

PENGUNAAN TEKNOLOGI PENGENALAN GAMBAR UNTUK DETEKSI PENYANDANG DISABILITAS DAN EFISIENSI ENERGI DALAM RUANG MODULAR *HARMONY IN SPACE*

**Sandra Melisa, Muhammad Zakaria, Muhammad Roihan Fuady,
M. Davi Fadilla Ilham, Eli Safitri, Irma Novrianty Nasution**

Teknik Sipil, Universitas Negeri Medan

Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kecamatan Percut Sei Tuan,

Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara, Indonesia 20221

sandramelisa@mhs.unimed.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi objek berbasis Roboflow yang efektif dalam mendeteksi penyandang disabilitas dalam lingkungan modular. Latar belakang penelitian ini berfokus pada pentingnya meningkatkan aksesibilitas bagi penyandang disabilitas di lingkungan modular dan mengoptimalkan efisiensi energi. Pendekatan ini mengintegrasikan teknologi pengenalan gambar untuk secara otomatis mendeteksi keberadaan penyandang disabilitas dan mengaktifkan fasilitas yang sesuai, serta mengoptimalkan penggunaan energi dengan sensor yang terhubung ke panel surya. Dataset yang digunakan terdiri dari foto-foto penyandang disabilitas yang diakses secara publik. Model dilatih menggunakan Roboflow 3.0 dengan arsitektur dan pelatihan dari MS COCO. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ini sangat akurat dengan mAP 99,5%, precision 99,6%, dan recall 100,0%. Selama fase pelatihan, train/box_loss menurun dari 1,4 ke 0,4, train/cls_loss dari 2,5 ke bawah 0,5, dan train/dfl_loss dari 1,6 menjadi 1,0, menunjukkan peningkatan dalam akurasi deteksi dan klasifikasi objek. Validasi juga menunjukkan penurunan val/box_loss dari 2,0 ke bawah 0,5 dan val/cls_loss dari 4,0 ke bawah 1,0. Implementasi teknologi ini dapat membuat lingkungan modular lebih mudah diakses dan efisien dalam penggunaan energi.

Kata kunci : *Deteksi Objek, Pengenalan Gambar, Ruang Modular, Penyandang Disabilitas*

1. PENDAHULUAN

Penciptaan lingkungan modular yang dapat diakses oleh penyandang disabilitas kini terutama difokuskan pada penerapan teknologi pengenalan gambar. [1] menawarkan perspektif komprehensif tentang penggunaan pembelajaran mesin dalam penelitian perilaku untuk gangguan spektrum autisme. Sistem pengenalan gambar digunakan untuk menentukan ada atau tidaknya penyandang disabilitas di area modular. Dengan deteksi yang akurat, sistem kemudian mengaktifkan atau menonaktifkan berbagai fasilitas sesuai kebutuhan individu.

Selain mendeteksi disabilitas, teknologi pengenalan gambar diterapkan di ruang modular dengan tujuan efisiensi energi. Ruang modular dapat secara otomatis mengaktifkan atau menonaktifkan fasilitas yang bergantung pada energi, seperti lampu dan peralatan listrik yang tidak penting, berdasarkan kehadiran individu atau tingkat pencahayaan alami yang cukup berkat integrasi sensor pengenalan gambar dengan panel surya. Dengan menggunakan lebih sedikit energi, hal ini tidak hanya meningkatkan kenyamanan penghuni tetapi juga mendorong perilaku ramah lingkungan.

Panduan signifikan untuk kemajuan sistem pengenalan gambar yang dapat mengenali keterbatasan dan mengelola fasilitas dalam lingkungan modular[1]. Dengan menggabungkan teknologi ini, ruang modular dapat menjadi lebih mudah diakses oleh penyandang disabilitas, memberikan mereka

lingkungan yang lebih menyenangkan dan mendukung untuk menjalani kehidupan sehari-hari. Selain itu, pengembangan ruang modular yang ramah lingkungan dan berkelanjutan memerlukan penggunaan energi yang efektif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Ruang Modular

Modularitas merupakan komponen yang mandiri, berstandarisasi, dan mudah dipertukarkan untuk memenuhi fungsi yang diinginkan[2]. Modular adalah suatu konsep yang terdiri dari bagian-bagian yang bisa dirangkai atau disusun sesuai dengan kebutuhan pemakai sehingga dapat memudahkan penataan dan menyesuaikan kebutuhan. Modular adalah bangun di mana setiap elemen fungsional produk diimplementasikan oleh satu modul, dan di mana ada beberapa interaksi yang terintegrasi dengan baik antara modul [3]. Modularitas sangat baik karena mempunyai sifat fleksibilitas, mudah dalam pemeliharaan, memiliki kemampuan ekstensibilitas sekaligus skalabilitas.

