

Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma *You Only Look Once* (YOLOv8) Dan *Single Shot Detector* (SSD) dalam Pengenalan Nominal Uang Kertas

Julia Ulfah¹, Munirul Ula², Fajriana³, Nurdin⁴

^{1,2,3,4} Program Studi Magister Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh
Jl. Batam, Kampus Bukit Indah - Lhokseumawe, Aceh, Telepon 0645-44450

Informasi Artikel

Diterima : 24 Juli 2025
Revisi : 01 Oktober 2025
Publikasi : 31 Desember 2025

Kata Kunci:

Algoritma YOLO
Algoritma SSD
MS Visual Studio
Python
Uang Kertas

ABSTRAK

Meningkatnya kemajuan teknologi dalam bidang pengenalan citra dalam mendeteksi objek pada sistem pengenalan uang kertas berbasis komputer menjadi lebih mudah dan efektif. Penelitian bertujuan mengidentifikasi uang kertas berdasarkan nominalnya secara otomatis, diharapkan bermanfaat untuk meminimalisir kesalahan manual dari manusia (seperti contohnya kurang konsentrasi, kelelahan, dan lain-lain), dapat digunakan pada mesin ATM, dan pada sistem pembayaran otomatis. Penelitian ini membandingkan tingkat akurasi dan melihat berapa persen keberhasilan hasil deteksi antara algoritma YOLO dan algoritma SSD dalam mendeteksi atau mengenal nominal uang kertas. Model YOLO bekerja dengan membagi gambar menjadi grid dan melakukan prediksi bounding box serta kelas objek dalam satu langkah sehingga menghasilkan deteksi yang cepat dan konsisten. Sementara itu model SSD bekerja menggunakan pendekatan multi-skala dengan memanfaatkan feature map dari beberapa tingkat untuk menghasilkan prediksi. Parameter yang digunakan berupa 7 jenis kelas uang kertas yaitu kelas uang Rp.1000, Rp.2000, Rp.5000, Rp.10.000, Rp.20.000, Rp.50.000 dan Rp.100.000, dataset yang digunakan sebanyak 353 dataset kemudian diambil 3 gambar dataset dari masing-masing kelas untuk diujicoba. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini perbandingannya sangat signifikan, yaitu didapatkan hasil bahwa tingkat keberhasilan/akurasi menggunakan algoritma YOLO adalah 100 % pada kondisi cahaya normal dan kondisi cahaya redup, sedangkan menggunakan algoritma SSD didapatkan hasil 87,2 % pada kondisi cahaya normal dan 91,4 % pada kondisi cahaya redup.

ABSTRACT

The advancement of technology in the field of image recognition has significantly facilitated and improved the effectiveness of object detection in computer-based banknote recognition systems. This study aims to automatically identify banknotes based on their denominations, with the objective of minimizing human errors—such as lack of concentration, fatigue, and other factors—and enabling its application in ATMs and automated payment systems. This research compares the accuracy levels and detection success rates between the YOLO and SSD algorithms in recognizing the denominations of banknotes. The YOLO model operates by dividing the image into grids and predicting bounding boxes along with object classes in a single step, resulting in fast and consistent detection. In contrast, the SSD model employs a multi-scale approach by utilizing feature maps from multiple levels to generate predictions. The parameters used in this study include 7 classes of Indonesian banknotes: Rp1,000, Rp2,000, Rp5,000, Rp10,000, Rp20,000, Rp50,000, and Rp100,000. A total of 353 images were used in the dataset, and three images from each class were selected for testing purposes. The results of the study indicate a significant performance difference. The YOLO algorithm achieved a 100% accuracy rate under both normal and low-light conditions, while the SSD algorithm achieved an accuracy rate of 87.2% under normal lighting and 91.4% under low-light conditions.



***Penulis Koresponden**

Email: julia.jluf@gmail.com

Cara sitasi IEEE::

J. Ulfah, M. Ula, F. Fajriana, N. Nurdin, "Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma You Only Look Once (YOLOv8) Dan Single Shot Detector (SSD) dalam Pengenalan Nominal Uang Kertas," *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, vol. 5, no. 4, p. 1465-1477, Desember 2025. doi: 10.30811/jaise.v5i4.7471

1. PENDAHULUAN

Mengenal atau mendeteksi nilai nominal uang kertas adalah mudah dilakukan bagi mata yang sehat dan normal. Mata manusia merupakan bagian tubuh dari manusia yang berperan sangat penting untuk melihat dan sangat sensitif dan rentan kesehatannya terhadap penyakit [1]. Uang merupakan alat tukar yang sah yang digunakan dalam transaksi jual beli barang maupun jasa [2]. Meningkatnya kemajuan teknologi dalam bidang pengenalan citra dalam mendeteksi objek membuat pengembangan sistem pengenalan uang kertas berbasis komputer menjadi lebih mungkin dan efektif. Hal ini memungkinkan untuk mengembangkan aplikasi yang dapat membedakan dan mengidentifikasi uang kertas berdasarkan nominalnya secara otomatis. Sistem ini memberi manfaat diantaranya meminimalisir kesalahan manual dari manusia (kurang konsentrasi, kelelahan), memberikan kemudahan dalam proses transaksi, terutama dalam situasi di mana individu atau mesin harus mengidentifikasi nilai uang secara cepat dan akurat, seperti di kasir supermarket, mesin ATM, atau dalam sistem pembayaran otomatis, dan dapat mencegah penipuan dengan memastikan bahwa uang yang digunakan adalah asli dan memiliki nilai yang sesuai dengan nominalnya [3].

Deep learning telah banyak diterapkan karena meningkatkan efektivitas dan efisiensi, termasuk dalam deteksi objek seperti uang kertas rupiah, namun, pengenalan objek secara otomatis masih menjadi tantangan utama dalam pengembangan perangkat lunak (Anwar, 2022). Metode *deep learning* digunakan agar prototipe validator yang dikembangkan dapat memiliki tingkat akurasi tinggi dalam mendeteksi apakah uang masih layak edar atau sudah usang [4]. Pengimplementasian *deep learning* pada aplikasi pendeteksi uang kertas rupiah dapat membantu penyandang *low vision* [5].

