

Implementasi YOLOv8 Sebagai Pendekripsi Nominal Uang Rupiah Kertas Berbasis Android

Arif Muhamad Iqbal^{1*}

Jumadi²

Eva Nurlatifah³

^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Gunung Djati Bandung
Jl. AH. Nasution No.105, Cipadung Wetan, Kec. Cibiru, Kota Bandung, Jawa Barat 40614,
Indonesia

¹arifmi2002@gmail.com, ²jumadi@uinsgd.ac.id, ³evanurlatifah@uinsgd.ac.id

*Penulis Korespondensi:

Arif Muhamad Iqbal

Arifmi2002@gmail.com

Abstrak

Jumlah penyandang disabilitas tunanetra di Indonesia mencapai 1,5% atau sekitar 4 juta jiwa, yang sering menghadapi kesulitan dalam mengenali nominal uang rupiah kertas. Meskipun Bank Indonesia telah menambahkan ciri khas pada uang kertas, metode ini kurang efektif akibat keterbatasan pemahaman atau kondisi fisik uang. Teknologi pendekripsi objek, seperti YOLOv8, menawarkan solusi berkat keunggulannya dalam akurasi dan kecepatan. Penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM yang meliputi enam tahap, yaitu business understanding untuk memahami kebutuhan penyandang tunanetra, data understanding untuk mempelajari karakteristik dataset uang rupiah emisi 2022, data preparation untuk mempersiapkan 5435 gambar dari 8 nominal uang (1000, 2000, 5000, 10000, 20000, 50000, 75000, dan 100000), modeling dengan melatih model YOLOv8n, evaluation untuk menilai performa model menggunakan confusion matrix, serta deployment pada aplikasi Android yang mampu mendekripsi nominal uang secara realtime melalui kamera. Hasil evaluasi menunjukkan nilai accuracy sebesar 0.98, precision sebesar 0.988, recall sebesar 0.993, serta nilai rata-rata sebesar 0.994 pada mAP50 dan 0.955 pada mAP50-95, menunjukkan model ini cukup efektif dalam membantu tunanetra mengenali nominal uang rupiah kertas.

Kata Kunci: Android; Rupiah ; YOLOv8

Abstract

The number of visually impaired individuals in Indonesia reaches 1.5%, or around 4 million people, who often face difficulties in recognizing the denominations of rupiah banknotes. Although Bank Indonesia has added distinguishing features to the banknotes, this method is less effective due to limitations in understanding or the physical condition of the currency. Object detection technology, such as YOLOv8, offers a solution thanks to its advantages in accuracy and speed. This research employs the CRISP-DM approach, which includes six stages: business understanding to understand the needs of visually impaired individuals, data understanding to study the characteristics of the 2022 rupiah banknote dataset, data preparation to prepare 5,435 images of 8 currency denominations (1,000, 2,000, 5,000, 10,000, 20,000, 50,000, 75,000, and 100,000), modeling by training the YOLOv8n model, evaluation to assess model performance using a confusion matrix, and deployment on an Android application capable of real-time currency denomination detection through the camera. The evaluation results show an accuracy of 0.98, a precision of 0.988, a recall of 0.993, an average mAP50 score of 0.994, and an mAP50-95 score of 0.955, indicating that this model is quite effective in helping visually impaired individuals recognize the denominations of rupiah banknotes.

Keywords: Android; Rupiah ; YOLOv8

1. Pendahuluan

Sebanyak 1,5% atau kurang lebih 4 juta jiwa penduduk Indonesia adalah penyandang disabilitas tunanetra [1]. Tunanetra dapat dikatakan sebagai istilah untuk orang dengan gangguan fungsi indera penglihatannya baik secara total ataupun sebagian. Dikarenakan kondisi tersebut, tentu saja akan ada kemungkinan terjadi kendala dalam menjalani kehidupan sehari-hari, seperti bertransaksi menggunakan uang rupiah kertas. Bank Indonesia, sebagai penerbit uang rupiah, telah menambahkan fitur *emboss* atau permukaan timbul pada sisi-sisi uang untuk membantu

tunanetra menentukan nilai uang. Namun, kenyataannya banyak uang yang beredar sudah tidak lagi dalam kondisi baik, dengan banyak lipatan yang menyebabkan hal itu bisa menyulitkan tunanetra dalam mengidentifikasi nominal uang karena lipatan-lipatan tersebut dapat menyamarkan *emboss* yang ada pada uang [2].