Ruang modular adalah konsep yang digunakan untuk menggambarkan sistem atau struktur yang terdiri dari unit-unit atau modul-modul yang dapat berdiri sendiri dan dapat diatur ulang atau digabungkan sesuai kebutuhan[4]. Dalam konteks arsitektur dan desain interior, ruang modular merujuk pada area atau ruang yang dirancang dengan elemen-elemen modular yang memungkinkan fleksibilitas

dalam penataan dan penggunaan ruang tersebut. Secara lebih rinci, ruang modular memiliki karakteristik kemandirian, standarisasi, fleksibilitas, ekstensibilitas, dan skalabilitas. Setiap modul atau unit dalam ruang modular bisa berfungsi secara mandiri, tanpa bergantung pada modul lain, sehingga memungkinkan berbagai konfigurasi dan penggunaan. Modul-modul tersebut biasanya distandarisasi dalam ukuran dan bentuk, sehingga mudah untuk diproduksi dan dipertukarkan. Karena modul-modul ini dapat disusun dan diatur ulang dengan mudah, ruang modular dapat disesuaikan dengan berbagai kebutuhan dan fungsi yang berubah-ubah. Selain itu, ruang modular dapat diperluas atau dikurangi sesuai kebutuhan, tanpa mengganggu fungsi keseluruhan ruang. Ini berarti ruang dapat ditingkatkan (diperbesar) atau disederhanakan (diperkecil) dengan menambah atau mengurangi modul. Keunggulan lain dari ruang modular adalah mudah dalam pemeliharaan, karena setiap modul dapat diganti atau diperbaiki tanpa mempengaruhi modul lain[2]. Dengan menggunakan modul-modul yang terstandarisasi, pemeliharaan dan perbaikan dapat dilakukan dengan lebih mudah dan cepat.

2.2. Image Processing

Pemrosesan gambar mengacu pada metode dan teknik yang digunakan untuk memanipulasi data gambar untuk mengekstrak informasi khusus untuk objek yang diamati. Proses ini diterapkan secara individual untuk setiap elemen gambar, atau piksel. Melalui pemrosesan gambar, detail seperti warna dapat dianalisis untuk menentukan keberadaan objek dan mendeteksi gerakan di dalam gambar[5]. Pemrosesan gambar dalam gambar digital melayani berbagai tujuan, seperti memastikan keaslian gambar dengan mengurangi atau menghilangkan noise, sehingga mencapai kualitas visual yang diinginkan penting untuk tahap selanjutnya dalam analisis gambar.

2.3. Object Detection

Deteksi Objek, dalam ranah Detektor Visi Komputer, berdiri sebagai bidang minat yang signifikan. Bidang ini mencakup penggunaan teknologi komputer dalam kaitannya dengan visi komputer dan pemrosesan gambar untuk tujuan mengidentifikasi objek dalam gambar digital, yang mungkin melibatkan aspek-aspek seperti pengenalan warna dan bentuk dalam gambar. Deteksi objek dapat dikategorikan secara luas menjadi dua bagian utama: deteksi lunak dan deteksi keras[6]. Deteksi lunak melibatkan identifikasi sederhana suatu objek, sementara deteksi keras melangkah lebih jauh dengan tidak hanya mendeteksi objek tetapi juga menentukan lokasi tepatnya di dalam gambar. Pemanfaatan deteksi objek sangat penting dalam proses mengekstraksi informasi berharga dari gambar, membantu dalam tugas-tugas seperti pelabelan dan mengkategorikannya secara efektif [7]

