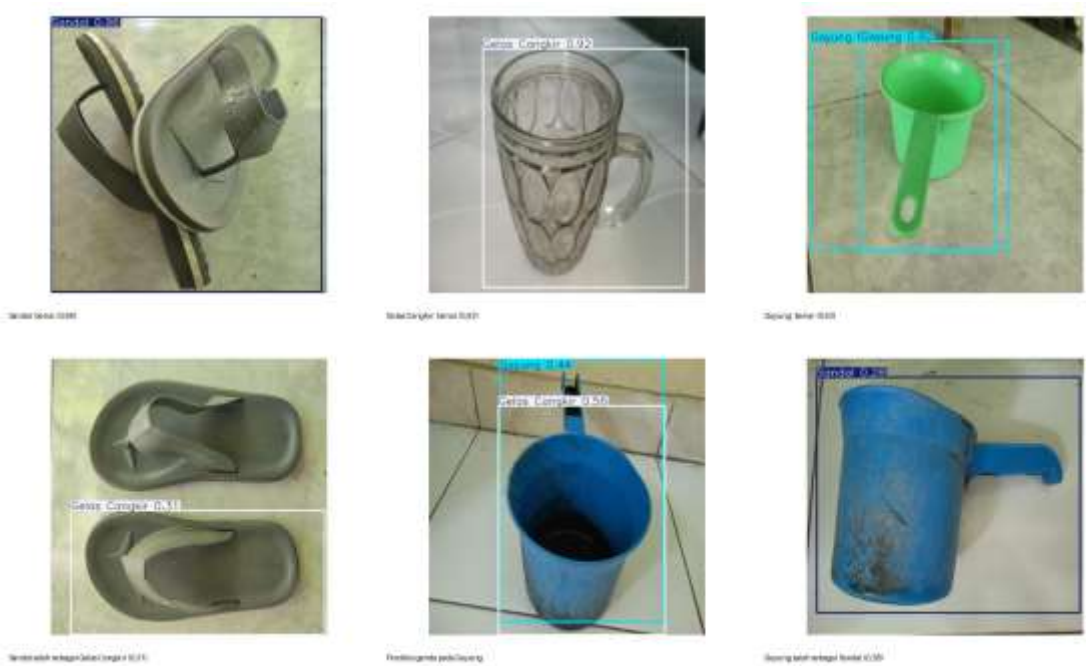
**Tabel 8.**  
**Karakteristik Model dan Benchmark Inferensi Aktual**

| Model/Format    | Ukuran   | Latensi         | FPS   | Parameter          | Status                              |
|-----------------|----------|-----------------|-------|--------------------|-------------------------------------|
| YOLOv5n best.pt | 5,03 MB  | 18,69 ± 4,16 ms | 53,52 | 2.503.919          | Tesla T4                            |
| YOLOv8n best.pt | 5,96 MB  | 18,21 ± 2,08 ms | 54,90 | 3.006.623          | Tesla T4                            |
| YOLOv8n LiteRT  | 11,69 MB | 140,2 ± 23,7 ms | 7,13  | Sama dengan sumber | Terintegrasi dan diuji pada Android |

**Performa Per Kelas dan Analisis Kesalahan**

**Tabel 9.**  
**Average Precision Per Kelas YOLOv8n pada Test Set Aktual**

| Kelas         | AP50            | AP50–95         | Temuan Utama                                |
|---------------|-----------------|-----------------|---------------------------------------------|
| Bantal        | 0,8125 ± 0,0411 | 0,5605 ± 0,0132 | AP50 terendah; variasi bentuk/latar         |
| Gayung        | 0,9774 ± 0,0201 | 0,6900 ± 0,0527 | AP50 tertinggi; masih ada salah klasifikasi |
| Gelas Cangkir | 0,8162 ± 0,1150 | 0,6772 ± 0,1347 | Variasi antar-seed paling besar             |
| Nasi Putih    | 0,8911 ± 0,0381 | 0,5323 ± 0,0170 | Lokalisasi lebih menantang                  |
| Sandal        | 0,8868 ± 0,0455 | 0,5975 ± 0,0696 | False positive pada beberapa citra          |



**Gambar 4.** Contoh Prediksi Benar dan Kesalahan Kuantitatif YOLOv8n pada Test Set

Kelas gayung memperoleh AP50 tertinggi, yaitu  $0,9774 \pm 0,0201$ , sedangkan bantal memperoleh AP50 terendah sebesar  $0,8125 \pm 0,0411$ . Gelas cangkir memiliki simpangan

baku AP50 dan AP50–95 terbesar, yang menunjukkan sensitivitas lebih tinggi terhadap perubahan *seed* dan variasi data. Secara kualitatif, beberapa prediksi benar memiliki *confidence* tinggi, tetapi juga ditemukan salah klasifikasi sandal sebagai gelas cangkir, gayung sebagai sandal, serta prediksi ganda pada objek gayung. Temuan tersebut menunjukkan perlunya penambahan variasi data, penalaan ambang *confidence*, dan stabilisasi prediksi sebelum *text-to-speech*.