Uang kertas digunakan sebagai alat transaksi untuk memperoleh barang atau jasa dan diterima sebagai bentuk pembayaran. Dalam konteks ini, penyandang disabilitas seperti tunanetra juga menggunakan uang kertas untuk kebutuhan transaksi mereka [3][4]. Sejak 2016, desain mata uang Rupiah telah disesuaikan agar tunanetra dapat mengenalinya dengan sentuhan, tetapi metode ini masih memiliki kekurangan, terutama terkait daya ingat dan minimnya edukasi tentang cara mendekripsi uang tersebut. Tunanetra belum dapat secara spesifik membedakan warna dan nilai nominal uang, sehingga terdapat kasus di mana beberapa oknum memberikan uang dengan nominal yang tidak sesuai, menyebabkan penipuan yang sering terjadi [5].

Salah satu solusi dalam rangka meningkatkan kualitas hidup penyandang tunanetra adalah dengan memanfaatkan teknologi *machine learning* yang mampu mendekripsi secara langsung nilai atau nominal dari uang rupiah, dan memberikan suara sebagai keluaran yang menyebutkan nominal tersebut. *Machine learning* adalah proses di mana mesin "belajar" dari data yang kita berikan, sehingga mesin tersebut mampu berpikir dan bertindak seperti manusia. Dalam hal ini, mesin dilatih secara khusus berdasarkan dataset yang ada untuk memprediksi nilai atau nominal uang rupiah kertas[6].

Berdasarkan pemaparan di atas, salah satu solusi untuk mengenali nominal uang rupiah adalah melalui teknologi pendekripsi objek. Pada penelitian ini, metode deteksi objek yang digunakan adalah *YOLO* (*You Only Look Once*), lebih spesifik *YOLOv8*, yang merupakan teknik deteksi objek yang mampu mengidentifikasi kategori objek dan memberikan kotak pembatas yang menunjukkan lokasi objek yang terdeteksi. *YOLO* telah mengalami perkembangan signifikan sejak versi awalnya. Pada Juli 2022, WongKinYiu dan AlexeyAB memperkenalkan *YOLOv7* dengan klaim sebagai model terkini yang unggul dalam kecepatan dan akurasi dibandingkan versi sebelumnya [7]. Namun, pada Januari 2023, *Ultralytics* meluncurkan *YOLOv8*, yang mengusung inovasi seperti *anchor-free detection* dan modularitas yang lebih baik, sehingga menghasilkan kinerja lebih unggul dalam deteksi objek [8][9].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Zuanita Syifaul Jannah dan Felix Andreas Sutanto membahas deteksi jenis rias adat Nusantara menggunakan algoritma *YOLOv4-Tiny*. Penelitian tersebut berfokus pada pengenalan 14 jenis rias adat pada citra bagian kepala mempelai wanita dengan memanfaatkan dataset yang terdiri dari 1478 citra dan melibatkan 5000 iterasi proses pelatihan. Hasil penelitian menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 95,20% [10]. Penelitian ini menggunakan versi *YOLOv4* dan menggunakan *dataset* rias adat sedangkan pada penelitian ini menggunakan *YOLOv8* yang merupakan versi lebih baru dan menggunakan *dataset* yang berbeda karena fokus untuk mendekripsi nominal uang kertas rupiah dan diimplementasikan ke perangkat Android.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Puji Ayu Lestari Zakaria, Muhammad Zainal, dan Masnur bertujuan untuk membantu tunanetra mengenali dan membedakan nominal uang kertas dengan mudah dan cepat. Penelitian ini menggunakan metode *template matching*, dan menghasilkan akurasi 0.217. Aplikasi yang dikembangkan mampu mendekripsi uang kertas nominal 1000, 2000, 5000, 10000, 20000, 50000, dan 100000, yang diterbitkan oleh Bank Indonesia tahun emisi 2016. Ketika kamera diarahkan ke marker, aplikasi secara otomatis menampilkan nominal uang dan menyebutkan jumlah nominal tersebut [11]. Perbedaan dengan penelitian ini adalah penambahan kelas 75000 pada jumlah kelas uang rupiah dan pada penggunaan algoritma yang mana dalam penelitian ini menggunakan *YOLOv8n* sebagai pendekripsi.