Machine learning salah satu metode dalam kecerdasan buatan, meniru perilaku manusia untuk mengotomatisasi proses atau menyelesaikan berbagai permasalahan secara efisien [6]. Penerapan *Machine Learning* dalam Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) merupakan salah satu terobosan dalam ilmu pengetahuan, khususnya di bidang komputer yang memungkinkan mengolah banyak data dan mempelajari berbagai pola dalam data sehingga dapat dibuat prediksi di masa yang akan datang. Salah satu bagian *machine learning* yang paling banyak digunakan adalah *deep learning* [5].

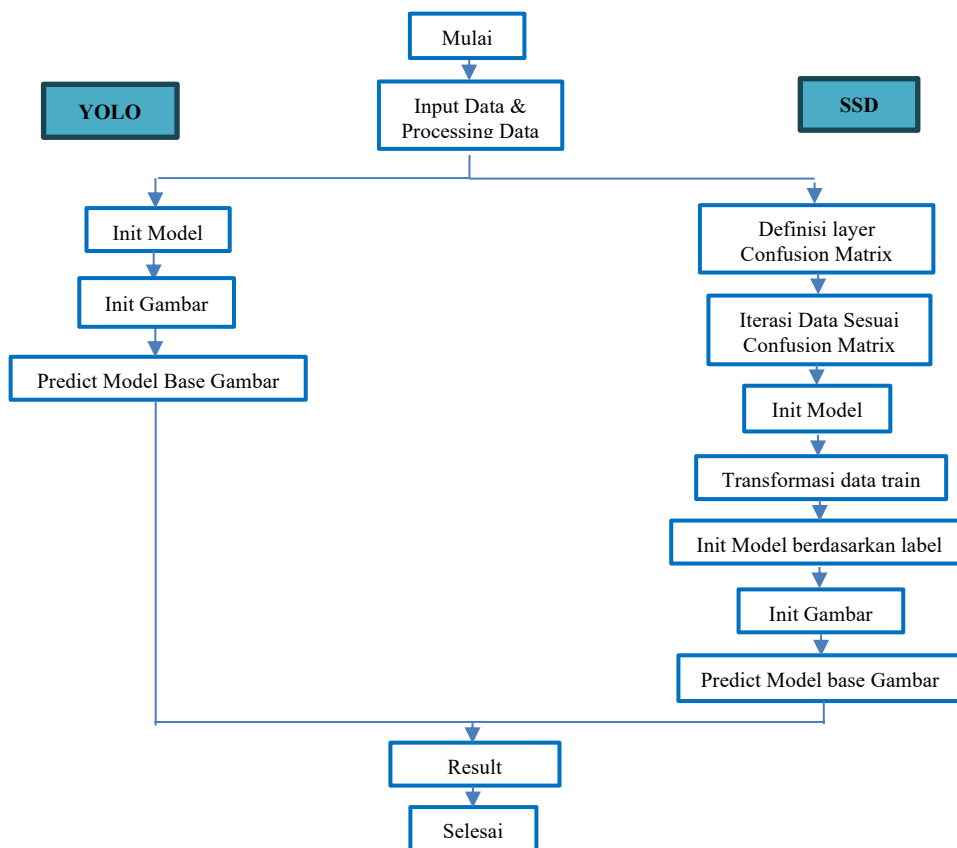
Citra merupakan hasil yang dihasilkan oleh suatu sistem dalam proses pengambilan data [7]. Pengolahan citra berkaitan dengan disiplin ilmu yang mengubah citra sebagai input menjadi citra sebagai output [8]. Deteksi objek merupakan suatu kegiatan dengan tujuan untuk memahami klasifikasi lokasi objek dan estimasi konsep pada sebuah gambar [9]. Deteksi objek dalam pengolahan citra adalah suatu proses yang digunakan untuk mendeteksi dan menentukan keberadaan objek tertentu di dalam sebuah citra digital. Proses deteksi dilakukan dengan berbagai macam cara dan metode untuk membaca fitur-fitur yang ada dari seluruh objek pada citra yang ada sebagai input data. Fitur-fitur tersebut kemudian dibandingkan dengan fitur dari objek referensi yang telah ada sebelumnya. Hasil perbandingan antara fitur input dan fitur referensi kemudian digunakan untuk menentukan hasil yang sesuai yaitu apakah objek yang terdeteksi dapat menjadi sebagai *template* yang dimaksud atau tidak. Sistem pendeteksian objek diharapkan mampu menemukan objek di dunia nyata dengan memanfaatkan model objek yang telah diketahui sebelumnya. Terdapat banyak metode atau algoritma yang digunakan dalam deteksi objek diantaranya menggunakan Algoritma Naïve Bayes, *Support Vector Machine* (SVN), CNN, *Template Matching*, YOLO, *Single Shot Detector* (SSD) dan lainnya. Masing-masing algoritma tersebut mempunyai keunggulan dan kelemahannya tersendiri [10]. Penelitian ini bermanfaat bagi pengguna tuna netra atau pengguna yang mengalami masalah dengan penglihatan mata untuk lebih mudah

mengenali objek nominal uang sehingga memudahkan mereka untuk beraktifitas dalam kehidupan sehari-hari. Penelitian ini juga ingin mengetahui hasil perbandingan metode / algoritma mana yang kinerjanya dan keakuratan hasilnya lebih bagus/akurat dalam hal mengenali nominal uang kertas yang selanjutnya dapat diimplementasikan nantinya menjadi sebuah alat ataupun menjadi sebuah penerapan bagian aplikasi lainnya.

2. METODE

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *You Only Look Once* (YOLO) dan metode *Single Shot Detector* (SSD). YOLO adalah metode deteksi objek yang didasarkan pada Convolutional Neural Network (CNN) [11]. Proses konvolusi dilakukan di setiap jaringan melalui lapisan convolutional [12]. Metode YOLO merupakan salah satu model algoritma yang memproses gambar yang memakai jaringan saraf konvolusi untuk mengklasifikasikan objek dan kemudian mendeteksi objek yang terdapat dalam sebuah gambar secara *real-time* [13]. Kemampuan generalisasinya yang baik membuatnya efektif pada berbagai dataset dan situasi, serta mendukung tugas tambahan seperti segmentasi objek untuk meningkatkan fleksibilitas [14].