2.4. Roboflow

Roboflow melibatkan penciptaan layanan komputer yang berfokus pada memajukan proyek kecerdasan buatan. Salah satu langkah awal dalam proses ini adalah memanfaatkan visi proyek untuk menguraikan tujuan dan fungsinya. Ini biasanya dicapai dengan memulai prosedur mengunggah data yang relevan ke platform Roboflow, di mana data kemudian disusun dan diatur untuk meningkatkan model keseluruhan. Melalui platform ini, sistem dapat secara otomatis memeriksa dan menafsirkan gambar, memfasilitasi proses pembuatan kotak pembatas dan menerapkan label dan anotasi pada gambar. Integrasi mulus ini merampingkan alur kerja, membuatnya lebih efisien dan efektif. Setiap objek dalam gambar diberi label dengan cermat sesuai kebutuhan, memastikan bahwa data direpresentasikan secara akurat. Data berlabel dengan cermat ini berfungsi sebagai input untuk melatih model, yang merupakan langkah penting dalam proses pengembangan. Setelah model sepenuhnya dilatih, model dapat digunakan untuk mengamati dan mengevaluasi hasil deteksi yang dihasilkan oleh model terlatih [8]



Gambar 1. Alur Kerja Roboflow

2.5. Deteksi Disabilitas Fisik

Teknologi pengenalan gambar memainkan peran penting dalam deteksi disabilitas fisik. Artificial Intelligence atau Kecerdasan Buatan adalah salah satu bidang ilmu komputer yang mempelajari kecerdasan manusia buatan yang mampu memecahkan masalah [9]. Dengan memanfaatkan algoritma canggih dan kemampuan analisis gambar, teknologi ini dapat mengidentifikasi berbagai kondisi fisik yang memerlukan perhatian medis atau rehabilitasi. Misalnya, analisis gambar dapat digunakan untuk mendeteksi kelainan postur, gangguan gerakan, dan asimetri tubuh yang mungkin menunjukkan adanya disabilitas fisik.

2.6. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah alat yang sering digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi. Matriks ini mencakup True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN)[10]. Metrik-metrik ini membantu dalam memahami di mana model membuat kesalahan dan seberapa serius kesalahan tersebut.

2.7. Precision

Precision adalah rasio prediksi positif yang benar terhadap keseluruhan prediksi positif [11]. Precision tinggi berarti bahwa dari semua prediksi positif, sebagian besar benar.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

2.8. Recall

Recall adalah rasio prediksi positif yang benar terhadap keseluruhan data yang benar-benar positif [12]. Recall tinggi berarti model mampu mendeteksi sebagian besar contoh positif.

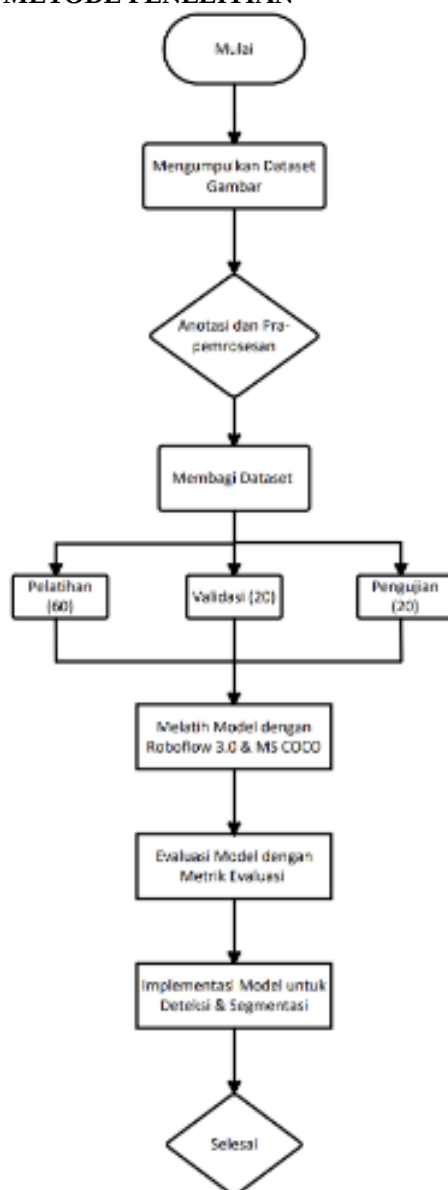
$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

2.9. F1-Score

F1-Score adalah rata-rata harmonis dari Precision dan Recall [13]. Ini memberikan keseimbangan antara kedua metrik dan berguna ketika kita membutuhkan keseimbangan antara presisi dan kemampuan mendeteksi.

$$F1 - \text{Score} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. flowchart Pembuatan Model

Untuk pengenalan gambar, terdapat beberapa tahapan penting yang perlu dijelaskan dalam

implementasi sistem. Berikut adalah metode atau tahapan yang umumnya ada dalam pengenalan gambar:

3.1. Pengumpulan Data

Untuk melatih dan menguji model, kumpulan data foto harus dikumpulkan pada langkah ini. Kumpulan data tersedia dari sejumlah sumber, termasuk koleksi internal dan publik.