Penelitian yang dilakukan oleh Kevin Maulana Azhar, Imam Santoso, dan Yosua Alvin Adi Soetrisno berfokus pada pengembangan sistem deteksi nominal uang kertas rupiah untuk membantu penyandang *low vision*. Sistem ini memanfaatkan *deep learning* dengan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan algoritma *YOLO (You Only Look Once)* untuk mendekripsi uang kertas. Dengan menggunakan 1.260 gambar untuk proses pelatihan dalam 7.000 iterasi, sistem mencapai nilai *mAP* sebesar 97,65%. Selain itu, pengujian dengan 140 data *testing* menghasilkan *mAP* sebesar 97,5%, sedangkan pengujian dalam berbagai kondisi uang mencatat *mAP* sebesar 88%. Penelitian ini membuktikan efektivitas metode *YOLO* dalam deteksi nominal uang kertas bagi penyandang *low vision* [12]. Berbeda dengan penelitian tersebut, penelitian ini tidak hanya berfokus pada pengembangan model deteksi, tetapi juga mengimplementasikan model YOLOv8 ke dalam aplikasi berbasis Android. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan aksesibilitas dan kemudahan penggunaan dengan memanfaatkan perangkat Android sebagai *platform* yang lebih praktis dan portabel.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Aditiya Hermawan, Leonardo Lianata, Ardiane Rossi Kurniawan Maranto, dan Junaedi yang menggunakan *YOLOv3* untuk mengenali nominal uang rupiah dengan menggunakan *dataset* dengan total 4.200 gambar, 7 kelas dengan masing-masing kelas terdiri dari 600 gambar menunjukkan hasil *accuracy*, *precision*, dan *recall* sebesar 0.98 atau 98% dengan *dataset* yang terdiri dari 4200 gambar uang kertas rupiah [2].

Dibandingkan dengan *YOLOv3*, yang menggunakan pendekatan berbasis *anchors* dan berfokus pada pengoptimalan efisiensi, *YOLOv8* menunjukkan peningkatan signifikan baik dalam hal akurasi maupun efisiensi inferensi. Hal ini dibuktikan melalui pengurangan waktu inferensi pada perangkat keras yang sama, serta penurunan penggunaan memori secara keseluruhan. Sebagai contoh, *YOLOv8* secara bawaan mendukung konversi ke berbagai format seperti *ONNX*, *TensorFlow*, dan *TFLite*, yang mempermudah penerapan pada *platform mobile*. Oleh karena itu, *YOLOv8* dipilih dalam penelitian ini karena efisiensinya dalam mendekripsi objek secara cepat, akurat, serta fleksibilitasnya untuk diaplikasikan pada sistem berbasis Android [13][14].

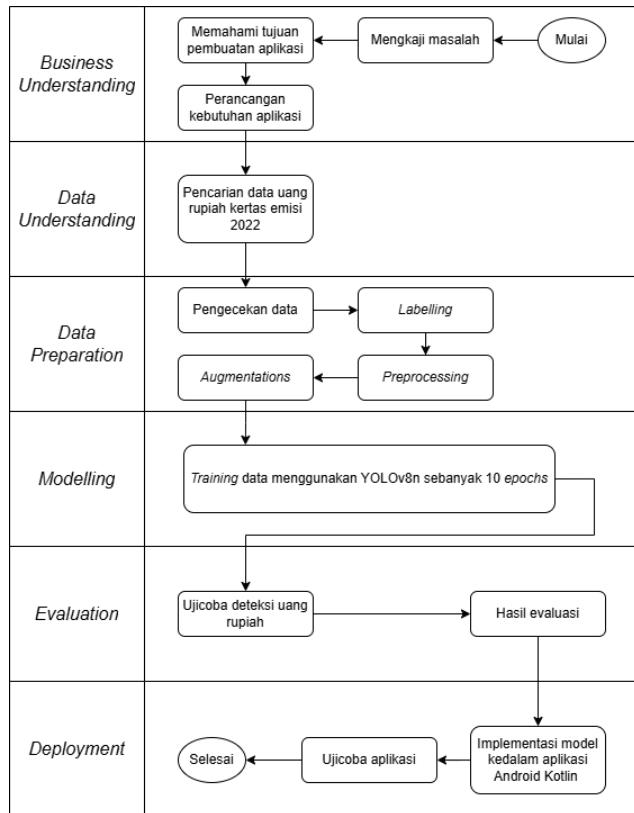
Selain itu pada penelitian yang lain oleh I Made Gede Indra Mahendra menggunakan *dataset* 2.100 gambar uang kertas rupiah emisi 2009 dan 2016, yang dibagi menjadi 7 kelas. Dengan algoritma *CNN*, penelitian ini menghasilkan *train loss* sebesar 7%, *train accuracy* 98%, *validation loss* 33%, dan *validation accuracy* 93%. Model terbaik, arsitektur *C2*, mencapai akurasi tinggi dengan 75 gambar terprediksi benar serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* tertinggi [15].