Metode SSD adalah suatu metode yang dipergunakan untuk mengidentifikasi atau mendeteksi objek didalam gambar dan memiliki kecepatan pendeteksian yang sangat baik [15]. Metode ini sering digunakan untuk mendeteksi dan mengenali sebuah objek pada gambar atau citra. metode SSD juga merupakan bagian algoritma *deep learning* yang bekerja berdasarkan pendekatan pada *feed-forward convolutional network* yang mendiskritisasi ruang output dari kotak pembatas menjadi satu set kotak standar dalam berbagai rasio dan skala aspek per lokasi peta fitur kemudian menerapkan fitur bounding boxes untuk memperkirakan lokasi objek yang dideteksi [16]. SSD juga menggunakan multiple feature maps dengan berbagai resolusi guna meningkatkan akurasi prediksi [17]. Berikut flowchart YOLO dan SSD, ditunjukkan oleh gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Metode YOLO dan SSD

Dataset

Dataset yang digunakan berupa gambar uang kertas Seribu Rupiah, Dua Ribu Rupiah, Lima Ribu Rupiah, Sepuluh Ribu Rupiah, Dua Puluh Ribu Rupiah, Lima Puluh Ribu Rupiah dan Seratus Ribu Rupiah, gambar diambil dalam kondisi terang dan redup. Uang kertas adalah alat pembayaran yang sah, yang memiliki gambar serta cap tertentu sebagai ciri khasnya[18]. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah - +353 gambar dengan format .jpg. Dataset diambil menggunakan kamera dengan jarak pengambilan dataset

adalah 40 cm dari kamera, tingkat kecerahan /ISO yang digunakan sebesar 200, shutter yang digunakan adalah 1/250 dan F sebesar 4.0. Contoh gambar dataset dapat dilihat pada gambar 2 dan 3 berikut :



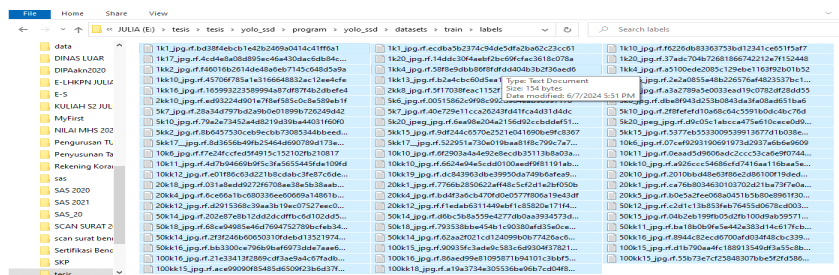
Gambar 2. Gambar Uang dalam kondisi Normal



Gambar 3. Gambar Uang dalam kondisi Redup

Labelimg

Setelah proses pengambilan dataset, gambar-gambar tersebut berlanjut ke proses bernama Labeling. Proses ini perlu dilakukan untuk melabel setiap subjek sehingga model training dapat mengetahui subjek yang diprediksi. Contoh dataset yang sudah proses labeling dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Dataset yang sudah dilabeling

Deteksi Model (You Only Look Once) YOLO

Dataset gambar uang kertas yang sudah diberi label kemudian dilatih menggunakan model/metode YOLO. Model ini belajar mengenali pola dan fitur spesifik yang terdapat pada uang kertas seperti warna, pola, teks, gambar dan elemen unik lainnya yang khas pada uang kertas.

- Inisialisasi Metode YOLO

Inisialisasi program YOLO dengan memasukkan *sourcecode* YOLO kedalam Microsoft visual studio code, *library* Yolo yang akan dipakai adalah *library ultralytics* untuk memakai model Yolo yang sudah dilatih, dapat dilihat pada gambar 5 berikut :

```
app = Flask(__name__, static_url_path="/static")
```

Gambar 5. Init Yolo

- Metode YOLO

Selanjutnya mendefinisikan metode/model YOLO kedalam program menggunakan bahasa python, dapat dilihat pada gambar 6 berikut :

```
model = YOLO("runs/detect/train/weights/best.pt")
```

Gambar 6. YOLO Model

Deteksi Model (Single Shot Detector) SSD

Pada metode SSD ini sedikit berbeda dengan YOLO, pada metode SSD menggunakan jaringan saraf konvolusi untuk deteksi objek dan melakukan deteksi dengan menggunakan beberapa skala *anchor boxes* pada *layer-layer* yang berbeda dalam jaringan. Seperti YOLO, metode SSD juga dilatih dengan dataset berlabel. Setelah dilakukan pelabelan dataset kemudian proses pengenalan model SSD.

- Inisialisasi Model SSD

library SSD yang akan dipakai adalah *pytorch*, untuk memakai model SSD yang sudah dilatih, dapat dilihat pada gambar 7 berikut :

```
model_ssd = SSD(num_classes=len(label_map))
model_ssd.load_state_dict(torch.load("./ssd_model.pth"))
model_ssd.eval()
```

Gambar 7. Init Yolo

- Metode SSD

Selanjutnya mendefinisikan metode/model SSD, dapat dilihat pada gambar 8 berikut :

```
class SSD(nn.Module):
    def __init__(self, num_classes):
        super(SSD, self).__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(3, 64, kernel_size=3, padding=1)
        self.conv2 = nn.Conv2d(64, 128, kernel_size=3, padding=1)
        self.fc = nn.Linear(300 * 300 * 128, num_classes)

    def forward(self, x):
        x = self.conv1(x)
        x = nn.ReLU()(x)
        x = self.conv2(x)
        x = nn.ReLU()(x)
        x = x.view(x.size(0), -1)
        x = self.fc(x)
        return x
```

Gambar 8. SSD Model

Evaluasi Kinerja

Untuk mengevaluasi suatu algoritma pembelajaran digunakan *confusion matrix*. Menguji hasil dan menghitung hasil performa sistem untuk menghitung akurasi dapat dilakukan dengan beberapa metode untuk mengevaluasi kinerja sistem diantaranya yaitu: *recall*, presisi, *F1 score*, *Intersection over Union*, *mean Average Precision*, dan Akurasi [19]. Metode yang telah dilatih dievaluasi menggunakan data pengujian dengan menerapkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score [20]. Dalam penelitian ini akan dihitung dan dicari akurasi dan berapa persentase keberhasilan sistem dalam mendeteksi nominal uang kertas, maka digunakan rumus akurasi, *Level Accuracy* adalah level kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Perhitungan nilai akurasi dapat ditulis sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (1)$$

Keterangan :

TP = *True Positive* adalah jumlah data relevan yang secara benar diklasifikasikan sebagai kecocokan oleh sistem.