3.2. Preprocessing Data

Sebelum data yang dikumpulkan digunakan untuk melatih model, data tersebut harus diproses. Preprocessing memerlukan tindakan seperti menskalakan foto, menormalkan intensitas piksel, dan menambahkan label atau anotasi pada gambar untuk tugas seperti segmentasi atau klasifikasi

3.3. Segmentasi Objek

Dalam konteks tugas segmentasi, langkah ini memerlukan penempatan dan pemisahan item-item terpisah dalam gambar. Biasanya, hal ini memerlukan penggunaan strategi seperti Mask R-CNN atau U-Net untuk memisahkan latar depan dari latar belakang.

3.4. Ekstraksi Fitur

Mengambil representasi numerik dari suatu gambar yang menangkap fitur visualnya adalah langkah pertama dalam proses ekstraksi fitur. Untuk membedakan beberapa kategori item selama fase klasifikasi atau deteksi, properti ini sangat penting.

3.5. Pelatihan Model

Pada tahap pelatihan, model pengenalan gambar dilatih menggunakan dataset yang telah diproses. Kumpulan data pelatihan dimasukkan ke dalam model, dan melalui proses berulang yang disesuaikan dengan algoritme yang digunakan, performa model ditingkatkan

3.6. Validasi dan Evaluasi

Performa model dinilai menggunakan kumpulan data validasi yang berbeda setelah pelatihan. Kapasitas model untuk mengidentifikasi atau mengenali objek dievaluasi menggunakan metrik termasuk akurasi, presisi, perolehan, skor F1, dan matriks kebingungan

3.7. Implementasi dan Pengujian

Model dapat dipraktikkan apabila hasil penilaian menunjukkan cukup baik. Untuk memastikan model dapat berfungsi dengan baik pada data baru, pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.8. Optimisasi dan Pemeliharaan

Fase ini memerlukan pemeliharaan rutin untuk menjamin efektivitas model dalam jangka panjang serta upaya untuk mengoptimalkan kinerja model dengan menyesuaikan parameter, pendekatan, atau desain. Perangkat keras yang digunakan untuk

implementasi sistem mencakup komponen-komponen berikut.

Tabel 1. Spesifikasi Perangkat Keras

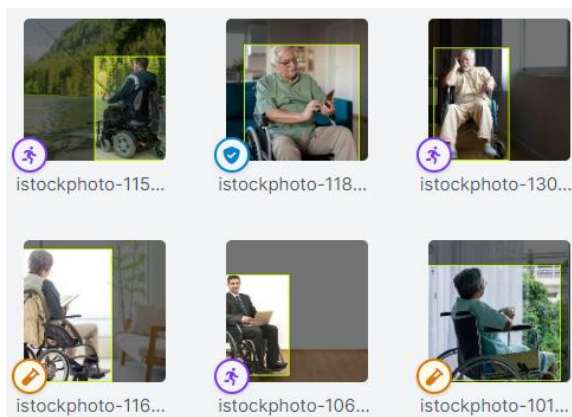
No	Perangkat Keras	Spesifikasi
1	Processor	Intel Core I5
2	Memory	8 GB
3	Hardisk SSD	512 GB

Perangkat lunak yang digunakan untuk konstruksi dan pelaksanaan sistem diuraikan di bawah ini.

Tabel 2. Perangkat Lunak Yang Digunakan

No	Perangkat Lunak	Kegunaan
1	Google Colab	menjalankan, dan menguji pengembangan model
2	Roboflow	Pengembang dalam mengelola dan mengoptimalkan dataset, serta mempercepat siklus pengembangan model visualkomputer.