Dengan demikian, alasan mengapa penelitian ini menggunakan *YOLOv8n* sebagai *base model* berkaitan dengan efisiensi dan fleksibilitas [16], karena *YOLOv8n* merupakan model yang ringan dan cepat yang memang dirancang untuk perangkat dengan sumber daya yang terbatas karena mempertimbangkan pengguna yang merupakan tunanetra. Selain itu, kecepatan dan keakuratan inferensi juga menjadi pertimbangan karena pastinya proses deteksi dilakukan secara *realtime* serta fleksibilitas dalam konversi juga menjadi alasan karena untuk dapat digunakan di perangkat Android, model *YOLOv8n* harus dikonversi menjadi *ONNX* atau *TFLite* yang dalam penelitian ini model dikonversi menjadi *TFLite* [17].

Namun disamping itu, terdapat tantangan yang berada diluar jangkauan penelitian seperti keadaan uang kertas yang sudah terlalu rusak, terlipat, tertumpuk, atau pada faktor pencahayaan yang kurang dan sudut kamera yang miring sampai permukaan uang kertas terlihat minim sehingga dapat terjadi kemungkinan *miss detection* pada aplikasi.

2. Metode Penelitian

Cross Industry Standard Process For Data Mining atau yang biasa dikenal sebagai *CRISP-DM* menjadi metode untuk melakukan penelitian ini di mana terdapat 6 tahap [18] yang diadaptasi pada penelitian ini sebagaimana digambarkan pada Gambar 1.

**Gambar 1.** Tahapan CRISP-DM

Business Understanding

Tujuan utama dalam penelitian ini yaitu untuk mengembangkan aplikasi Android yang dapat membantu penyandang disabilitas tunanetra dalam mengenali nominal uang rupiah kertas secara mandiri dan hanya dengan menggunakan *smartphone*. Dengan memanfaatkan *YOLOv8n* sebagai mesin deteksi objek, aplikasi ini dirancang untuk menjadi solusi praktis bagi pengguna tunanetra yang sering kali mengalami kesulitan mengenali nilai nominal uang secara visual. Di samping itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan bagi penelitian lain yang fokus pada pengembangan teknologi asistif bagi penyandang disabilitas, khususnya dalam konteks pengenalan objek melalui kamera.

Data Understanding

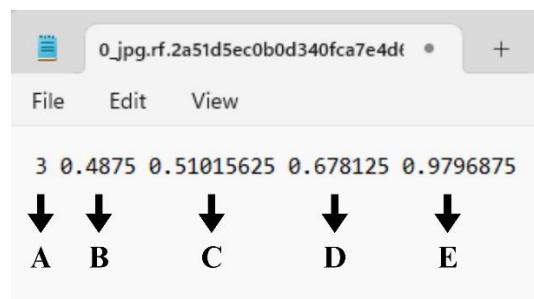
Dataset yang digunakan adalah gambar uang rupiah kertas emisi 2022 yang diperoleh dari Teamkito Labs yang terdapat di *platform roboflow universe* sebagai penyedia layanan *dataset* [15]. Gambar uang rupiah kertas memiliki 8 jenis dengan nominal yang berbeda yaitu 1000, 10000, 100000, 2000, 20000, 5000, 50000, dan 75000. Tiap nominal memiliki jumlah yang variatif dengan total gambar sebanyak 5435 gambar, memiliki gambar tampak depan dan tampak belakang, berorientasi *landscape*, dan semua gambar berformat *JPG*.

Data Preparation

Dataset yang terdiri 5435 gambar dan terdiri dari 8 jenis uang kertas yaitu 1000, 10000, 100000, 2000, 20000, 5000, 50000, dan 75000 terlebih dahulu dilakukan proses *labeling* sebagai *identifier* nominal uang tersebut sebagaimana tertera pada Gambar 2.



Gambar 2. Proses Labelling



Gambar 3. Hasil Labelling dalam Bentuk .txt

Proses *labelling* digambarkan seperti Gambar 2 dan akan menghasilkan gambar yang sudah berlabel dan *file .txt* seperti Gambar 3 yang berisi informasi dari gambar yang sudah ada labelnya dan nantinya digunakan dalam proses pelatihan model, dimana format anotasinya terdiri atas:

A = *object-class* (kelas atau *class*)

B = *x_center* (lebar dari titik pusat)

C = *y_center* (tinggi dari titik pusat)

D = *width* (lebar gambar)

E = *height* (tinggi gambar)

Proses *preprocessing* dan augmentasi data pada *dataset* dilakukan untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan memastikan model lebih *robust* terhadap berbagai kondisi. Tahapan *preprocessing* dimulai dengan langkah *auto-orient*, yang secara otomatis menyesuaikan orientasi gambar untuk memastikan konsistensi. Selanjutnya, gambar di-*resize* dengan metode *stretch* ke dimensi 640x640 piksel untuk menyelaraskan ukuran input dengan kebutuhan model deteksi objek.