TN = *True Negatif* adalah jumlah data tidak relevan yang diklasifikasikan sebagai tidak cocok dengan benar oleh sistem.

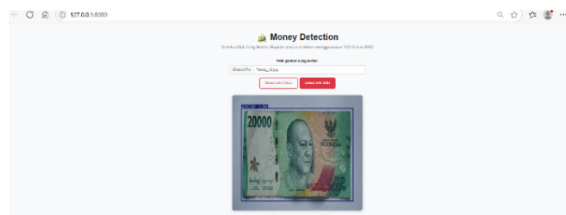
FP = *False Positive* adalah jumlah data yang tidak relevan, namun diklasifikasikan sebagai kecocokan oleh sistem

FN = *False Negative* adalah jumlah data relevan, namun tidak diklasifikasikan sebagai kecocokan data oleh sistem [21]

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengujian Sistem

Dalam penelitian ini digunakan parameter (kelas) berupa gambar uang kertas Seribu Rupiah, Dua Ribu Rupiah, Lima Ribu Rupiah, Sepuluh Ribu Rupiah, Dua Puluh Ribu Rupiah, Lima Puluh Ribu Rupiah dan Seratus Ribu Rupiah. Dari total 353 gambar diambil masing-masing 3 gambar per-kelasnya untuk di tes/ujicoba, sehingga menghasilkan 21 gambar yang diuji dengan kondisi gambar pencahayaan normal/terang dan 21 gambar dengan kondisi pencahayaan cahaya redup/agak terang. Gambar 9 berikut adalah contoh saat ujicoba sistem.







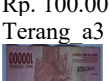


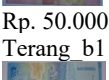



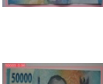





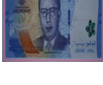






Gambar 9. Ujicoba pada system

1) Kondisi Cahaya Terang / Normal

Pengujian pada kondisi cahaya Terang / normal ini adalah pengambilan dataset dalam keadaan terang secara normal pada umumnya, tidak gelap/redup, tidak tertutup dengan benda lainnya. Hasil yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 1 berikut :

Tabel 1. Hasil Pengujian Cahaya Normal / Terang

| NO | Nominal Uang dan Gambar Asli | Hasil Deteksi YOLO | | | Hasil Deteksi SSD | | |
|----|--|---|---------------|---------|--|---------------|-----------------|
| | | Label | Hasil Deteksi | Akurasi | Label | Hasil Deteksi | Akurasi |
| 1 | Rp. 100.000 Terang a1  |  | 100.000 | Akurat |  | 10.000 | Tidak Akurat |
| 2 | Rp. 100.000 Terang a2  |  | 100.000 | Akurat |  | 100.000 | Akurat |
| 3 | Rp. 100.000 Terang a3  |  | 100.000 | Akurat |  | 100.000 | Akurat |
| 4 | Rp. 50.000 Terang b1  |  | 50.000 | Akurat |  | 50.000 | Akurat |
| 5 | Rp. 50.000 Terang b2  |  | 50.000 | Akurat |  | 20.000 | Tidak Akurat |
| 6 | Rp. 50.000 Terang b3  |  | 50.000 | Akurat |  | 50.000 | Akurat |
| 7 | Rp. 20.000 Terang c1  |  | 20.000 | Akurat |  | 20.000 | Akurat |
| 8 | Rp. 20.000 Terang c2  |  | 20.000 | Akurat |  | 20.000 | Akurat |
| . | . | . | . | . | . | . | . |
| . | . | . | . | . | . | . | . |
| . | . | . | . | . | . | . | . |
| . | s.d gambar ke 21 | . | . | . | . | . | . |

Berikut adalah tabel hasil jumlah akurasi hasil pengujian dengan kondisi cahaya Terang/normal, ditunjukkan oleh tabel 2 berikut :

Tabel 2. Jumlah hasil akurasi percobaan YOLO dan SSD pada cahaya Terang/Normal


















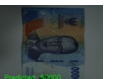



| No | Gambar | Akurasi YOLO | Akurasi SSD |
|----|-------------|--------------|--------------|
| 1 | Rp. 100.000 | | |
| | Terang a1 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Terang a2 | Akurat | Akurat |
| | Terang a3 | Akurat | Akurat |
| 2 | Rp. 50.000 | | |
| | Terang b1 | Akurat | Akurat |
| | Terang b2 | Akurat | Tidak Akurat |

| | | | |
|---|------------|--------|--------------|
| 3 | Terang_b3 | Akurat | Akurat |
| | Rp. 20.000 | | |
| | Terang_c1 | Akurat | Akurat |
| 4 | Terang_c2 | Akurat | Akurat |
| | Terang_c3 | Akurat | Akurat |
| | Rp. 10.000 | | |
| | Terang_d1 | Akurat | Akurat |
| 5 | Terang_d2 | Akurat | Akurat |
| | Terang_d3 | Akurat | Akurat |
| | Rp. 5.000 | | |
| | Terang_e1 | Akurat | Tidak Akurat |
| 6 | Terang_e2 | Akurat | Akurat |
| | Terang_e3 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Rp. 2.000 | | |
| | Terang_f1 | Akurat | Tidak Akurat |
| 7 | Terang_f2 | Akurat | Akurat |
| | Terang_f3 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Rp. 1.000 | | |
| | Terang_g1 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Terang_g2 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Terang_g3 | Akurat | Tidak Akurat |