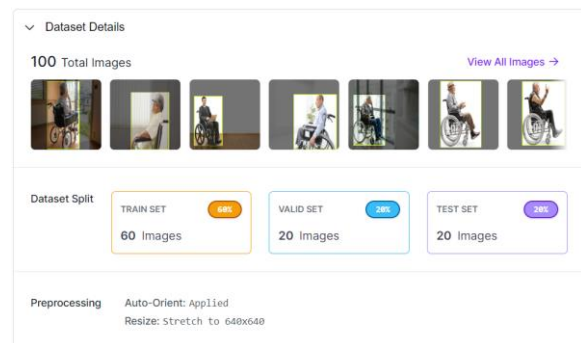
- 1) Pertama-tama, penting untuk menyusun kumpulan data yang terdiri dari foto-foto yang menggambarkan individu penyandang disabilitas yang bersumber dari Google. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat diakses secara terbuka oleh publik.



Gambar 2. Contoh Dataset Penyandang Disabilitas

- 2) Dalam proses mempersiapkan data untuk segmentasi instance objek, sangat penting untuk melakukan langkah-langkah pra-pemrosesan yang melibatkan penyertaan anotasi atau label gambar bersama dengan mask objek. Langkah penting ini memastikan bahwa algoritma dilatih secara efektif pada data dan dapat secara akurat mengidentifikasi dan mengelompokkan objek dalam gambar. Selanjutnya, dalam representasi visual yang disediakan pada gambar 2, distribusi gambar untuk pelatihan data, validasi, dan pengujian digambarkan, dengan total 60 gambar dialokasikan untuk pelatihan, 20 gambar untuk validasi, dan 20 gambar lainnya untuk tujuan pengujian. Distribusi gambar yang seimbang di seluruh kumpulan data yang berbeda ini sangat penting untuk

mengevaluasi kinerja model dan kemampuan generalisasi secara akurat.



Gambar 3 Dataset Detail

- 3) Pelatihan model menggunakan arsitektur yang sudah disediakan oleh Roboflow 3.0 dan menggunakan pelatihan public yang sudah ada sebelumnya yaitu MS COCO.
- 4) Evaluasi model melibatkan penilaian berbagai parameter yang bertujuan menguji keakuratan model serta tingkat kepercayaan yang ditunjukkannya dalam mengklasifikasikan data baru[14]. Setelah fase pelatihan, kinerja model dapat diukur dengan memasukkannya ke dataset yang belum pernah ditemui sebelumnya, yang biasa disebut sebagai set pengujian. Selama proses evaluasi, berbagai metrik evaluasi dapat digunakan, termasuk tetapi tidak terbatas pada *Confusion Matrix*, *Results*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, untuk memberikan analisis komprehensif tentang kemandirian model dalam menangani data yang tidak terlihat. Metrik ini memainkan peran penting dalam menentukan kinerja model secara keseluruhan dan kemampuannya untuk menggeneralisasi dengan baik ke instans baru, sehingga menawarkan wawasan berharga tentang kemampuan prediktif dan efektivitas operasionalnya.
- 5) Setelah model mencapai tahap akhir pengembangan dan dianggap cocok untuk aplikasi praktis, ini memungkinkan pelaksanaan tugas deteksi dan segmentasi objek pada gambar yang menggambarkan penyandang disabilitas melalui pemanfaatan kemampuan model. Dalam bidang deteksi objek, model menunjukkan kemampuan untuk menghasilkan kotak pembatas yang secara akurat menggambarkan lokasi objek yang tepat di dalam gambar, memfasilitasi pemahaman yang jelas tentang posisi spasialnya. Sebaliknya, dalam hal segmentasi contoh, model mahir menghasilkan mask yang secara efektif menyoroti dan membatasi area spesifik yang ditempati oleh objek dalam gambar, menawarkan representasi visual terperinci dari objek tersegmentasi untuk analisis dan interpretasi lebih lanjut.

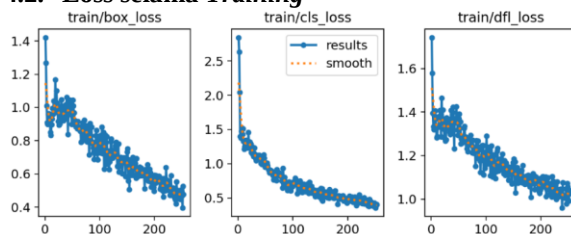
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kami melakukan sesi pelatihan untuk model deteksi objek yang menggunakan Roboflow dengan kelas objek tunggal. Hasil sesi pelatihan untuk model khusus ini telah diwakili secara visual melalui serangkaian grafik yang menggambarkan berbagai indikator kinerja dan metrik kerugian yang diamati selama fase pelatihan dan validasi. Representasi visual ini menawarkan wawasan berharga tentang perkembangan dan efektivitas model dalam mengidentifikasi dan melokalisasi objek secara akurat dalam kelas yang ditentukan.