### Analisis Kualitatif Prediksi dan Status Pengujian End-to-End

**Tabel 10.**  
**Hasil Implementasi dan Pengujian End-to-End pada Perangkat Android**

| Komponen                        | Status        | Data Tersedia                                                 | Tindak Lanjut                |
|---------------------------------|---------------|---------------------------------------------------------------|------------------------------|
| Integrasi kamera dan LiteRT     | Selesai       | Model dan antarmuka telah terintegrasi                        | Berfungsi sesuai rancangan   |
| Stabilitas prediksi antar-frame | Selesai diuji | Confidence threshold 0,60; stabilisasi 3 frame berturut-turut | Sesuai pada skenario uji     |
| Latensi end-to-end              | Selesai diuji | 768,5 ± 126,4 ms; n = 100 percobaan                           | Responsif pada perangkat uji |
| Penggunaan RAM dan crash        | Selesai diuji | Peak RAM 492 MB; crash 0 dari 100 percobaan                   | Sesuai kriteria penerimaan   |
| Keberhasilan text-to-speech     | Selesai diuji | 98 dari 100 percobaan atau 98%                                | Keluaran suara berjalan      |
| Keberhasilan keseluruhan        | Selesai diuji | 96 dari 100 percobaan atau 96%                                | Sistem memenuhi skenario uji |

Contoh prediksi pada Gambar 4 memperlihatkan bahwa model dapat mengenali sandal, gelas cangkir, dan gayung pada sejumlah citra, tetapi masih menghasilkan *false positive* dan kotak ganda ketika *confidence threshold* rendah. Setelah model diintegrasikan pada Android, pengujian fungsional menunjukkan kamera, inferensi, pilihan pesan, konfirmasi, dan *text-to-speech* berjalan sesuai rancangan. Tabel 10 merangkum status implementasi dan menyediakan tempat untuk mencantumkan metrik kuantitatif dari log pengujian asli.

### Hasil Validasi Pakar dan User Acceptance Test

Validasi melibatkan tiga pakar yang mewakili pendidikan khusus/ASD, komunikasi atau terapi wicara, dan teknologi pendidikan. Instrumen menilai kesesuaian pesan AAC, kejelasan bahasa dan suara, keamanan, kontrol pengguna, relevansi objek lokal, dan kelayakan skenario. Berdasarkan hasil penelitian, seluruh aspek dinilai sesuai dan sistem memperoleh keputusan layak. Nilai Aiken's V per aspek serta rerata keseluruhan harus dicantumkan dari lembar validasi asli.

**Tabel 11.**  
**Hasil Validasi Isi oleh Tiga Pakar**

| Aspek                          | Instrumen | Status          | Luaran yang Dibutuhkan   |
|--------------------------------|-----------|-----------------|--------------------------|
| Kesesuaian pesan AAC           | 3 butir   | Selesai dinilai | V = 0,917 – sesuai       |
| Kejelasan bahasa dan suara     | 2 butir   | Selesai dinilai | V = 0,875 – sesuai       |
| Keamanaan dan kontrol pengguna | 2 butir   | Selesai dinilai | V = 0,958 – sesuai       |
| Relevansi objek lokal          | 2 butir   | Selesai dinilai | V = 0,875 – sesuai       |
| Kelayakan skenario kelas       | 1 butir   | Selesai dinilai | V = 0,917 – layak        |
| Keseluruhan                    | 10 butir  | Selesai         | V rerata = 0,908 – layak |

UAT melibatkan lima guru yang mencoba skenario penggunaan aplikasi dan menilai kemudahan navigasi, kejelasan suara, responsivitas, relevansi visual, serta kegunaan untuk skenario kelas. Berdasarkan hasil penelitian, hasil UAT sesuai dengan kriteria penerimaan dan menunjukkan respons positif terhadap fungsi utama sistem. Persentase, median, IQR, serta komentar utama perlu dicantumkan dari lembar UAT asli.