2) Kondisi Cahaya Redup/Kurang Terang

Pengujian pada kondisi Redup / kurang terang ini adalah pengambilan dataset dalam keadaan tidak terang secara normal pada umumnya, diambil dalam posisi agak gelap, tertutup bayangan benda lainnya. Hasil yang diperoleh dapat dilihat pada tabel 3 berikut :

Tabel 3. Hasil Pengujian Cahaya Redup / Kurang Terang

| NO | Nominal Uang dan Gambar Asli | Hasil Deteksi YOLO | | | Hasil Deteksi SSD | | |
|----|--|---|---------------|---------|---|---------------|--------------|
| | | Label | Hasil Deteksi | Akurasi | Label | Hasil Deteksi | Akurasi |
| 1 | Rp. 100.000 Redup a1  |  | 100.000 | Akurat |  | 100.000 | Akurat |
| 2 | Rp. 100.000 Redup a2  |  | 100.000 | Akurat |  | 100.000 | Akurat |
| 3 | Rp. 100.000 Redup a3  |  | 100.000 | Akurat |  | 5.000 | Tidak Akurat |
| 4 | Rp. 50.000 Redup b1  |  | 50.000 | Akurat |  | 50.000 | Akurat |
| 5 | Rp. 50.000 Redup b2  |  | 50.000 | Akurat |  | 50.000 | Akurat |
| 6 | Rp. 50.000 Redup b3  |  | 50.000 | Akurat |  | 50.000 | Akurat |
| 7 | Rp. 20.000 Redup c1  |  | 20.000 | Akurat |  | 1.000 | Tidak Akurat |

Berikut adalah tabel hasil jumlah akurasi hasil pengujian dengan kondisi cahaya redup, ditunjukkan oleh table 4 berikut :

| No | Gambar | Akurasi YOLO | Akurasi SSD |
|----|-------------|--------------|--------------|
| 1 | Rp. 100.000 | | |
| | Redup_a1 | Akurat | Akurat |
| | Redup_a2 | Akurat | Akurat |
| 2 | Redup_a3 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Rp. 50.000 | | |
| | Redup_b1 | Akurat | Akurat |
| 3 | Redup_b2 | Akurat | Akurat |
| | Redup_b3 | Akurat | Akurat |
| | Rp. 20.000 | | |
| 4 | Redup_c1 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Redup_c2 | Akurat | Akurat |
| | Redup_c3 | Akurat | Akurat |
| 5 | Rp. 10.000 | | |
| | Redup_d1 | Akurat | Akurat |
| | Redup_d2 | Akurat | Akurat |
| 6 | Redup_d3 | Akurat | Akurat |
| | Rp. 5.000 | | |
| | Redup_e1 | Akurat | Akurat |
| 7 | Redup_e2 | Akurat | Akurat |
| | Redup_e3 | Akurat | Akurat |
| | Rp. 2.000 | | |
| 8 | Redup_f1 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Redup_f2 | Akurat | Akurat |
| | Redup_f3 | Akurat | Tidak Akurat |
| 9 | Rp. 1.000 | | |
| | Redup_g1 | Akurat | Akurat |
| | Redup_g2 | Akurat | Tidak Akurat |
| | Redup_g3 | Akurat | Tidak Akurat |

3.2 Hasil Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja dalam penelitian ini dilakukan dengan *confusion* matrik untuk mencari nilai akurasi, recall, presisi dan F1-Score dari data uji. *Confusion* matriks disini memakai 7 kelas yaitu kelas uang 1000, 2000, 5000, 10000, 20000, 50000 dan 100000, matriks ini dibagi menjadi dua bagian yaitu kelas kebenaran/aktual (*true class*) dan kelas prediksi (*Predicted class*), contohnya mencari nilai TP, TN, FP dan FN dapat dilihat dari gambar 4.33 berikut :

| True Class | Predicted Class | | | |
|------------|-----------------|---|---|----|
| | 1 | 2 | 3 | |
| 1 | 8 | 2 | 0 | FN |
| 2 | 1 | 9 | 0 | TN |
| 3 | 1 | 2 | 7 | |

TP: True Positive (diagonal elements: 8, 9, 7)
FP: False Positive (off-diagonal elements in predicted class: 2, 0, 1, 2)
FN: False Negative (off-diagonal elements in true class: 1, 1, 1)

Gambar 10. Nilai matriks

➤ Contoh Hasil Uji Metode YOLO

1. Pada kondisi cahaya normal menggunakan Model YOLO, Berikut adalah tabel hasil uji coba pada kondisi cahaya normal / terang menggunakan algoritma YOLO, ditunjukkan oleh tabel 5 matriks berikut :

Tabel 5. Hasil Uji Kondisi cahaya normal dengan YOLO

| True Class | Predicted Class | | | | | | |
|------------|-----------------|------|------|-------|-------|-------|--------|
| | 1000 | 2000 | 5000 | 10000 | 20000 | 50000 | 100000 |
| 1000 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2000 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5000 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| | | | | | | | |
|--------|---|---|---|---|---|---|---|
| 10000 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| 20000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| 50000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 100000 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3 |

Dari tabel diatas dicari nilai TP, TN, FN dan FP dari masing-masing kelas, contohnya untuk kelas uang Rp. 1000 diidapatkan nilai TP = 3, FP = 0, FN = 0 dan TN = 18, sehingga dapat dihitung nilai akurasi pada kelas uang Rp.1000 yaitu sebagai berikut :

| | |
|----------------------|---------------------------------------|
| Akurasi Kelas 1000 = | $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$ |
| | $\frac{3 + 18}{(3 + 18 + 0 + 0)}$ |
| Akurasi Kelas 1000 = | $\frac{21}{21}$ |
| | = 1 = 100 % |

Hasil deteksi salah dan benar dari uang kertas Rp 1000 dengan benar adalah sebesar 100%. Dan selanjutnya dicari perhitungan untuk kelas-kelas lainnya (kelas 2000, 5000, 10000, 20000, 50000 dan 100000). Hasil Rekapitulasi nilai Akurasi deteksi uang pada kondisi cahaya normal oleh masing-masing kelas diperlihatkan oleh tabel 6 berikut :