4.1. Persiapan Data

Dataset yang digunakan terdiri dari foto-foto penyandang disabilitas yang diperoleh dari Google. Data ini diolah dan diberi anotasi untuk memastikan bahwa model dapat belajar dengan baik dari data tersebut.

4.2. Loss selama Training

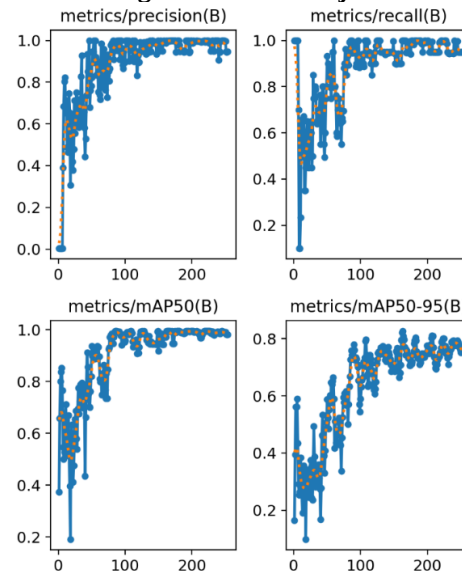


Gambar 4. Loss Selama Proses Train

Grafik menggambarkan *train/box_loss*, yang menunjukkan penurunan yang konsisten dari sekitar 1,4 ke nilai yang dekat dengan 0,4 setelah lebih dari 200 iterasi. Tren khusus ini menunjukkan peningkatan kemampuan model dalam menghitung secara akurat kotak pembatas yang mencakup objek yang diidentifikasi. Grafik berikutnya menunjukkan *train/cls_loss*, yang juga mengalami pengurangan penting dari sekitar 2,5 menjadi di bawah 0,5. Penurunan ini menunjukkan peningkatan presisi model dalam mengkategorikan objek ke dalam kelas masing-masing dengan akurasi yang meningkat. Grafik ketiga menampilkan *train/df_l_loss*, yang mengalami penurunan dari sekitar 1,6 menjadi 1,0. Penurunan ini menandakan kemajuan dalam kemahiran model dalam meramalkan distribusi titik jangkar. Representasi grafis dalam bagan memberikan wawasan berharga tentang penyempurnaan progresif kinerja model di berbagai aspek deteksi dan klasifikasi objek. Tren berkurang yang diamati dalam kerugian menggarisbawahi proses pembelajaran berulang yang dilakukan oleh model untuk meningkatkan kemampuan prediktifnya. Konvergensi nilai kerugian ini menuju ambang batas yang lebih rendah menyoroti optimasi model di area utama estimasi kotak pembatas, klasifikasi objek, dan prediksi titik jangkar. Analisis terperinci dari proses pelatihan tersebut membantu dalam mengukur kemandirian algoritma pembelajaran model dan strategi pengoptimalan selama periode pelatihan yang diperpanjang. Penggambaran grafis

berfungsi sebagai indikator visual dari lintasan pembelajaran model dan evolusi kinerja, menawarkan gambaran komprehensif tentang dinamika pelatihan dan peningkatan kemahiran selama iterasi berturut-turut.

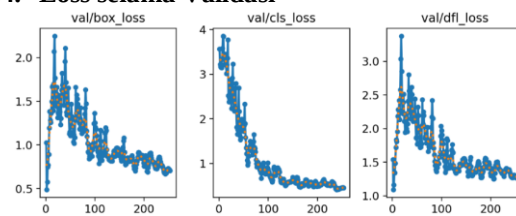
4.3. Evaluasi dengan Metrik Kinerja



Gambar 5 Metrik Kinerja Model

Pada baris berikutnya dari grafik, metrik kinerja model digambarkan dengan jelas. Grafik awal menggambarkan metrik/presisi (B), yang tetap konsisten sekitar 1,0 setelah mencapai iterasi ke-50. Pengamatan ini menyiratkan bahwa model unggul dalam presisi saat mengidentifikasi objek, menunjukkan positif palsu minimal. Grafik berikutnya menggambarkan metrik/penarikan (B), mencapai nilai mendekati 1,0, menunjukkan kemampuan luar biasa model dalam mendeteksi hampir semua contoh objek tertentu (ingatan tinggi). Ke depan, grafik ketiga dan keempat menunjukkan metrik/MAP50 (B) dan metrik/MAP50-95 (B), masing-masing mempertahankan nilai stabil mendekati 0,8. Hasil ini menunjukkan kinerja model