Untuk augmentasi, dilakukan duplikasi data sebanyak dua *output* per contoh pelatihan dengan berbagai transformasi. Proses ini mencakup rotasi 90° dalam berbagai arah, yaitu searah jarum jam, berlawanan arah jarum jam, dan inversi secara vertikal (*upside down*). Selain itu, rotasi acak juga diterapkan dalam rentang -15° hingga +15°. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam mengenali objek meskipun dalam kondisi rotasi atau orientasi yang berbeda. Dengan langkah ini, *dataset* menjadi lebih beragam, sehingga model dapat belajar dari lebih banyak skenario visual yang realistik.

Modelling

Proses pelatihan model menggunakan dataset berlabel dilakukan dengan *YOLOv8n* (*You Only Look Once*), sebuah jaringan konvolusional tunggal yang mampu mendekripsi beberapa objek secara simultan dengan memprediksi kotak pembatas dan probabilitas kelas. *YOLO* melatih model pada

gambar secara utuh, mengoptimalkan kinerja deteksi, dan memiliki keunggulan utama dalam kecepatan berkat pendekatannya yang sederhana sebagai masalah regresi tanpa memerlukan pipeline kompleks. Pada tahap pengujian, *YOLO* cukup menjalankan jaringan neural pada gambar baru untuk mendekripsi objek [19].

Pemilihan *YOLOv8n* bergantung pada tingkat efisiensi dan fleksibilitasnya untuk digunakan dalam perangkat Android. Efisiensi memori serta memiliki latency yang kecil memungkinkan proses deteksi dilakukan secara *realtime* dan proses konversi langsung ke *TFLite* yang dapat memudahkan penggunaanya di perangkat Android. Model dilatih dengan 10 *epochs* dan *image size* sebesar 640 untuk menyesuaikan *input size* dengan *dataset*.

Evaluation

Dalam mengevaluasi kinerja model, metrik adalah yang paling sering digunakan dalam kasus deteksi objek [19]. Dalam penelitian, *confusion matrix* sebagai indikator yang akan menggambarkan kinerja model yang sudah dilakukan pelatihan sebelumnya. Selain itu, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* juga menjadi bahan evaluasi untuk model.

Deployment

Dilakukan pengembangan aplikasi untuk mendekripsi nominal uang rupiah kertas dengan menggunakan *kotlin* Android dan model *YOLOv8* yang sudah dilatih sebagai mesin pendekripsi.

3. Hasil

Model yang digunakan untuk pelatihan adalah model *YOLOv8* versi *nano* atau lebih dikenal *YOLOv8n*. Hasil pelatihan dilampirkan pada Gambar 4.

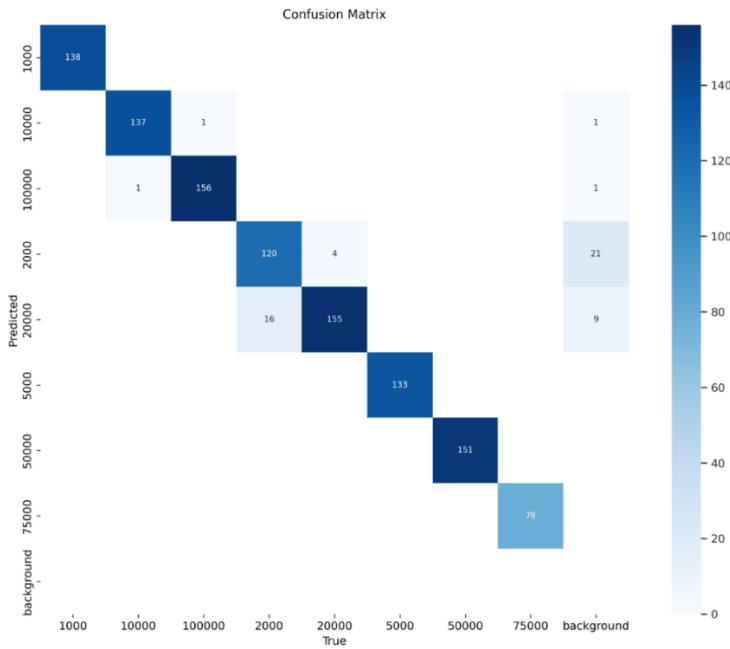
Model summary (fused): 168 layers, 3,007,208 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs						
Class	Images	Instances	Box(P	R	mAP50	mAP50-95
all	1090	1090	0.988	0.993	0.994	0.955
1000	138	138	0.997	1	0.995	0.941
10000	138	138	0.99	1	0.991	0.969
100000	157	157	0.994	0.994	0.995	0.956
2000	136	136	0.938	1	0.988	0.928
20000	159	159	1	0.948	0.994	0.956
5000	133	133	0.997	1	0.995	0.97
50000	151	151	0.997	1	0.995	0.984
75000	78	78	0.994	1	0.995	0.939

Speed: 0.2ms preprocess, 2.4ms inference, 0.0ms loss, 2.6ms postprocess per image

Gambar 4. *YOLOv8n Model Summary*

Pada Gambar 5 terdapat informasi hasil pelatihan model *YOLOv8n* dengan menggunakan *dataset* uang rupiah kertas emisi 2022. Hasil diperoleh dari model yang melakukan validasi menggunakan data *valid* yang sudah disediakan. Hasilnya adalah rata-rata *precision* 0.988, *recall* 0.993, *mAP50* 0.994, dan *mAP50-95* sebesar 0.955.

Pada Gambar 5 terdapat *confusion matrix* yang merupakan hasil model dalam melakukan proses validasi pada data *valid* sebanyak 1090 gambar. Dari hasil pengamatan tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengenali nominal uang rupiah kertas. Namun, masih terdapat beberapa *miss detection* atau gagal dalam mendekripsi di beberapa kelas tertentu seperti kelas 2000 dan 20000. Hal tersebut dipengaruhi oleh kemiripan visual antara kelas tersebut ataupun keterbatasan model dalam melakukan deteksi. Selain itu, melalui *confusion matrix* tersebut, dapat diperoleh nilai *precision*, *recall*, serta *f1-score*. Sebagai contoh pada kelas 2000 dapat dijabarkan sebagai berikut:



Gambar 5. Confusion Matrix

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} = \frac{120}{120+4} \approx 0.938 \quad (1)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} = \frac{120}{120+16} \approx 0.882 \quad (2)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0.938 \times 0.882}{0.938+0.882} \approx 0.909 \quad (3)$$

Untuk nilai *accuracy* dari model dapat dijabarkan sebagai berikut:

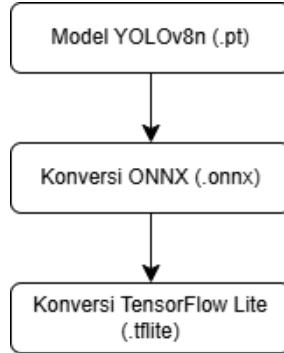
$$Accuracy = \frac{Number\ of\ Correct\ Prediction}{Total\ Number\ of\ Prediction} = \frac{1068}{1090} \approx 0.98 \quad (4)$$

Tabel 1. Detection Report Hasil Uji Model pada Data Validation

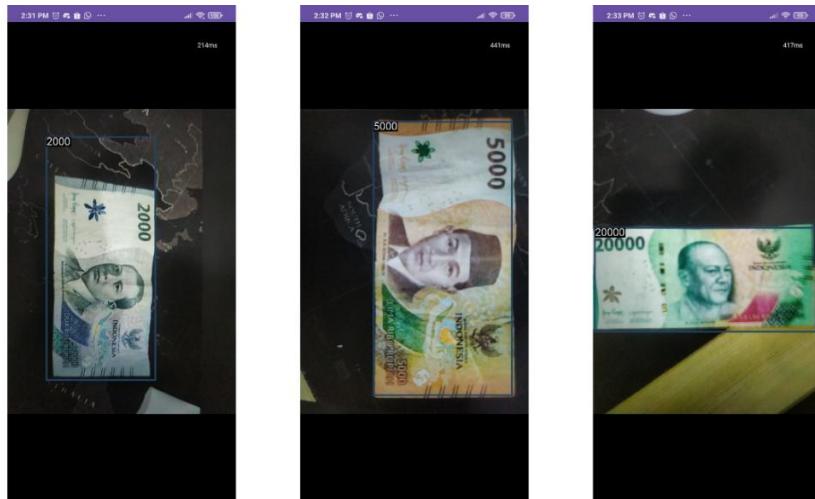
Kelas Uang	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
1000	0.997	1	0.995	0.941
10000	0.99	1	0.991	0.969
100000	0.994	0.994	0.995	0.956
2000	0.938	1	0.988	0.928
20000	1	0.948	0.994	0.956
5000	0.997	1	0.995	0.97
50000	0.997	1	0.995	0.984
75000	0.994	1	0.995	0.939
Accuracy			0.98	

4. Pembahasan

Proses konversi model dilakukan agar dapat diimplementasikan pada perangkat Android secara efisien dan fleksibel yang sebelumnya berformat *PyTorch .pt* menjadi *TensorFlow Lite .tflite*. Alur konversi ditunjukkan pada Gambar 6. Model tersebut disimpan di direktori aplikasi sehingga memungkinkan proses deteksi dilakukan secara *realtime*.



Gambar 6. Alur Konversi Model



Gambar 7. Pengujian Deteksi pada Aplikasi

Perangkat *smartphone* yang digunakan dalam proses uji coba adalah Redmi Note 7 dengan spesifikasi *RAM* 4.00 GB, *ROM* 64.00 GB, dan Android 10. Selama proses pengujian, terdapat beberapa faktor eksternal dan internal yang dapat mempengaruhi hasil deteksi nominal urang rupiah kertas. Hal tersebut dapat menyebabkan tidak terdeteksinya uang dan juga tingkat akurasi deteksi yang kurang. Beberapa kendala yang dialami yaitu pencahayaan yang kurang, sudut pandang kamera terlalu miring sehingga permukaan uang kertas tidak terlihat jelas, kualitas kamera, pergerakan kamera yang cepat, kejelasan objek terhalang oleh objek lain, serta spesifikasi *smartphone* yang digunakan. Oleh karena itu untuk penelitian selanjutnya sangat disarankan untuk dilakukan penambahan pada kekayaan data dengan banyak variasi serta teknik augmentasi lain. Selain itu perlu untuk menyesuaikan konfigurasi model seperti jumlah *epochs* dalam proses *training* pada model namun tetap mempertimbangkan kebutuhan terhadap penelitian.

5. Penutup

Model *YOLOv8n* yang telah dilatih menggunakan dataset uang rupiah kertas emisi 2022 dengan 10 *epochs* pada proses pelatihan menunjukkan performa yang cukup baik. Model ini mencapai rata-rata sekitar 0.994 pada *mAP50* dan 0.955 pada *mAP50-95*. Selain itu, untuk keseluruhan kelas pada *dataset*, model ini memiliki nilai *precision* sebesar 0.988, nilai *recall* sebesar 0.993, dan nilai *accuracy* sekitar 0.98. Ini menunjukkan bahwa model sudah cukup mumpuni untuk melakukan deteksi nominal pada uang rupiah kertas.

Aplikasi Android yang sudah dikembangkan memiliki performa yang cukup baik di keadaan yang memadai seperti pencahayaan yang cukup dan urang rupiah kertas terlihat jelas. Namun beberapa kendala dapat dirasakan ketika aplikasi dihadapkan pada keadaan yang kurang

memadai baik dalam faktor cahaya ataupun faktor lainnya yang dapat mengurangi kemampuan model untuk mendekripsi nominal uang rupiah kertas. Aplikasi ini diharapkan dapat berkontribusi dalam ranah teknologi asistif sebagai alat bantu untuk tunanetra dalam proses transaksi terkhusus dalam mengenali uang rupiah kertas dan diharapkan dapat meningkatkan kualitas hidup bagi tunanetra.

Dari hasil penelitian ini, disarankan untuk penelitian selanjutnya menggunakan data latih yang lebih variatif baik dalam segi kualitas ataupun kuantitas serta menggunakan iterasi yang lebih banyak untuk mendapatkan model dengan performa yang baik. Disamping itu pengembangan pada aplikasi juga perlu dilakukan dalam rangka mengoptimalkan performa aplikasi dan mengatasi permasalahan yang ada pada saat proses deteksi serta dapat diuji coba langsung kepada tunanetra sebagai pengguna yang mana tidak dilakukan dalam penelitian ini karena hanya berfokus kepada pengimplementasian model dan mengamati perilaku dari model.

6. Referensi

- [1] A. M. Ramli and S. Gatra, "Fasilitas Akses Penyandang Tuna Netra atas Objek Hak Cipta Berdasar Marrakesh Treaty," *Kompas*. Accessed: May 22, 2023. [Online]. Available: [https://nasional.kompas.com/read/2023/01/15/16070311/fasilitas-akses-penyandang-tunana...?page=all](https://nasional.kompas.com/read/2023/01/15/16070311/fasilitas-akses-penyandang-tunana...)
- [2] A. Hermawan, L. Lianata, Junaedi, and A. R. K. Maranto, "Implementasi Machine Learning Sebagai Pengenal Nominal Uang Rupiah dengan Metode YOLOv3," *SATIN - Sains dan Teknologi Informasi*, vol. 8, no. 1, pp. 12–22, Jun. 2022, doi: 10.33372/stn.v8i1.816.
- [3] A. P. Anto, Z. Abidin, and A. B. Utomo, "Identifikasi Nominal Uang Kertas Untuk Tuna Netra Berbasis Mikrokontroller Dengan Sistem Suara," *JEECOM: Journal of Electrical Engineering and Computer*, vol. 2, no. 2, pp. 1–6, Oct. 2020, doi: 10.33650/jecom.v2i2.1303.
- [4] A. Fachri, "Teori Uang Dalam Perspektif Abu Hamid Al-Ghazali dan Jhon Maynard Keynes serta Relevansinya terhadap Sistem Keuangan di Indonesia," UIN Raden Intan Lampung, 2017.
- [5] L. Kurniawati, S. K. Risandriya, and H. Wijanarko, "Pendeteksi Nominal Uang Kertas bagi Penyandang Tunanetra Menggunakan Neural Network," *Journal of Applied Electrical Engineering*, vol. 3, no. 2, pp. 39–43, Dec. 2019, doi: 10.30871/jaee.v3i2.1821.
- [6] O. Simeone, "A Brief Introduction to Machine Learning for Engineers," *Foundations and Trends® in Signal Processing*, vol. 12, no. 3–4, pp. 200–431, 2018, doi: 10.1561/2000000102.
- [7] C.-Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H.-Y. M. Liao, "YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors," in *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, Jun. 2023, pp. 7464–7475. doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00721.
- [8] Ultralytics, "Ultralytics - YOLOv8," *Github*, Accessed: Oct. 30, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- [9] B. Selcuk and T. Serif, "A Comparison of YOLOv5 and YOLOv8 in the Context of Mobile UI Detection," 2023, pp. 161–174. doi: 10.1007/978-3-031-39764-6_11.
- [10] Z. S. Jannah and F. A. Sutanto, "Implementasi Algoritma YOLO (You Only Look Once) Untuk Deteksi Rias Adat Nusantara," *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 3, p. 1490, Oct. 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i3.2421.
- [11] P. A. Lestari Zakaria, M. Zainal, and M. Masnur, "Pengenalan Nilai Mata Uang Kertas Untuk Tunanetra Berbasis Android," *Jurnal Sintaks Logika*, vol. 3, no. 3, pp. 40–44, Sep. 2023, doi: 10.31850/jsilog.v3i3.2587.
- [12] K. M. Azhar, I. Santoso, and Y. A. A. Soetrisno, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN ALGORITMA YOLO DALAM SISTEM Pendeteksi UANG KERTAS RUPIAH BAGI PENYANDANG LOW VISION,"

- Transient: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, vol. 10, no. 3, pp. 502–509, Sep. 2021, doi: 10.14710/transient.v10i3.502-509.
- [13] F. Agustina, "Deteksi Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Algoritma YOLO Berbasis Android," *Jurnal Ilmiah Infokam*, vol. 18, no. 2, pp. 70–78, Dec. 2022, doi: 10.53845/infokam.v18i2.320.
- [14] M. R. Sholahuddin *et al.*, "Optimizing YOLOv8 for Real-Time CCTV Surveillance: A Trade-off Between Speed and Accuracy," *Jurnal Online Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 261–270, Dec. 2023, doi: 10.15575/join.v8i2.1196.
- [15] Teamkito Labs, "Uang Computer Vision Project," Teamkito Labs. Accessed: Oct. 12, 2024. [Online]. Available: <https://universe.roboflow.com/teamkito-labs/uang-wfprv>
- [16] H. Huang, B. Wang, J. Xiao, and T. Zhu, "Improved small-object detection using YOLOv8: A comparative study," *Applied and Computational Engineering*, vol. 41, no. 1, pp. 80–88, Feb. 2024, doi: 10.54254/2755-2721/41/20230714.
- [17] M. Hussain, *YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-To Detectors for Real-time Vision*. 2024. doi: 10.48550/arXiv.2407.02988.
- [18] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, "A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model," *Procedia Comput Sci*, vol. 181, pp. 526–534, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.
- [19] K. KOCAKANAT and T. SERİF, "Turkish Traffic Sign Recognition: Comparison of Training Step Numbers and Lighting Conditions," *European Journal of Science and Technology*, Nov. 2021, doi: 10.31590/ejosat.1015972.