Tabel 6. Akurasi hasil pada cahaya normal (YOLO)

| Kelas | Nilai Akurasi |
|--------|---------------|
| 1000 | 100 % |
| 2000 | 100 % |
| 5000 | 100 % |
| 10000 | 100 % |
| 20000 | 100 % |
| 50000 | 100 % |
| 100000 | 100 % |

Total Nilai Akurasi dapat dihitung sebagai berikut :

$$\text{Total Akurasi} = \frac{100+100+100+100+100+100+100}{7}$$

$$\text{Total Akurasi} = \frac{700}{7} = 100\%$$

Sehingga didapatkan hasil bahwa nilai akurasi hasil percobaan deteksi uang pada cahaya normal menggunakan algoritma *You Only Look Once* (YOLO) adalah sebesar 100 %

2. Pada kondisi cahaya Redup/kurang terang menggunakan Model YOLO, Berikut adalah tabel hasil uji coba pada kondisi cahaya Redup menggunakan algoritma SSD, ditunjukkan oleh tabel 7 matriks berikut :

Tabel 7. Hasil Uji Kondisi cahaya redup dengan SSD

| True Class | Predicted Class | | | | | | |
|------------|-----------------|------|------|-------|-------|-------|--------|
| | 1000 | 2000 | 5000 | 10000 | 20000 | 50000 | 100000 |
| 1000 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2000 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5000 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 10000 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| 20000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| 50000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 100000 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3 |

Dari tabel diatas dicari nilai TP, TN, FN dan FP dari masing-masing kelas yaitu Kelas uang Rp. 2000 didapatkan nilai TP = 3, FP = 0, FN = 0 dan TN = 18, sehingga dapat dihitung nilai akurasi pada kelas uang Rp.2000 yaitu sebagai berikut :

| | |
|----------------------|---------------------------------------|
| Akurasi Kelas 2000 = | $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$ |
| | $\frac{3 + 18}{(3 + 18 + 0 + 0)}$ |
| Akurasi Kelas 2000 = | $\frac{21}{21}$ |
| | = 1 = 100 % |

Hasil keberhasilan deteksi uang kertas Rp. 2000 Akurasinya adalah sebesar 100 %.

Dan selanjutnya dicari perhitungan untuk kelas-kelas lainnya (kelas 2000, 5000, 10000, 20000, 50000 dan 100000). Hasil Rekapitulasi nilai Akurasi diperlihatkan oleh tabel 8 berikut :

Tabel 8. Akurasi hasil pada cahaya redup (YOLO)

| Kelas | Nilai Akurasi |
|--------|---------------|
| 1000 | 100 % |
| 2000 | 100 % |
| 5000 | 100 % |
| 10000 | 100 % |
| 20000 | 100 % |
| 50000 | 100 % |
| 100000 | 100 % |

Total Nilai Akurasi dapat dihitung sebagai berikut :

$$\text{Total Akurasi} = \frac{100+100+100+100+100+100+100}{7}$$

$$\text{Total Akurasi} = \frac{700}{7} = 100\%$$

Sehingga didapatkan hasil bahwa nilai akurasi hasil percobaan deteksi uang pada cahaya normal menggunakan algoritma *You Only Look Once* (YOLO) adalah sebesar 100 %.

➤ Contoh Hasil Uji Metode SSD

- Berikut adalah tabel hasil uji coba pada kondisi cahaya normal atau terang menggunakan algoritma SSD, hasil uji dapat dilihat atau ditunjukkan oleh tabel 9 matriks berikut :

Tabel 9. Hasil Uji Kondisi cahaya normal dengan SSD

| True Class | Predicted Class | | | | | | |
|------------|-----------------|------|------|-------|-------|-------|--------|
| | 1000 | 2000 | 5000 | 10000 | 20000 | 50000 | 100000 |
| 1000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 |
| 2000 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5000 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 10000 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| 20000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| 50000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| 100000 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 |

Dari tabel diatas dicari nilai TP, TN, FN dan FP dari masing-masing kelas yaitu contohnya pada kelas uang Rp. 1000 Didapatkan nilai TP = 0, FP = 1, FN = 3 dan TN = 17, sehingga dapat dihitung nilai akurasi pada kelas uang Rp.1000 yaitu sebagai berikut :

| | |
|----------------------|---------------------------------------|
| Akurasi Kelas 1000 = | $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$ |
| Akurasi Kelas 1000 = | $\frac{0 + 17}{(0 + 17 + 1 + 3)}$ |
| Akurasi Kelas 1000 = | $\frac{17}{21}$ |
| | = 0,80 = 80 % |

kemampuan model dalam mengklasifikasikan data keberhasilan hasil deteksi salah dan benar dari uang kertas Rp 1000 dengan benar adalah sebesar 80%.

Dan selanjutnya dicari perhitungan untuk kelas-kelas lainnya (kelas 2000, 5000, 10000, 20000, 50000 dan 100000). Hasil Rekapitulasi nilai Akurasi diperlihatkan oleh tabel 10 berikut :

Tabel 10. Akurasi hasil pada cahaya normal (SSD)

| Kelas | Nilai Akurasi |
|-------|---------------|
| 1000 | 80 % |
| 2000 | 90 % |
| 5000 | 85 % |
| 10000 | 95 % |
| 20000 | 95 % |
| 50000 | 95 % |

| | |
|--------|------|
| 100000 | 71 % |
|--------|------|

Total Nilai Akurasi dapat dihitung sebagai berikut :

$$\text{Total Akurasi} = \frac{80+90+85+95+95+95+71}{7}$$

$$\text{Total Akurasi} = \frac{611}{7} = 87,2 \%$$

Sehingga didapatkan hasil bahwa nilai akurasi hasil percobaan deteksi uang pada cahaya normal menggunakan algoritma *Single Shot Detector* (SSD) adalah sebesar 87,2 %.

- Berikut adalah tabel hasil uji coba pada kondisi cahaya redup atau kurang terang menggunakan algoritma SSD, hasil uji dapat dilihat atau ditunjukkan oleh tabel 11 matriks berikut :

Tabel 11. Hasil Uji Kondisi cahaya redup dengan SSD

| True Class | Predicted Class | | | | | | |
|------------|-----------------|------|------|-------|-------|-------|--------|
| | 1000 | 2000 | 5000 | 10000 | 20000 | 50000 | 100000 |
| 1000 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 |
| 2000 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 5000 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 10000 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| 20000 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| 50000 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 100000 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 |

Dari tabel diatas nilai TP, TN, FN dan FP dari masing-masing kelas yaitu sebagai contoh pada kelas uang Rp. 2000, didapatkan nilai TP = 1, FP = 0, FN = 2 dan TN = 18, sehingga dapat dihitung nilai akurasi pada kelas uang Rp.2000 yaitu sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Akurasi Kelas 2000} &= \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \\ \text{Akurasi Kelas 2000} &= \frac{1 + 18}{(1 + 18 + 0 + 2)} \\ \text{Akurasi Kelas 2000} &= \frac{19}{21} \\ &= 0,90 = 90 \% \end{aligned}$$

Hasil keberhasilan deteksi uang kertas Rp. 2000 Akurasinya adalah sebesar 90 %.

Dan selanjutnya dicari perhitungan untuk kelas-kelas lainnya (kelas 2000, 5000, 10000, 20000, 50000 dan 100000). Hasil Rekapitulasi nilai Akurasi diperlihatkan oleh tabel 12 berikut :

Tabel 12. Akurasi hasil pada cahaya redup (SSD)

| Kelas | Nilai Akurasi |
|--------|---------------|
| 1000 | 85 % |
| 2000 | 90 % |
| 5000 | 95 % |
| 10000 | 100 % |
| 20000 | 95 % |
| 50000 | 95 % |
| 100000 | 80 % |

Total Nilai Akurasi dapat dihitung sebagai berikut :

$$\text{Total Akurasi} = \frac{85+90+95+100+95+95+80}{7}$$

$$\text{Total Akurasi} = \frac{640}{7} = 91,4 \%$$

Sehingga didapatkan hasil bahwa nilai akurasi hasil percobaan deteksi uang pada cahaya redup atau kurang terang menggunakan algoritma *Single Shot Detector* (SSD) adalah sebesar 91,4 %.

3.3 Hasil Analisis Perbandingan Metode

Hasil deteksi uang kertas menggunakan model SSD menunjukkan hasil yang lebih bagus tingkat keberhasilannya pada kondisi gambar redup/kurang terang. dua model deteksi objek yaitu YOLO dan SSD, model YOLO bekerja dengan membagi gambar menjadi *grid* dan melakukan prediksi *bounding box* serta kelas objek dalam satu langkah sehingga menghasilkan deteksi yang cepat dan konsisten. Sementara itu model SSD bekerja menggunakan pendekatan multi-skala dengan memanfaatkan *feature map* dari beberapa tingkat untuk

menghasilkan prediksi. Model SSD menunjukkan hasil yang lebih baik pada kondisi pencahayaan redup karena kemampuannya mengenali objek dari berbagai skala fitur yang lebih halus.

4. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan yang dapat penulis simpulkan dari penelitian ini adalah Penggunaan Metode YOLO lebih baik dan akurat dibandingkan dengan metode SSD untuk mengenal nominal uang kertas Rupiah, baik itu pada dataset gambar uang kertas dengan pengambilan gambar pada cahaya normal dan pada cahaya kurang terang/redup. Parameter yang digunakan dalam penelitian ini berupa 7 jenis kelas uang yaitu kelas Rp.1000, Rp.2000, Rp.5000, Rp.10.000, Rp.20.000, Rp.50.000 dan Rp.100.000 dengan jumlah 353 dataset yang digunakan maka didapatkan tingkat keberhasilan/akurasi hasil pengenalan uang menggunakan algoritma YOLO adalah 100 % pada gambar dengan kondisi cahaya normal dan kondisi cahaya redup, sedangkan hasil deteksi menggunakan algoritma SSD didapatkan tingkat keberhasilan sebesar 87,2 % pada kondisi cahaya normal dan sebesar 91,4 % pada kondisi cahaya redup. Model YOLO bekerja dengan membagi gambar menjadi *grid* dan melakukan prediksi *bounding box* serta kelas objek dalam satu langkah sehingga menghasilkan deteksi yang cepat dan konsisten. Sementara itu model SSD bekerja menggunakan pendekatan multi-skala dengan memanfaatkan *feature map* dari beberapa tingkat untuk menghasilkan prediksi. Proses training dataset pada model SSD lebih rumit dan lama dibandingkan pada model YOLO. Kualitas gambar untuk dataset sangat mempengaruhi tingkat keberhasilan/akurasi hasil pengenalan nominal uang kertas. Gambar yang terang, jelas, tidak kusut adalah beberapa faktor yang mempengaruhi tingkat keberhasilan dan keakurasian.

REFERENCE

- [1] P. D. Arnesia, N. A. Pratama, and F. Sjafrina, "Aplikasi Artificial Intelligence Untuk Mendeteksi Objek Berbasis Web Menggunakan Library Tensorflow Js, React Js Dan Coco Dataset," *JSiI (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 1, pp. 62–69, 2022, doi: 10.30656/jsii.v9i1.4243.
- [2] A. Prima, D. B. Santoso, and L. Nurpulaela, "Deteksi Otomatis Nominal Uang Kertas Rupiah Untuk Tunanetra Menggunakan Algoritma Arsitektur SSD Mobiilenetv3," *Teknokom*, vol. 6, no. 2, pp. 151–159, 2022, doi: 10.31943/teknokom.v6i2.166.
- [3] L. A. Catyaningga, "Klasifikasi Uang Kertas Rupiah Berdasarkan Angka Nominal Secara Realtime Menggunakan Metode Single Shot Detector," vol. 87, no. 1,2, pp. 149–200, 2023, [Online]. Available: [https://repositorio.ufsc.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/167638/341506.pdf?sequence=1&isAll owed=y%0Ahttps://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/8314/LOEBLEIN%2C LUCINEIA CARLA.pdf?sequence=1&isAllowed=y%0Ahttps://antigo.mdr.gov.br/saneamento/proees](https://repositorio.ufsc.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/167638/341506.pdf?sequence=1&isAll owed=y%0Ahttps://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/8314/LOEBLEIN%2C%20LUCINEIA%20CARLA.pdf?sequence=1&isAllowed=y%0Ahttps://antigo.mdr.gov.br/saneamento/proees)
- [4] A. Darmawan, I. G. N. G. A. Widyadhana, and E. H. Binugroho, "Implementasi Metode Deep Learning Pada Prototipe Validator Uang Rupiah," *Sebatik*, vol. 26, no. 2, pp. 535–542, 2022, doi: 10.46984/sebatik.v26i2.2101.
- [5] K. Maulana Azhar, I. Santoso, D. Yosua, and A. A. Soetrisno, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan Algoritma Yolo Dalam Sistem Pendeteksi Uang Kertas Rupiah Bagi Penyandang Low Vision," 2021. [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/transient>
- [6] C. R. Gunawan, N. Nurdin, and F. Fajriana, "Deteksi Ikan Segar Secara Realtime dengan YOLOv4 menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Komtika (Komputasi dan Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 1–11, May 2023, doi: 10.31603/komtika.v7i1.8986.
- [7] J. Ulfah and N. Nurdin, "IMPLEMENTASI METODE DETEKSI TEPI CANNY UNTUK MENGHITUNG JUMLAH UANG KOIN DALAM GAMBAR MENGGUNAKAN OPENCV," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3, Aug. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3.3147.
- [8] A. Rilo Pambudi, Garno, and Purwantoro, "JIP (Jurnal Informatika Polinema) DETEKSI KEASLIAN UANG KERTAS BERDASARKAN WATERMARK DENGAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL," *J. Inform. Polinema*, vol. 6, no. 4, pp. 69–74, 2020.
- [9] C. R. Gunawan, Nurdin, and Fajriana, "Design of a Real-Time Object Detection Prototype System With YOLOv3 (You Only Look Once)," *Int. J. Eng. Sci. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 3, pp. 96–99, 2022, doi: 10.52088/ijesty.v1i4.309.
- [10] A. S. Riyadi, I. P. Wardhani, M. S. Wulandari, and S. Widayati, "Perbandingan Metode ResNet, YoloV3, dan TinyYoloV3 pada Deteksi Citra dengan Pemrograman Python," *PETIR*, vol. 15, no. 1, pp. 135–144, Jan. 2022, doi: 10.33322/petir.v15i1.1302.
- [11] M. Sarosa and N. Muna, "IMPLEMENTASI ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO) UNTUK DETEKSI KORBAN BENCANA ALAM," vol. 8, no. 4, 2021, doi:

- 10.25126/jtiik.202184407.
- [12] N. J. Hayati, D. Singasatia, and M. R. Muttaqin, "Object Tracking Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO)v8 untuk Menghitung Kendaraan," *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 91–99, 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i2.10654.
- [13] B. M. Saputra, M. Z. Ilman, M. Audina, M. Jepri, and P. Rosyani, "Sistem Pengenalan Tanda Lalu Lintas Menggunakan Algoritma YOLO," *J. Inov. dan Hum.*, vol. 1, no. 1, pp. 161–164, 2023, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/Jurihum/article/view/264?>
- [14] R. S. Immanuel Sihombing, W. Abadi Harahap, and W. Kurnia Rahman, "IMPLEMENTASI YOLO V8 UNTUK MENDETEKSI MATA UANG RUPIAH EMISI TAHUN 2022 BER-OUTPUT AUDIO," *JATI*, 2024.
- [15] R. D. Djohari, H. R. Ngemba, S. Hendra, D. S. Angraeni, N. T. Lapatta, and D. W. Nugraha, "Employee Attendance System with Facial Recognition Technology Using a Single Shot Detector (SSD) Algorithm," *JITE*, 2024, doi: 10.31289/jite.
- [16] V. A. Utama, S. A. Wibowo, and R. Rahmania, "Investigasi Pengaruh Step Training pada Metode Single Shot Multibox Detector untuk Marker dalam Teknologi Augmented Reality," *J. Ilm. FIFO*, vol. 12, no. 1, p. 1, Jul. 2020, doi: 10.22441/fifo.2020.v12i1.001.
- [17] H. Achmad, A. Pramudwiatmoko, M. Satrio Gumilang, B. Al Karim, and H. Wiyono, "Analisis Kinerja Model Deteksi Objek Yolo, Ssd, dan Faster R-Cnn pada Citra Penglihatan Malam untuk Pengenalan Tindak Kejahatan," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 12, no. 1, pp. 145–152, 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025128409.
- [18] A. M. E. Antara, S. A. Sari, N. Riswanti, D. A. Amin, V. Verdila, and A. P. A. Masa, "Deteksi Nominal Rupiah Uang Kertas Berdasarkan Citra Warna Menggunakan Segmentasi K-Means Clustering dan Klasifikasi Random Forest," *Kreat. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 34–39, 2023, doi: 10.30872/kretisi.v1i1.776.
- [19] T. Abuzairi, N. Widanti, A. Kusumaningrum, and Y. Rustina, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Nyeri Bayi Melalui Citra Wajah Dengan YOLO," *J. RESTI*, vol. 5, no. 4, pp. 624–630, Aug. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3184.
- [20] A. Ilyasa Samudra, D. Dhiya Ulhaq, T. Satrio, T. Zakaria, and P. Rosyani, "Perancangan Sistem Sederhana Pendeteksi Nominal Uang Rupiah Menggunakan Algoritma YOLOv8," *J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 4, pp. 278–282, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk/article/view/1101>
- [21] M. Ula and R. T. Adek, *A Survey on The Accuracy of Machine Learning Techniques for Intrusion and Anomaly Detection on Public Data Sets*. IEEE, 2020.