4.4. Loss selama Validasi



Gambar 6. Loss Selama Proses Validasi

Pada baris ketiga diagram, ada representasi kerugian yang terjadi selama prosedur validasi. Plot awal menggambarkan *val/box_loss*, yang menunjukkan pengurangan dari sekitar 2,0 menjadi angka di bawah 0,5, menandakan peningkatan akurasi pembatasan kotak selama fase validasi. Sejalan dengan itu, plot berikutnya menunjukkan *val/cls_loss*, yang

melihat penurunan dari sekitar 4,0 menjadi di bawah 1,0, menunjukkan bahwa model membuat kemajuan dalam klasifikasi selama validasi. Selanjutnya, grafik ketiga menampilkan val/df_l_loss, yang melihat penurunan dari sekitar 3,0 menjadi 1,0, menunjukkan peningkatan dalam meramalkan distribusi titik jangkar selama validasi. Singkatnya, hasil yang diperoleh dari tahap pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model deteksi objek yang dilatih menggunakan Roboflow menunjukkan kemajuan penting dalam kinerja, ditandai dengan penurunan nilai kerugian dan metrik kinerja yang terpuji seperti *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (mAP). Hasil evaluasi akhir dari model deteksi objek yang dilatih menggunakan Roboflow 3.0 Object Detection (Fast). Model ini diuji pada checkpoint COCO dan menghasilkan metrik kinerja yang sangat tinggi. **mean Average Precision (mAP)** dari model ini mencapai 99.5%, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek secara akurat. **Precision** model ini adalah 99.6%, yang berarti bahwa hampir semua deteksi yang dilakukan oleh model adalah benar (sangat sedikit false positives). Selain itu, **Recall** model mencapai 100.0%, menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi semua instance dari objek yang ada (tidak ada false negatives). Secara keseluruhan, metrik kinerja ini mengindikasikan bahwa model deteksi objek yang dilatih menggunakan Roboflow sangat efisien dan akurat dalam mendeteksi objek pada dataset yang digunakan.

Berikut ini adalah tabel yang menampilkan metrik evaluasi utama dari hasil pelatihan dan validasi model.

Tabel 3. Metrik Evaluasi Utama

Metrik	Value
Precision	99.6%
Recall	100.0%
F1-Score	99.8%
mAP	99.5%

Tabel 4. Skenario Pengujian

Skenario Pengujian	Precision	Recall	F1-Score	mAP
Gambar diambil dalam kondisi terang	99.5%	100.0%	99.7%	99.4%
Gambar diambil dalam kondisi gelap	98.7%	99.2%	98.9%	98.5%
Gambar dengan latar belakang sederhana	99.8%	100.0%	99.9%	99.7%
Gambar dengan latar belakang rumit	98.9%	99.5%	99.2%	98.8%
Gambar dengan berbagai sudut pandang	99.3%	99.8%	99.5%	99.2%

