IMPLEMENTASI YOLO V8 UNTUK MENDETEKSI MATA UANG RUPIAH EMISI TAHUAN 2016 BER-OUTPUT AUDIO

Ratna Lis Loi[1], Mikhael Novalino[2], Sayidil Wallid[3], Kurniawan Wibowo[4], Untung Rohwadi[5], Sigit Alsyukuri Wibawa[6]

[1,2,3,4,5,6]Univerisitas Bina Sarana Informatika

Email: ratnalisloi@gmail.com[1], mikhaelnovalino11@gmail.com[2], sayidilwallid231@gmail.com[3], kurniawanwibowo28@gmail.com[4], untung.unr@bsi.ac.id[5], sigit.stb@bsi.ac.id[6]

Abstrak: Dalam hal pemrosesan citra digital dan kecerdasan buatan, salah satu aplikasi terpenting adalah pengenalan denominasi mata uang. Hal ini terutama berlaku untuk membantu penyandang disabilitas visual dengan aksesibilitas. Namun, tidak mudah untuk mendapatkan deteksi real-time yang tepat dan konsisten, terutama ketika berhadapan dengan berbagai jenis pencahayaan dan beragam bentuk uang. Sistem identifikasi denominasi Rupiah yang memanfaatkan kamera dan metode YOLO (You Only Look Once)—yang terkenal dengan pengenalan objek real-time yang cepat dan akurat—adalah tujuan dari penelitian ini. Untuk memudahkan penggunaan bagi penyandang disabilitas visual, sistem ini dapat mengidentifikasi denominasi uang tunai Rupiah dari foto yang diambil kamera dan kemudian memberikan hasil deteksi dalam bentuk teks atau suara. Untuk meningkatkan tingkat akurasi deteksi, model dilatih menggunakan dataset foto uang tunai Rupiah dengan berbagai denominasi dan kondisi pencahayaan. Menurut hasil pengujian, ketika pencahayaan sempurna, sistem dapat secara akurat mengidentifikasi berbagai denominasi uang. Sistem ini memiliki kemampuan untuk ditingkatkan guna mengenali mata uang dari negara lain dan diantisipasi menjadi solusi teknologi yang efisien dan inklusif bagi penyandang tunanetra untuk mengenali uang tunai secara mandiri.
Kata Kunci: Deteksi Objek, Mata Uang, YOLOv8.

Abstract: *In digital image processing and artificial intelligence, one of the most important applications is currency denomination recognition. This is particularly true for assisting people with visual impairments with accessibility. However, achieving accurate and consistent real-time detection is challenging, especially when dealing with varying lighting conditions and various currency forms. This research aims to develop a Rupiah denomination identification system utilizing cameras and the YOLO (You Only Look Once) method—known for its fast and accurate real-time object recognition. To facilitate use by people with visual impairments, the system can identify Rupiah denominations from photos taken by the camera and then provide detection results in text or audio. To improve detection accuracy, the model was trained using a dataset of Rupiah cash photos with various denominations and lighting conditions. Test results show that under ideal lighting, the system can accurately identify various currency denominations. This system has the potential to be scaled to recognize currencies from other countries and is anticipated to be an efficient and inclusive technological solution for people with visual impairments to independently recognize cash.*

Keywords: *Object Detection, Currency, YOLOv8.*

PENDAHULUAN

Infrastruktur moneter dan ekonomi suatu negara tidak dapat berfungsi tanpa mata uangnya. Selain mewakili kesehatan dan kedaulatan keuangan suatu negara, uang tunai mendorong transaksi ekonomi sebagai alat pembayaran yang sah. Berdasarkan Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2011 tentang Mata Uang, Rupiah diakui sebagai mata uang resmi Indonesia. Lembaga yang bertanggung jawab untuk mengatur, mendistribusikan, dan mengawasi penggunaannya adalah Bank Indonesia.

Uang memiliki peranan yang sangat penting dalam kehidupan sehari-hari masyarakat. Namun, bagi penyandang disabilitas netra, aktivitas ekonomi seperti jual beli sering kali menjadi tantangan tersendiri. Hal ini dikarenakan keterbatasan mereka dalam mengenali nominal uang kertas secara visual. Walaupun uang Rupiah telah dilengkapi dengan blind code berupa garis timbul di sisi tepi uang untuk membantu proses identifikasi nominal, fitur ini belum sepenuhnya efektif. Sebagian besar uang emisi tahun 2016 masih beredar luas di masyarakat, dan desain antar nominal sering kali memiliki kemiripan warna serta pola, sehingga menyulitkan penyandang tunanetra untuk membedakannya hanya dengan sentuhan Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), terutama dalam bidang deep learning, telah membuka peluang besar dalam pengembangan sistem yang mampu membantu manusia dalam melakukan pengenalan visual. Perkembangan ini didorong oleh meningkatnya kemampuan komputasi, ketersediaan dataset dalam jumlah besar, serta kemajuan arsitektur jaringan saraf tiruan yang semakin kompleks. Visi komputer, subbidang pemrosesan citra digital, memanfaatkan teknologi ini untuk memungkinkan komputer mengidentifikasi dan memahami objek dalam gambar dan video secara otomatis.

Algoritma YOLO (You Only Look Once) sudah dikenal luas dan digunakan di bidang ini. Algoritma ini dapat mengenali objek secara akurat dan cepat secara real-time dan mengkategorikannya (4). Baik efisiensi deteksi maupun kemampuan untuk membedakan objek kecil telah ditingkatkan secara signifikan dalam versi terbaru, YOLOv8, dibandingkan dengan versi sebelumnya. Keunggulan ini menjadikan YOLOv8 sangat potensial untuk diterapkan dalam sistem pendeteksi nominal uang kertas yang membutuhkan ketelitian tinggi terhadap detail visual seperti angka dan corak uang.

Hingga saat ini, penyandang tunanetra umumnya masih menggunakan metode konvensional untuk mengenali nominal uang, seperti melipat uang dengan cara tertentu,

menghafal bentuk dan ukuran, atau mengandalkan bantuan orang lain. Metode tersebut memiliki berbagai keterbatasan, seperti ketergantungan pada daya ingat individu, kondisi fisik uang yang tidak selalu baik, serta faktor kejujuran pihak lain dalam transaksi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan model deep learning berbasis YOLOv8 dalam sistem pendeteksian uang Rupiah emisi tahun 2016, yang dilengkapi dengan output suara (audio feedback) agar dapat membantu penyandang tunanetra mengenali nilai nominal uang secara mandiri. Sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi inovatif dalam mendukung aksesibilitas, kemandirian, dan inklusivitas keuangan bagi penyandang disabilitas netra di Indonesia.

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian Terdahulu

Pada penelitian yang berjudul "Identification of Mixed Foreign Banknotes Using YOLOv8 Object Detection", model YOLOv8 diterapkan untuk mendeteksi berbagai mata uang asing dalam satu kelompok (mixed banknotes). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai nilai mean Average Precision (mAP) sekitar 0,973 pada threshold IoU = 0.5, dan outperform metode seperti Faster R-CNN dalam konteks identifikasi uang kertas. Penelitian ini menegaskan bahwa YOLOv8 mampu bekerja akurat dalam mengenali objek khusus (mata uang) dengan variasi desain, latar belakang, dan kondisi pencahayaan yang menjadi landasan kuat bahwa algoritma ini juga layak diadopsi untuk deteksi nominal uang Rupiah.

Di antara metode pembelajaran mendalam yang paling terkenal untuk pengenalan objek, algoritma YOLO (You Only Look Once) menonjol karena kemampuan deteksi objek real-time-nya. Pada tahun 2015, Joseph Redmon dan rekan-rekannya pertama kali mengusulkan teknik ini, yang mengidentifikasi objek dengan satu lintasan maju gambar, sebagai bagian dari gagasan mereka tentang detektor satu tahap. Karena pendahulunya, termasuk R-CNN dan Fast R-CNN, menggunakan banyak langkah klasifikasi, YOLO jauh lebih cepat berkat metode ini.

Seiring waktu, YOLO mengalami pengembangan yang signifikan. Versi YOLOv2 menambahkan batch normalization dan anchor boxes untuk meningkatkan kestabilan serta akurasi deteksi. Kemudian, YOLOv3 memperkenalkan residual blocks dan sistem multi-scale detection yang membuat model mampu mengenali objek dengan berbagai ukuran. Sedangkan YOLOv4 yang dikembangkan oleh Alexey Bochkovskiy memperkenalkan beberapa inovasi

besar seperti Cross Stage Partial (CSP) connections, Path Aggregation Network (PAN), serta teknik augmentasi baru seperti Mosaic augmentation untuk meningkatkan performa deteksi

Selanjutnya, YOLOv8 yang dikembangkan oleh Ultralytics pada tahun 2023 menjadi versi paling mutakhir dalam keluarga YOLO. Model ini menggunakan pendekatan anchor-free detection head yang lebih efisien dan fleksibel, serta menerapkan improved backbone berbasis CSPDarknet. YOLOv8 juga memperkenalkan sistem dynamic label assignment dan auto-shape optimization untuk menyesuaikan proses pelatihan terhadap karakteristik data. Dengan kombinasi ini, YOLOv8 mampu memberikan performa unggul baik dari sisi kecepatan maupun akurasi, sehingga banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti keamanan, industri otomasi, hingga deteksi mata uang berbasis citra digital.

Selain peningkatan performa, YOLOv8 juga dikenal karena kemudahan penggunaannya dalam implementasi praktis. Platform Ultralytics menyediakan dukungan langsung untuk berbagai bahasa pemrograman dan antarmuka pengguna yang sederhana, sehingga model dapat diintegrasikan dengan cepat ke dalam sistem deteksi berbasis kamera maupun aplikasi berbasis web. Kemampuan ini menjadikan YOLOv8 sebagai pilihan ideal untuk proyek akademik maupun industri yang memerlukan deteksi objek secara efisien dan real-time.

METODE PENELITIAN

Tahapan eksperimen terdiri dari tiga bagian, yaitu penggunaan model YOLOv8, pengukuran kinerja melalui parameter evaluasi, serta penyajian hasil berupa output audio di platform web.

Model YOLOv8

a. Model YOLOv8 bersumber dari paket YOLOv8 yang telah dilatih sebelumnya yang dapat ditemukan di pustaka Python bernama Ultralytics. Langkah selanjutnya adalah menambahkan nama kelas antara Rp1.000 dan Rp100.000 ke dalam berkas konfigurasi (YAML). Dengan 214 lapisan konvolusional, model YOLOv8 yang dipilih cukup mendalam.
b. Dataset yang digunakan berupa file gambar berformat .jpeg dengan nominal uang kertas (Rp. 1.000, Rp. 2.000, Rp. 5.000, Rp. 10.000, Rp. 20.000, Rp. 50.000, Rp. 100.000) emisi 2016. Sebanyak 105 foto dalam koleksi ini disusun dalam tujuh folder, satu untuk setiap denominasi mata uang. Metrik AP (Presisi Rata-Rata) digunakan untuk setiap kelas guna

mengukur kinerja model, dan kumpulan data ini digunakan untuk melatih model YOLOv8 agar dapat mengidentifikasi setiap jenis uang secara efektif.

c. Dataset yang terdiri dari 105 gambar dianotasikan secara manual menggunakan aplikasi labeling. Setiap objek uang pada gambar diberikan kotak pembatas (bounding box) beserta label kelas nominalnya. Hasil anotasi kemudian diekspor dalam format YOLO dan disimpan dalam.
d. Dataset beserta labelnya dibagi menjadi dua bagian dengan rasio 80:20, yaitu 84 gambar untuk dataset pelatihan dan 21 gambar untuk dataset validasi. Pembagian ini bertujuan agar model dapat belajar dari sebagian besar data sekaligus diuji performanya pada data terpisah, sehingga evaluasi model lebih akurat.
e. Kumpulan data beranotasi digunakan untuk melatih model YOLOv8. Agar dapat bekerja dengan kumpulan data yang relatif kecil, kami mengubah ukuran batch menjadi 16, menambah jumlah epoch menjadi 50, dan mengatur ukuran gambar menjadi 320 piksel. Mengikuti struktur folder proyek, lokasi kumpulan data pelatihan dan berkas konfigurasi YAML ditentukan. Bobot model optimal ditempatkan dalam berkas format .pt.
f. Inferensi adalah proses penggunaan model pelatihan untuk mengidentifikasi item dalam data uji. Bobot optimal untuk melatih model adalah best.pt. Di sini, kami memiliki 21 foto yang mewakili semua kelas denominasi; Kami telah membangun jalur direktori data uji untuk menuju ke folder yang menyimpan gambar validasi ini.

Parameter Evaluasi

Ukuran seperti Presisi, Recall, dan mAP (mean average precision) digunakan untuk menilai hasil. Ketika ketiga ukuran ini memiliki nilai yang lebih tinggi, artinya model dapat mengenali uang kertas dengan lebih tepat. Kerugian dalam kotak, objek, dan kelas juga diperhitungkan.

Tingkat ketepatan model dalam mengantisipasi kelas positif diukur berdasarkan presisinya. Ini adalah persentase prediksi positif yang benar-benar didukung oleh model.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

- True Positive (TP): Prediksi benar sebagai positif.
- False Positive (FP): Prediksi positif, tetapi sebenarnya negatif.

- Interpretasi: Presisi tinggi berarti model jarang "salah mendeteksi" objek yang tidak ada.

Metrik recall mengevaluasi seberapa baik model dapat mendeteksi semua positif sejati. Ini memberi tahu kita persentase item positif nyata yang benar-benar ditemukan.

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{TP+FN}$$

False Negative (FN): Objek positif yang tidak terdeteksi oleh model.

Interpretasi: Ketika model melewatkan item positif, itu disebut negatif palsu (FN). Dengan kata lain, recall yang tinggi menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mendeteksi sebagian besar target yang dilatih untuk diidentifikasi.

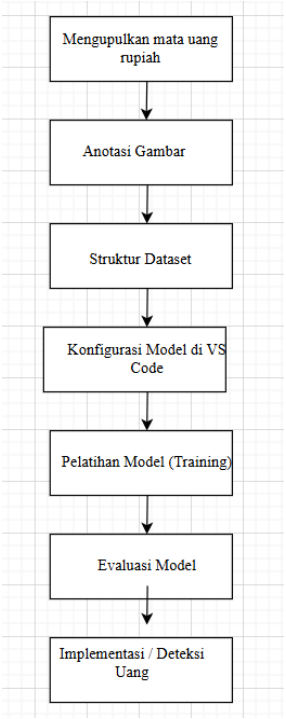
Akurasi rata-rata model dalam mengidentifikasi label mata uang dilambangkan sebagai mAP, yang merupakan singkatan dari mean average precision (presisi rata-rata rata-rata). Untuk mengukur akurasi deteksi total untuk semua kelas objek, nilai mAP digunakan. Mean absolute precision (mAP) ditentukan untuk setiap kelas yang diuji dalam algoritma identifikasi objek seperti YOLO dengan merata-ratakan nilai presisi pada berbagai ambang batas Intersection over Union (IoU).

F1-Score mengukur keselarasan antara dua metrik, recall dan precision, dengan memberikan bobot yang sama untuk masing-masing metrik. Ketika terdapat perbedaan antara data positif dan negatif, F1-Score, yang merupakan rata-rata harmonis dari recall dan akurasi, memberikan representasi yang lebih akurat.

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

Dengan membandingkan prediksi model dengan label aktual, matriks konfusi dapat digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi. Untuk membantu menganalisis akurasi, tingkat kesalahan, dan distribusi hasil klasifikasi, matriks ini menunjukkan jumlah prediksi akurat dan salah untuk setiap kelas.

- Box Loss: Menggambarkan tingkat kesalahan model dalam menentukan posisi serta ukuran bounding box pada objek yang terdeteksi. Nilai loss ini menunjukkan sejauh mana prediksi kotak pembatas berbeda dari posisi sebenarnya di dalam gambar.
- Objectness (Obj Loss): Menunjukkan kemampuan model dalam mengenali keberadaan objek di dalam area prediksi. Semakin kecil nilai objectness loss, semakin tinggi keyakinan model bahwa wilayah tersebut benar-benar mengandung objek yang relevan.
- Classification Loss (Cls Loss): Mengukur tingkat kesalahan model dalam mengidentifikasi kelas objek yang terdeteksi. Nilai ini menunjukkan sejauh mana prediksi kelas yang dihasilkan sesuai dengan label objek yang sebenarnya.



Gambar 1. Flowchart YOLOv8

Berikut adalah alur kerja Model YOLOv8 yang akan dibangun:

Output Audio

Output Audio akan dihasilkan secara langsung dari kamera webcam. Sistem ini dapat mendeteksi uang kertas dengan akurasi lebih dari 90% dan memberikan keluaran berupa ucapan suara secara otomatis dalam Bahasa Indonesia. Proses ini berjalan secara real-time, sehingga begitu kamera mendeteksi uang, sistem langsung mengubah hasil deteksi menjadi suara tanpa menyimpan file audio secara permanen.

a. Pengambilan Gambar dari Kamera

- Kamera webcam menangkap frame (gambar) secara real-time.
- Setiap frame dikirim ke sistem untuk diproses secara cepat.
- Tujuannya: mendeteksi keberadaan uang kertas di layar secara terus-menerus.

b. Deteksi Objek dengan YOLOv8

- Model YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi uang kertas pada setiap frame.
- YOLO mengembalikan:
  - Bounding box → posisi uang di gambar
  - Label kelas → nominal uang (misal Rp 5.000, Rp 10.000)
  - Probabilitas → keyakinan model terhadap prediksi

c. Konversi Label ke Teks

- Label kelas hasil deteksi YOLO diubah menjadi teks deskriptif.
- Contoh: YOLO mendeteksi uang Rp 10.000 → diubah menjadi string: "Uang sepuluh ribu rupiah"
- Teks ini menjadi input untuk modul Text-to-Speech (TTS).

d. Text-to-Speech (TTS)

- Modul TTS mengubah teks menjadi suara.
- Modul yang bisa digunakan:
- **pyttsx3** → offline, suara langsung diputar, cepat

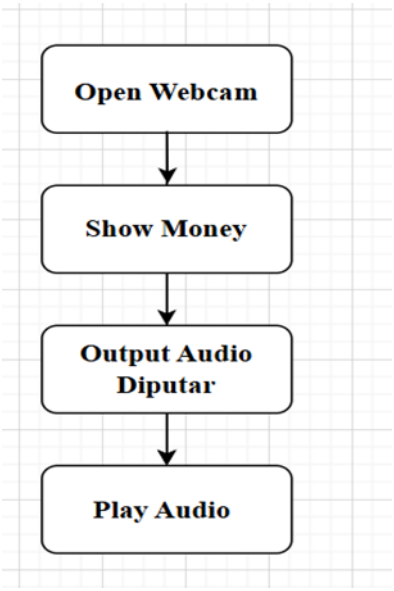
e. Pemutaran Audio Real-Time

- Begitu teks diproses TTS, suara diputar langsung ke speaker komputer.
- Tidak perlu menyimpan file audio secara permanen.
- Jika ada deteksi baru, suara berikutnya diputar otomatis sesuai label yang terdeteksi.

f. Pengulangan Proses

- Setiap frame baru dari kamera akan melalui proses yang sama: kamera → YOLO → label → teks → TTS → suara
- Dengan cara ini, Output Audio selalu sinkron dengan objek yang terlihat kamera.

- Cocok untuk penggunaan edukasi atau untuk membantu tunanetra mengenali uang kertas secara real-time.



Gambar 2. Flowchart Output Audio.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pertama, masukkan informasi label ke dalam data latih agar model YOLOv8 dapat mengenali uang kertas Indonesia sebaik mungkin. Penyimpanan label dalam data latih ditunjukkan pada Gambar 3, yang merupakan bagian penting dari tahap pemodelan.

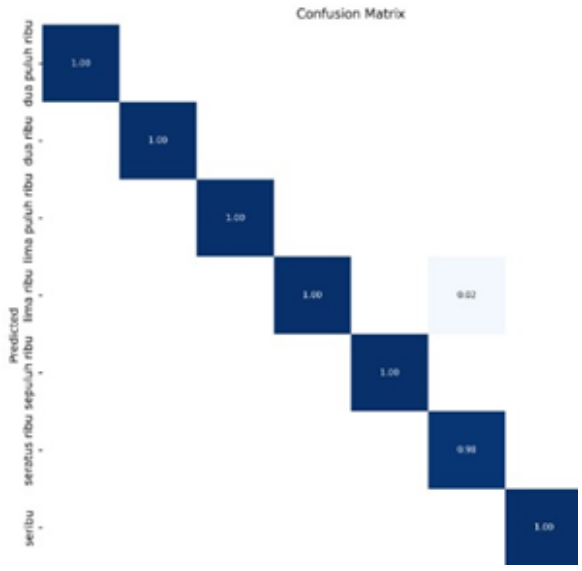
Gambar 3. Model Menyimpan Label Data Latih

Temuan deteksi YOLOv8 pada foto data uji ditampilkan dalam format tabel. Tabel 1 merangkum kinerja model dalam mengenali uang kertas Indonesia dan mencakup statistik komprehensif seperti Nominal, Terdeteksi dengan Benar, Probabilitas Kotak Batas Terbesar, dan Probabilitas Kotak Batas Terkecil.

Tabel 1. Hasil Data Uji untuk Model YOLOv8

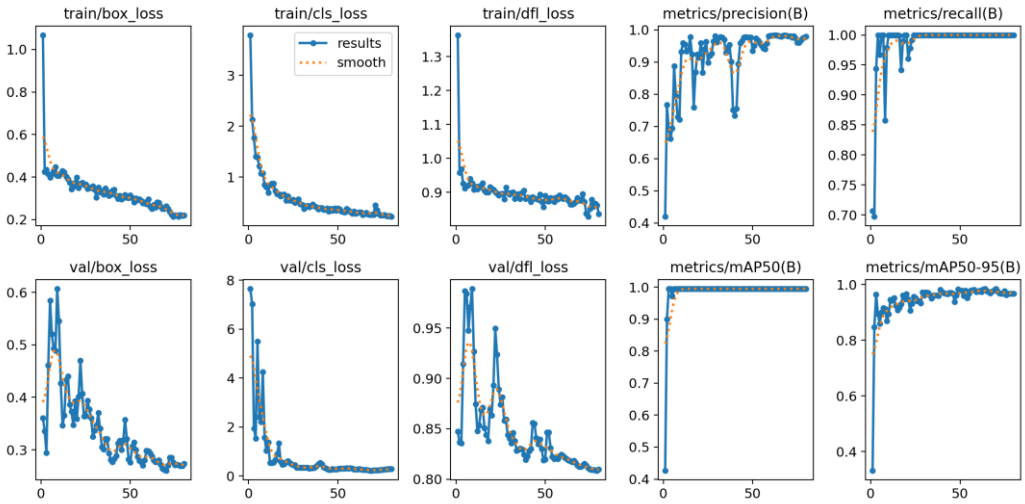
Nominal (Rp)	Terdeteksi dengan Benar (%)	Probabilitas Kotak Pembatas Terbesar	Probabilitas Kotak Pembatas Terkecil
1.000	94	0.96	0.82
2.000	95	0.97	0.85
5.000	96	0.98	0.86
10.000	92	0.95	0.80
20.000	97	0.99	0.88
50.000	96	0.98	0.87
100.000	95	0.97	0.86

Analisis dari hasil Confusion Matrix yang dinormalisasi ini menunjukkan bahwa model mencapai deteksi yang benar (Recall) dengan nilai sempurna 1.00 pada setiap kelas mata uang (1.000, 10.000, 100.000, 2.000, 20.000, 5.000, 50.000), yang terwakili dengan warna biru tua pada diagonal utama. Hal ini menunjukkan bahwa semua sampel dari setiap denominasi diidentifikasi dengan benar ke kelasnya masing-masing, tanpa ada kesalahan klasifikasi (False Negative atau False Positive) yang terlihat.



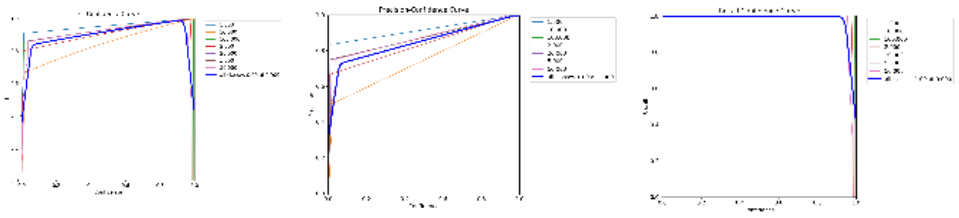
Gambar 4. Confusion Matrix

Kerugian model dan metrik penilaian untuk setiap epoch ditunjukkan dalam grafik. Untuk setiap kerugian, termasuk box_loss, cls_loss, dan dfl_loss, grafik kerugian untuk data latih (train/) dan data validasi (val/) menunjukkan penurunan yang konsisten selama 50 epoch. Seiring model YOLOv8 belajar dan menjadi lebih baik dalam membuat prediksi dari waktu ke waktu, penurunan ini mungkin menunjukkan bahwa kinerjanya semakin baik. Selain itu, metrik yang mencakup akurasi, recall, mAP50, dan mAP50-95 menunjukkan peningkatan yang cepat, mencapai nilai konsisten di kisaran 1,00, yang memvalidasi kemampuan model yang luar biasa dalam mengenali uang tunai.



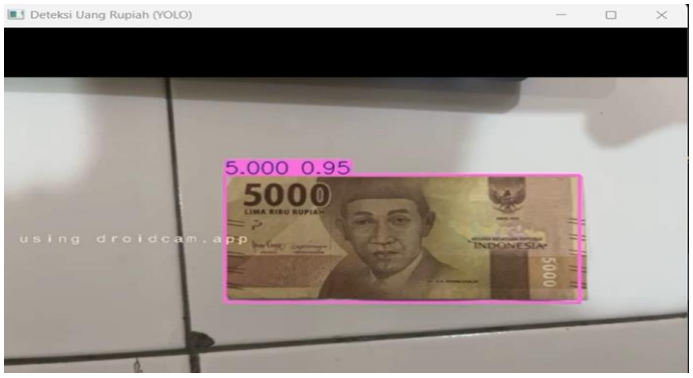
Gambar 5. Losses & Metrik Evaluasi untuk 50 Epoch pada Data Latih

Tiga kurva yang menunjukkan kinerja model YOLOv8 dalam mendeteksi uang tunai Indonesia ditunjukkan pada gambar. Model mencapai Skor F1 ideal sebesar 0,99 pada tingkat keyakinan 0,909, seperti yang terlihat pada grafik pertama, yang menggambarkan kurva Skor F1 vs Keyakinan. Pada grafik kedua, kita dapat melihat hubungan antara presisi dan keyakinan; dengan tingkat keyakinan 1.000, semua kelas mata uang memperoleh nilai presisi 1,00. Grafik ketiga menunjukkan hubungan antara recall dan keyakinan; dengan tingkat keyakinan 0,000, semua kelas mata uang mencapai nilai recall 1,00.



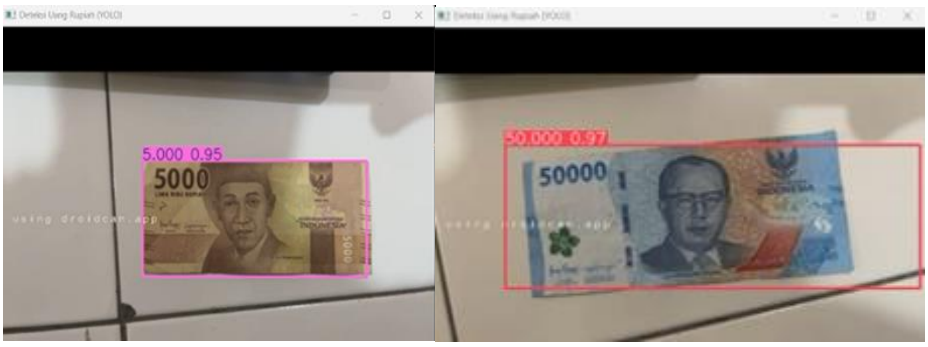
Gambar 6. Kurva F1-Score, Presisi, Recall

Gambar 7 memvisualisasikan antarmuka sistem deteksi mata uang menggunakan kamera webcam secara langsung. Tampilan menampilkan judul "Deteksi Rupiah Emisi 2016" di bagian atas untuk mempermudah identifikasi aplikasi. Sistem ini memungkinkan pengguna melakukan deteksi secara real-time melalui kamera, tanpa perlu mengunggah gambar atau menggunakan tombol tambahan. Setiap proses pengambilan gambar dan analisis deteksi berjalan langsung, sehingga interaksi menjadi lebih cepat dan praktis.



Gambar 7. kamera webcam

Dengan menggunakan model YOLOv8, Gambar 8 menunjukkan hasil deteksi uang kertas pecahan 50.000 dan 5.000 Rupiah. Kedua pecahan tersebut terdeteksi dengan tepat oleh algoritma, dengan kotak pembatas menunjukkan nilai keyakinan 0,97 untuk pecahan 50.000 dan 0,95 untuk pecahan 5.000. Sebagaimana ditunjukkan oleh informasi label dan kotak pembatas di sekitar uang kertas, model ini berhasil mengidentifikasi posisi dan kelas objek dengan sangat baik. Pada layar berikutnya, pengguna dapat memilih bahasa yang diinginkan untuk mendengarkan audio. Dengan menggunakan masukan audio, model ini mampu mengidentifikasi berbagai pecahan uang kertas Indonesia dan mengusulkan solusi yang mudah dipahami.



Gambar 8. Hasil Deteksi Uang Lima Puluh Ribu dan Lima Ribu oleh Model YOLOv8.

KESIMPULAN DAN SARAN

Dengan bukti kuat dari probabilitas kotak pembatas yang tepat, tingkat presisi dan recall yang tinggi, serta skor F1, model YOLOv8 mampu mengidentifikasi uang kertas Indonesia secara akurat. Dengan menggunakan kamera, sistem dapat mengenali pecahan uang kertas secara real-time dan kemudian membacanya dalam bahasa Inggris dan Indonesia, sehingga memberikan pengalaman interaktif dan informatif. Pendekatan ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut, termasuk deteksi uang kertas dari negara lain, integrasi dengan perangkat mobile, atau penerapan dalam sistem edukasi dan keuangan.

DAFTAR PUSTAKA

UU7/2011, UUD/1945, UU23/1999. Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2011 Tentang Mata Uang. Negara Republik Indones. 2011;138–55.

Jember JK, Shodiqin DH. Socialization of CIKUR (Characteristics of Authentic Rupiah) for the 2016 Emission Year to Block the Circulation ofCounterfeit Money in Receiving Donation Funds at the Al Irsyad Kertonegoro Mosque, Jenggawah District, Jember Regency.

Sengupta N, Hashem AF, Alalawi MSM, Mustafa Mustafa M. Detection of Breast Cancer at Early Stage by Deep Learning Techniques. In: Integrating Big Data and IoT for Enhanced Decision-Making Systems in Business: Volume 2. Springer; 2025. p. 433–44.

Gallagher JE, Oughton EJ. Surveying You Only Look Once (YOLO) multispectral object detection advancements, applications and challenges. IEEE Access. 2025;

Sapkota R, Karkee M. Ultralytics YOLO Evolution: An Overview of YOLO26, YOLO11, YOLOv8 and YOLOv5 Object Detectors for Computer Vision and Pattern Recognition. arXiv Prepr arXiv251009653. 2025;

Aini Q, Lutfiani N, Kusumah H, Zahran MS. Deteksi dan Pengenalan Objek Dengan Model Machine Learning: Model Yolo. CESS (Journal Comput Eng Syst Sci. 2021;6(2):192.

Triyanto D, Zidan M, Wahyudi M, Pujiastuti L, Sumanto S. Pengembangan Sistem Deteksi Objek Botol Real-Time dengan YOLOv8 untuk Aplikasi Vision. Indones J Comput Sci. 2024;3(1):44–50.

Dolnicar S, Chapple A, Trees AJ "ANGIOSTRONGYLUS VINDINW. VR 120. 1. (1987): 424 424. (1987): 424 424. (1987): 424 424., Team RC, Mobley CD, Fenkçi IV, Maternal Fizyoloji. "Çiçek MN, Ed." Kadın Hastalıkları ve Doğum Bilgisi, Öncü Basımevi A (2004): 161 9., et al. Scholar (4) [Internet]. Vol. 3, Why We Need the Journal of Interactive Advertising. 1997. p. 45. Available from: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160738315000444%0Ahttp://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160738315000444%250Ahttp://eprints.lancs.ac.uk/48376/%255Cnhttp://dx.doi.org/10.1002/zamm.19630430112%250Ahttp://www.sciencedirect.com/

Helmud E, Helmud E, Romadiana P. Classification Comparison Performance of Supervised Machine Learning Random Forest and Decision Tree Algorithms Using Confusion Matrix. 2024;13:92–7.

E Soumya, M Mohamed, B Fatimazahra LH. Scholar (6) [Internet]. Vol. 9, Instituto Universitario de Educación Física y Deporte. 2011. p. 43–56. Available from: https://revistas.udea.edu.co/index.php/viref/article/view/342196/20806106

.