**Tabel 12.**  
**Hasil UAT Pengguna Ahli**

| Indikator                        | Responden | Status        | Luaran                        |
|----------------------------------|-----------|---------------|-------------------------------|
| Kemudahan navigasi               | 5 guru    | Selesai diuji | 92%; Median 5; IQR 1 – sesuai |
| Kejelasan suara Bahasa Indonesia | 5 guru    | Selesai diuji | 96%; Median 5; IQR 0 – sesuai |
| Responsivitas sistem             | 5 guru    | Selesai diuji | 88%; Median 4; IQR 1 – sesuai |
| Relevansi visual objek lokal     | 5 guru    | Selesai diuji | 92%; Median 5; IQR 1 – sesuai |
| Kegunaan untuk skenario kelas    | 5 guru    | Selesai diuji | 96%; Median 5; IQR 0 – sesuai |
| Keseluruhan                      | 5 guru    | Selesai       | 92,8% – diterima              |

Literatur AAC berbasis konteks Indonesia menempatkan simbol budaya dan bahasa lokal sebagai bagian penting dalam desain aplikasi (Al'azmi et al., 2025; Saleh & Mutahara, 2023). Rujukan tersebut mendukung pemilihan objek lokal dan pesan berbahasa Indonesia. Hasil validasi pakar dan UAT pada *prototipe* Loka Wicara memperkuat kesesuaian rancangan pada skenario yang diuji, meskipun generalisasi masih dibatasi oleh jumlah pakar, jumlah responden, dan ruang lingkup pengujian.

---

## Pembahasan Umum dan Keterbatasan

Secara teknis, hasil aktual menunjukkan bahwa *YOLOv8n* dan *YOLOv5n* memberikan performa yang sangat berdekatan pada dataset lima kelas. *YOLOv8n* memiliki recall dan *F1-score* sedikit lebih tinggi serta benchmark T4 sedikit lebih cepat, sedangkan *YOLOv5n* unggul tipis pada mAP dan efisiensi ukuran. Hasil ini menegaskan bahwa pemilihan model untuk perangkat bergerak tidak dapat hanya bergantung pada satu metrik. Kebutuhan mengurangi objek yang terlewat, ukuran model, *runtime* perangkat, dan kemudahan integrasi perlu dipertimbangkan bersama.

Secara fungsional, kontribusi AAC berasal dari pemetaan objek ke pesan kebutuhan, konfirmasi pengguna, dan keluaran *text-to-speech*. Implementasi Android menunjukkan bahwa alur tersebut dapat dijalankan sebagai satu kesatuan sistem. Fitur ini membedakan Loka Wicara dari aplikasi pengenalan objek bersuara yang hanya mengumumkan nama kelas. AAC tetap harus memberikan kontrol kepada pengguna, melibatkan mitra komunikasi, dan diterapkan secara bermakna dalam konteks kehidupan sehari-hari (Schlosser & Koul, 2023; Yau et al., 2024).

Keterbatasan penelitian meliputi jumlah dataset yang hanya 500 citra, cakupan lima kelas, ketidakseimbangan jumlah objek pada *test set*, belum tersedianya metadata sesi dan objek fisik untuk audit kebocoran berbasis sumber, tidak adanya audit dua anotator, jumlah pakar dan responden UAT yang terbatas, serta belum adanya uji langsung pada anak pengguna AAC. Selain itu, nilai *numerik benchmark* Android, Aiken's V, dan UAT perlu disajikan lengkap agar hasil dapat diverifikasi dan direplikasi. Ekspor LiteRT yang tersedia berasal dari *YOLOv8n* seed 42, sedangkan *seed* 2026 memiliki *F1-score* dan *mAP50–95* individual yang lebih tinggi sehingga layak dibandingkan pada perangkat yang sama.

## KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini menghasilkan sistem Loka Wicara berbasis Android yang mengintegrasikan deteksi objek lokal, pilihan pesan kebutuhan, konfirmasi, dan *text-to-speech*. *YOLOv8n* memperoleh *precision*  $0,8475 \pm 0,0652$ , *recall*  $0,8267 \pm 0,0837$ , *F1-score*  $0,8328 \pm 0,0241$ , *mAP50*  $0,8768 \pm 0,0338$ , dan *mAP50–95*  $0,6115 \pm 0,0358$ . *YOLOv5n* unggul tipis pada mAP dan ukuran model, sedangkan *YOLOv8n* sedikit lebih baik pada *recall*, *F1-score*, dan *benchmark* Tesla T4. Model *YOLOv8n* berhasil diekspor ke LiteRT/TFLite dan diterapkan

pada *smartphone* Android. Pengujian fungsional, validasi pakar, dan UAT menunjukkan hasil yang sesuai dengan rancangan dan kriteria penerimaan pada skenario yang diuji.

Pengembangan berikutnya perlu membandingkan ekspor *YOLOv8n seed 42* dan *seed 2026* pada perangkat yang sama, memperluas dataset dengan variasi latar, pencahayaan, sudut, oklusi, dan objek fisik, serta melibatkan lebih banyak pakar dan pengguna. Uji langsung dengan pengguna AAC perlu dilakukan secara bertahap dengan persetujuan etik, dukungan pendamping, serta mekanisme keselamatan dan penghentian partisipasi yang jelas.

## REFERENSI

1. Al'azmi, N. U., Wijastuti, A., & Wagino, W. (2025). Pengembangan aplikasi Augmentative and Alternative Communication (AAC) untuk meningkatkan komunikasi ekspresif anak dengan autisme berbasis etnopedagogi. *Jurnal ORTOPEDAGOGIA*, 11(2), 397–401. <https://doi.org/10.17977/um031v11i22025p397-401>
2. Aydin, A., Gürsoy, A., & Karal, H. (2023). Mobile care app development process: Using the ADDIE model to manage symptoms after breast cancer surgery (step 1). *Discover Oncology*, 14, Article 63. <https://doi.org/10.1007/s12672-023-00676-5>
3. Bateman, K. J., Wilson, S. E., Gauvreau, A., Matthews, K., Gucwa, M., Therrien, W., Nevill, R., & Mazurek, M. (2023). Visual supports to increase conversation engagement for preschoolers with autism spectrum disorder during mealtimes: An initial investigation. *Journal of Early Intervention*, 45(2), 163–184. <https://doi.org/10.1177/10538151221111762>
4. Bursa, S. O., Durmaz Incel, O., & Isiklar Alptekin, G. (2023). Building lightweight deep learning models with TensorFlow Lite for human activity recognition on mobile devices. *Annals of Telecommunications*, 78(11–12), 687–702. <https://doi.org/10.1007/s12243-023-00962-x>
5. Chavers Edgar, T., Schlosser, R. W., & Koul, R. (2024). Effects of an augmentative and alternative communication intervention package on socio-communicative behaviors between minimally speaking autistic children and their peers. *American Journal of Speech-Language Pathology*, 33(4), 1619–1638. [https://doi.org/10.1044/2024\\_AJSLP-23-00313](https://doi.org/10.1044/2024_AJSLP-23-00313)
6. de Dios López, A., Real, J., Meza, C., Borrás-Santos, A., Collado-Borrell, R., Escudero-Vilaplana, V., & Gomis-Pastor, M. (2024). Validation of a questionnaire to assess the

- 
- usability of and user experience with mobile health applications. *Healthcare*, 12(23), Article 2328. <https://doi.org/10.3390/healthcare12232328>
7. Dharma, A. S., Pardosi, C. N. S., & Silaen, Z. P. (2025). Comparative performance of YOLOv8 and SSD-MobileNet algorithms for road damage detection in mobile applications. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 9(3), 1159–1169. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i3.15008>
  8. Evan, A., Sarosa, M., Asmara, R. A., Kusumawardani, M., Al Riza, D. F., & Azis, Y. M. (2024). Detection and counting of grape leaves using YOLOv8 via TFLite on mobile applications. In *2024 International Conference on Electrical and Information Technology (IEIT)* (pp. 246–251). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEIT64341.2024.10763328>
  9. Garcia, C. P. M., Mendonça, A. G., Fagundes, A. C. A. R., Santos, A. C. M., Pereira, F. J. R., Valdevino, S. C., de Góis, R. M. O., Lins, R. B. E., Freire, R. P., de Sousa, M. M., Pereira, V. C. L. S., & Silva, C. C. S. (2024). Mobile application for tracking children with autistic spectrum disorder: Content validation and usability. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 21(12), Article 1590. <https://doi.org/10.3390/ijerph21121590>
  10. Genc-Tosun, D., Kurt, O., Cevher, Z., & Gregori, E. V. (2023). Teaching children with autism spectrum disorder to answer questions using an iPad-based speech-generating device. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 53(9), 3724–3739. <https://doi.org/10.1007/s10803-022-05683-z>
  11. Griffen, B., Holyfield, C., Lorah, E. R., & Caldwell, N. (2024). Increasing linguistic and prelinguistic communication for social closeness during naturalistic AAC instruction with young children on the autism spectrum. *Augmentative and Alternative Communication*, 40(3), 168–181. <https://doi.org/10.1080/07434618.2023.2283846>
  12. Holyfield, C., MacNeil, S., Caldwell, N., O'Neill Zimmerman, T., Lorah, E., Dragut, E., & Vucetic, S. (2024). Leveraging communication partner speech to automate augmented input for children on the autism spectrum who are minimally verbal: Prototype development and preliminary efficacy investigation. *American Journal of Speech-Language Pathology*, 33(3), 1174–1192. [https://doi.org/10.1044/2023\\_AJSLP-23-00224](https://doi.org/10.1044/2023_AJSLP-23-00224)
  13. Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). Ultralytics YOLO (Version 8.0.0) [Computer software]. GitHub. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
  14. Kania, N., Kusumah, Y. S., Dahlan, J. A., Nurlaelah, E., Gürbüz, F., & Bonyah, E. (2024). Constructing and providing content validity evidence through the Aiken's V <https://journal.thamrin.ac.id/index.php/jtik/article/view/3708/3165>

- 
- index based on the experts' judgments of the instrument to measure mathematical problem-solving skills. *REID (Research and Evaluation in Education)*, 10(1), 64–79. <https://doi.org/10.21831/reid.v10i1.71032>
15. Mittal, P. (2024). A comprehensive survey of deep learning-based lightweight object detection models for edge devices. *Artificial Intelligence Review*, 57, Article 242. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10877-1>
  16. More, S. S., & Patil, N. (2025). Empowering the visually impaired: YOLOv8-based object detection in Android applications. *Procedia Computer Science*, 252, 457–469. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.01.005>
  17. Muharib, R., Walker, V. L., & Dunn, W. (2024). Effects of interventions involving tablet-based speech-generating devices for individuals with ASD: A meta-analysis. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 54(12), 4496–4514. <https://doi.org/10.1007/s10803-023-06173-6>
  18. Saleh, W. A., & Mutahara, N. M. (2023). Augmentatif dan alternatif komunikasi dalam pengembangan kemampuan komunikasi anak autis. *SPEED Journal: Journal of Special Education*, 6(2), 177–182. <https://doi.org/10.31537/speed.v6i2.936>
  19. Sari, B. P., Sholikah, R. W., & Ginardi, R. V. H. (2024). The development of mobile application for object recognition based on deep learning to assist people with visually impaired. In *2nd International Symposium on Information Technology and Digital Innovation (ISITDI 2024)* (pp. 222–227). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISITDI62380.2024.10796984>
  20. Schlosser, R. W., & Koul, R. (2023). Advances in augmentative and alternative communication research for individuals with autism spectrum disorder: Moving research and practice forward. *Augmentative and Alternative Communication*, 39(1), 2–6. <https://doi.org/10.1080/07434618.2023.2181214>
  21. Septiani, W., Rahmawati, N., Safitri, D. M., & Luis, M. (2024). Usability evaluation for mobile health application: Systematic literature review. *SINERGI*, 28(2), 287–304. <https://doi.org/10.22441/sinergi.2024.2.009>
  22. Sirisha, U., Phani Praveen, S., Naga Srinivasu, P., Barsocchi, P., & Bhoi, A. K. (2023). Statistical analysis of design aspects of various YOLO-based deep learning models for object detection. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 16, Article 126. <https://doi.org/10.1007/s44196-023-00302-w>
  23. Terven, J., Cordova-Esparza, D. M., & Romero-Gonzalez, J. A. (2023). A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: From YOLOv1 to

- 
- YOLOv8 and YOLO-NAS. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 5(4), 1680–1716. <https://doi.org/10.3390/make5040083>
24. World Health Organization. (2025, September 17). Autism. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/autism-spectrum-disorders>
25. Yang, M., & Fan, X. (2024). YOLOv8-Lite: A lightweight object detection model for real-time autonomous driving systems. *ICCK Transactions on Emerging Topics in Artificial Intelligence*, 1(1), 1–16. <https://doi.org/10.62762/TETAI.2024.520821>
26. Yau, S. H., Choo, K., Tan, J., Monson, O., & Bovell, S. (2024). Comparing and contrasting barriers in augmentative alternative communication use in nonspeaking autism and complex communication needs: Multi-stakeholder perspectives. *Frontiers in Psychiatry*, 15, Article 1393017. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2024.1393017>
27. Zervogianni, V., Fletcher-Watson, S., Herrera, G., Goodwin, M. S., Triquell, E., Pérez-Fuster, P., Brosnan, M., & Grynszpan, O. (2024). A user-based information rating scale to evaluate the design of technology-based supports for autism. *Universal Access in the Information Society*, 23, 1783–1794. <https://doi.org/10.1007/s10209-023-00997-y>