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Model untuk deteksi objek menggunakan Roboflow, dengan fokus khusus pada satu kategori objek. Pendekatan ini menyebabkan pengurangan substansial dalam train/box_loss, menurun dari sekitar 1,4 menjadi 0,4, train/cls_loss dari 2,5 menjadi di bawah 0,5, dan train/df_l_loss dari 1,6 menjadi 1,0 selama periode pelatihan. Perubahan ini menandakan peningkatan bertahap dalam ketepatan deteksi dan kategorisasi objek. Pemeriksaan indikator kinerja mengungkapkan tingkat presisi yang konsisten di dekat 1,0, tingkat penarikan mendekati 1,0, bersama dengan mAP50 dan MAP50-95 tetap stabil di sekitar 0,8, menunjukkan kinerja yang kuat di berbagai ambang batas Intersection over Union (IOU). Sepanjang fase validasi, ada penurunan penting dalam val/box_loss dari sekitar 2,0 ke di bawah 0,5, val/cls_loss dari 4,0 ke di bawah 1,0, dan val/df_l_loss dari 3,0 menjadi 1,0, menunjukkan kemajuan substansial dalam akurasi deteksi. Pengujian di pos pemeriksaan COCO menunjukkan mAP 99,5%, presisi 99,6%, dan daya ingat 100,0%, menegaskan efisiensi dan akurasi model yang tinggi dalam mengidentifikasi objek dalam kumpulan data yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Thabtah, "Machine learning in autistic spectrum disorder behavioral research: A review and ways forward," *Inform Health Soc Care*, vol. 44, no. 3, pp. 278–297, Jul. 2019, doi: 10.1080/17538157.2017.1399132.
- [2] M. S. Alfaatihah, M. D. Permanasari, A. G. Sudrajat, A. Kurniatillah, M. H. Shavira, and D. K. Afiff, "Modular Vertical Garden Sebagai Solusi Praktis Urban Gardening Institut Teknologi Nasional," *Jurnal Rekayasa Hijau*, vol. 5, no. 3, pp. 207–217, Mar. 2022, doi: 10.26760/jrh.v5i3.207-217.
- [3] A. Andrianto, "PERANCANGAN RAK SEPATU DENGAN SISTEM MODULAR UNTUK MENUNJANG FASILITAS PENYIMPANAN DI RUANG TERBATAS," *Waca Cipta Ruang*, vol. 8, no. 1, pp. 1–5, May 2022, doi: 10.34010/wcr.v8i1.6487.
- [4] A. Hayati, N. Sofiyati, and D. L. Kartika, "Teori Titik Tetap untuk Tipe Kannan yang Diperumum dalam Ruang b-Metrik Modular Lengkap," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 2, Aug. 2023, doi: 10.34312/jjom.v5i2.20571.
- [5] S. Saputra, A. Yudhana, and R. Umar, "Implementation of Naïve Bayes for Fish Freshness Identification Based on Image Processing," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 3, pp. 412–420, Jun. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i3.4062.
- [6] "EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection", [Online]. Available: <https://github.com/google/>

- [7] Y. Obi, K. S. Claudio, V. M. Budiman, S. Achmad, and A. Kurniawan, "Sign language recognition system for communicating to people with disabilities," *Procedia Comput Sci*, vol. 216, pp. 13–20, 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.106.
- [8] D. I. Mulyana and R. Ferdiansyah Putra, "Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 8, no. 1, 2024, doi: 10.35870/jti.
- [9] Y. Obi, K. S. Claudio, V. M. Budiman, S. Achmad, and A. Kurniawan, "Sign language recognition system for communicating to people with disabilities," *Procedia Comput Sci*, vol. 216, pp. 13–20, 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.12.106.
- [10] E. Helmud, E. Helmud, F. Fitriyani, and P. Romadiana, "Classification Comparison Performance of Supervised Machine Learning Random Forest and Decision Tree Algorithms Using Confusion Matrix," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 13, no. 1, pp. 92–97, Feb. 2024, doi: 10.32736/sisfokom.v13i1.1985.
- [11] M. A. Amirrudin, A. H. M. Din, N. A. Zulkifli, M. A. C. Amat, and M. H. Hamden, "Assessment of the accuracy and precision of myrtknet real-time services," *J Teknol*, vol. 83, no. 1, pp. 93–103, Jan. 2020, doi: 10.11113/jurnalteknologi.v83.13892.
- [12] A. F. Sadeli and I. I. Lawanda, "Recall, Precision, and F-Measure for Evaluating Information Retrieval System in Electronic Document Management Systems (EDMS)," *Khazanah al-Hikmah : Jurnal Ilmu Perpustakaan, Informasi, dan Kearsipan*, vol. 11, no. 2, pp. 231–241, Nov. 2023, doi: 10.24252/kah.v11i2a8.
- [13] H. R. Alhakiem and E. B. Setiawan, "Aspect-Basled Sentiment Analysis on Twitter Using Logistic Regression with FastText Feature Expansion," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 5, pp. 840–846, Nov. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i5.4429.
- [14] M. Resa Arif Yudianto and H. Al Fatta, "ANALISIS PENGARUH TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI CITRA WAYANG DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK".