

Deteksi Keaslian Uang Rupiah Menggunakan YOLOv11 Berbasis

Android

1st Priambudi Agustian

Teknologi Informasi

Telkom University Surabaya

Surabaya, Indonesia

priambudiagustian@student.telkom
university.ac.id

2nd Yohanes Setiawan

Teknologi Informasi

Telkom University Surabaya

Surabaya, Indonesia

yohanessetiawan@telkomuniversit
y.ac.id

3rd Farah Zakiyah Rahmanti

Teknologi Informasi

Telkom University Surabaya

Surabaya, Indonesia

farahzakiyah@telkomuniversity.ac.
id

Abstrak

Mata uang merupakan alat tukar yang penting dalam kehidupan sehari-hari serta berperan sebagai identitas suatu negara. Namun, peredaran uang palsu masih menjadi masalah signifikan, dengan temuan antara 8.000 hingga 32.000 lembar per bulan pada periode Mei 2023 hingga Mei 2024. Rendahnya kewaspadaan masyarakat serta ketergantungan pada metode manual seperti dilihat, diraba, dan diterawang (3D) mendorong kebutuhan akan solusi teknologi yang lebih praktis dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi pendeteksi keaslian uang berbasis algoritma YOLOv11, yang mampu mengidentifikasi fitur keamanan uang seperti *watermark* dan benang pengaman. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 6.380 citra digital uang Rupiah, yang dibagi menjadi data pelatihan (80%), validasi (10%), dan pengujian (10%). Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model terbaik dicapai pada percobaan kedua dengan nilai mAP sebesar 0,786 untuk kelas uang asli dan 0,785 untuk kelas uang palsu. Selain itu, aplikasi mampu mendeteksi keaslian uang secara akurat dalam 10 kali pengujian menggunakan kamera secara *real-time*. Dengan hasil ini, sistem yang dikembangkan dapat menjadi solusi praktis dan mandiri dalam membantu masyarakat mengenali keaslian uang Rupiah.

Kata kunci: mata uang, pemalsuan uang, YOLOv11, deteksi keaslian uang, *real-time*

I. PENDAHULUAN

Mata uang memiliki peran penting sebagai alat tukar dan identitas negara, termasuk Rupiah sebagai mata uang resmi Indonesia[1]. Namun, tingginya peredaran uang membuka peluang terjadinya pemalsuan. Data Bank Indonesia menunjukkan bahwa sepanjang Mei 2023 hingga Mei 2024 terdapat antara 8.000 hingga 32.000 lembar uang palsu yang ditemukan setiap bulan, dengan rasio 1–5 lembar palsu per 1 juta lembar yang beredar[2]. Berdasarkan UU No. 7 Tahun 2011, pemalsuan uang merupakan tindakan ilegal yang merugikan masyarakat dan melemahkan kepercayaan terhadap Rupiah[3].

Kurangnya kewaspadaan masyarakat dalam memeriksa keaslian uang menjadi salah satu penyebab utama tingginya peredaran uang palsu. Metode manual seperti dilihat, diraba, dan diterawang (3D) dinilai belum cukup efektif bagi sebagian besar masyarakat[3]. Oleh karena itu, diperlukan solusi berbasis teknologi yang mudah diakses dan efisien.

Penelitian ini mengembangkan aplikasi *android* berbasis algoritma YOLOv11 untuk mendeteksi fitur keamanan uang, seperti *watermark* dan benang pengaman. Sistem diuji menggunakan dataset uang asli dan palsu dan dievaluasi dengan *confusion matrix* untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Dengan dukungan *platform android*, aplikasi ini diharapkan menjadi alat bantu yang praktis dalam memverifikasi keaslian uang secara mandiri dan akurat.

II. KAJIAN TEORI

Kajian teori bertujuan untuk menjelaskan landasan konseptual dan teknis yang relevan dengan penelitian mengenai deteksi keaslian uang menggunakan YOLOv11 pada aplikasi *android*. Pembahasan teori disusun berdasarkan variabel utama dalam penelitian.

A. Mata Uang dan Fitur Keamanan Uang Rupiah

Mata uang berfungsi sebagai alat tukar resmi dalam transaksi ekonomi serta identitas suatu negara[4]. Rupiah sebagai mata uang resmi Indonesia memiliki berbagai fitur keamanan untuk mencegah pemalsuan. Fitur-fitur tersebut meliputi *watermark*, benang pengaman, cetak mikro, tinta yang berubah warna, serta nomor seri unik. Pemeriksaan manual dilakukan dengan metode 3D (Dilihat, Diraba, Diterawang)[2], namun memiliki keterbatasan efektivitas, sehingga diperlukan sistem bantu berbasis teknologi.

B. YOLO (You Only Look Once)

YOLO adalah algoritma deteksi objek berbasis *deep learning* yang mengubah pendeteksian objek yang dirancang untuk memberikan hasil secara *real-time*[5]. YOLO bekerja dengan membagi citra menjadi *grid* dan melakukan prediksi *bounding box* serta *confidence score* dalam satu tahap komputasi[6]. Keunggulan YOLO adalah kecepatan tinggi dan kemampuan *real-time*, menjadikannya cocok untuk aplikasi pada perangkat bergerak seperti *smartphone*.

C. YOLOv11

YOLOv11 merupakan versi terbaru dari YOLO yang mengungkap peningkatan dalam efisiensi parameter, akurasi deteksi, dan kecepatan inferensi. Arsitektur YOLOv11 mengadopsi modul C3k2, SPPF, dan C2PSA untuk memperkuat kemampuan mendeteksi objek kecil, objek terhalang, serta meningkatkan fokus spasial[7]. YOLOv11 memiliki performa unggul dalam hal mAP (*mean Average Precision*) dan *latency* yang rendah, sangat sesuai untuk deteksi keaslian fitur uang dalam kondisi pencahayaan dan orientasi yang beragam.

D. Confusion Matrix

Evaluasi kinerja model deteksi dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang mengukur hasil klasifikasi menjadi empat kategori: *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN)[8]. Dari matrix ini diturunkan beberapa metrik penting:

- Accuracy: Proporsi prediksi benar terhadap seluruh data.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}$$

- Precision: Proporsi prediksi positif yang benar-benar tepat.

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Recall: Proporsi data positif yang berhasil terdeteksi.

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- F1-score: Harmonik dari precision dan recall, digunakan untuk evaluasi seimbang.

$$f1 = 2 * \frac{precision * recall}{precision + recall}$$

Metrik-metrik ini digunakan untuk mengevaluasi performa deteksi keaslian uang antara kelas “asli” dan “palsu”.

E. Android

Android merupakan sistem operasi berbasis Linux yang mendominasi pasar smartphone global[9]. Dengan sifat open-source dan ekosistem aplikasi yang luas, Android menjadi platform ideal untuk pengembangan aplikasi deteksi uang karena mudah diakses oleh masyarakat. Aplikasi Android dalam penelitian ini dibangun menggunakan Android Studio, CameraX untuk akses kamera, dan model TensorFlow Lite (TFLite) agar model YOLOv11 dapat berjalan efisien di perangkat mobile.

F. Roboflow

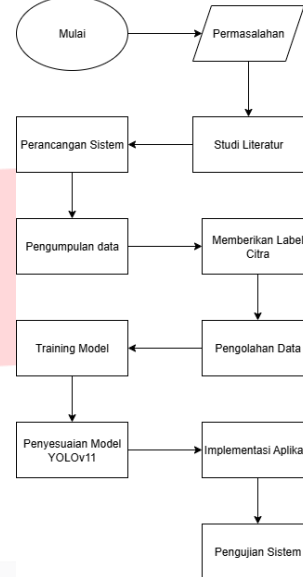
Roboflow adalah platform untuk anotasi dan manajemen dataset deteksi objek[10]. Dalam penelitian ini, Roboflow digunakan untuk labeling data, preprocessing (seperti *auto-orient*, *cropping*, *resizing*), dan *augmentasi* citra agar model

lebih robust terhadap variasi nyata di lapangan. Dengan pengelolaan data yang baik, kualitas pelatihan model dapat ditingkatkan secara signifikan.

III. METODE

A. Sistema Penyelesaian Masalah

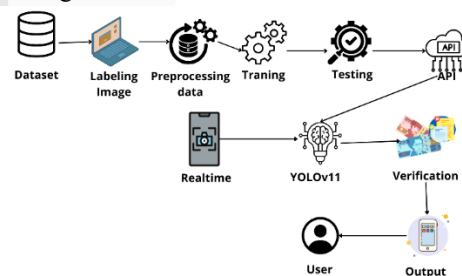
Sistematika penyelesaian masalah dalam penelitian ini dimulai dari identifikasi masalah hingga penyelesaian akhir, yang digambarkan pada 1



Gambar 3.1 Sistema Penyelesaian Masalah

Penelitian ini diawali dengan mengidentifikasi permasalahan terkait maraknya peredaran uang palsu di masyarakat dan keterbatasan masyarakat dalam memverifikasi keaslian uang secara mandiri. Untuk memperkuat dasar teori dan metodologi, dilakukan studi literatur terhadap berbagai penelitian terdahulu yang berkaitan dengan teknologi deteksi objek, *deep learning*, serta implementasi sistem pengenalan visual berbasis android. Literatur juga mencakup studi tentang struktur dan fitur keamanan uang Rupiah, serta pemanfaatan algoritma YOLO (*You Only Look Once*) dalam berbagai kasus deteksi citra.

B. Perancangan Sistem



Gambar 3.2 Perancangan Sistem

Perancangan sistem ini bertujuan membangun alur kerja pendeteksian keaslian uang Rupiah secara *real-time* menggunakan teknologi YOLOv11 yang diintegrasikan ke dalam aplikasi android. Proses dimulai dari pengumpulan dataset citra uang asli dan palsu dengan variasi kondisi, kemudian dilakukan pelabelan fitur visual menggunakan

Roboflow. Data yang telah diberi anotasi selanjutnya diproses melalui teknik augmentasi (rotasi, blur, pencahayaan) sebelum digunakan dalam pelatihan model YOLOv11. Dataset dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji untuk memastikan evaluasi yang objektif. Model terbaik dievaluasi menggunakan metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mAP@0.5*, lalu dikonversi ke format *TensorFlow Lite* (TFLite) dan diintegrasikan ke aplikasi melalui API. Sistem memanfaatkan kamera ponsel untuk mendeteksi uang secara langsung, kemudian menampilkan hasil klasifikasi dalam bentuk *bounding box* dan label, serta memberikan informasi verifikasi kepada pengguna mengenai keaslian uang. Sistem ini dirancang agar dapat berjalan secara efisien, *offline*, dan mudah digunakan.

C. Pengumpulan Data

Data utama yang digunakan berupa citra uang Rupiah pecahan Rp50.000 dan Rp100.000 dalam kondisi asli dan palsu. Pengumpulan data dilakukan secara langsung melalui dokumentasi kamera ponsel dari mitra toko yang pernah menerima uang palsu. Gambar diambil dari berbagai sudut, pencahayaan, dan kondisi fisik uang untuk menambah variasi data dan mencerminkan kondisi nyata.

D. Pemberian Label Citra

Setelah citra uang dikumpulkan, tahap berikutnya adalah pelabelan menggunakan *platform Roboflow*. Setiap gambar dianotasi berdasarkan 12 fitur keamanan visual, seperti benang pengaman, watermark, tinta berubah warna, dan gambar tersembunyi. Fitur-fitur ini ditandai menggunakan *bounding box* untuk membedakan posisi dan jenisnya. Seperti pada gambar 3.3



Gambar 3.3 Label Citra Uang Asli

Selanjutnya, gambar-gambar tersebut diklasifikasikan ulang menjadi dua kelas utama: asli dan palsu. Terlihat pada gambar 3.4



Gambar 3.4 Label Citra Klasifikasi Ulang

Uang dikategorikan sebagai asli apabila mayoritas fitur keamanannya lengkap, jelas, dan berada di posisi yang sesuai. Sebaliknya, jika fitur tidak lengkap, palsu, atau tiruan, maka gambar masuk ke kelas palsu. Dengan klasifikasi ini, model hanya perlu mengenali keaslian uang secara menyeluruh, bukan berdasarkan fitur satu per satu, sehingga proses inferensi menjadi lebih efisien dan ringan untuk perangkat *android*.

E. Pengolahan Data

Proses pengolahan data dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum dimasukkan ke tahap pelatihan model. Tahapan ini meliputi augmentasi data (rotasi, *blur*, *brightness*, *flipping*) dan konversi format ke YOLOv11. Dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian: 80% data latih, 10% validasi, dan 10% uji.

F. Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur YOLOv11n, varian ringan dari YOLOv11 yang cocok untuk perangkat mobile. Proses pelatihan dilakukan dengan lima variasi konfigurasi hyperparameter (jumlah epoch dan *optimizer*). Selama pelatihan, performa model dimonitor berdasarkan *mAP@0.5* dan *loss function*.

G. Penyesuaian Model YOLOv11

Setelah mendapatkan model terbaik berdasarkan evaluasi metrik (*precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mAP*), model dikonversi ke format *TensorFlow Lite* agar kompatibel dengan perangkat *android*. Penyesuaian juga dilakukan terhadap ukuran model dan struktur input-output agar proses inferensi berjalan cepat dan efisien.

H. Implementasi Aplikasi

Model YOLOv11 yang telah dikonversi diintegrasikan ke dalam aplikasi Android menggunakan Android Studio. Aplikasi dikembangkan dengan *framework CameraX* untuk menangkap citra secara *real-time*, kemudian menampilkan *bounding box* dan klasifikasi langsung di layar pengguna.

I. Pengujian Sistem

Sistem diuji di beberapa perangkat *android* dengan spesifikasi berbeda. Pengujian meliputi aspek akurasi deteksi uang asli dan palsu, kecepatan proses inferensi, serta ketahanan sistem terhadap variasi pencahayaan dan orientasi uang. Hasil pengujian menjadi dasar dalam menyimpulkan efektivitas sistem dalam konteks penggunaan nyata.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem berbasis *Android* yang mampu mendeteksi keaslian uang Rupiah pecahan Rp50.000 dan Rp100.000 dengan menggunakan algoritma YOLOv11. Untuk mencapai sistem yang handal dan efisien, dilakukan proses pelatihan model deteksi objek

dengan berbagai konfigurasi, evaluasi performa model, serta implementasi ke dalam aplikasi mobile. Bab ini memaparkan hasil tersebut secara sistematis dan mendalam.

A. Hasil Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan dataset hasil dokumentasi lapangan yang telah dianotasi menggunakan Roboflow. Dataset tersebut terdiri atas 12 kelas fitur visual pada uang, baik asli maupun palsu, yang kemudian direklasifikasi menjadi dua kelas utama yaitu: *asli* dan *palsu*. Model YOLOv11n digunakan karena ringan dan efisien untuk perangkat mobile. Lima percobaan pelatihan dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh hyperparameter seperti jumlah epoch dan jenis optimizer terhadap performa model.

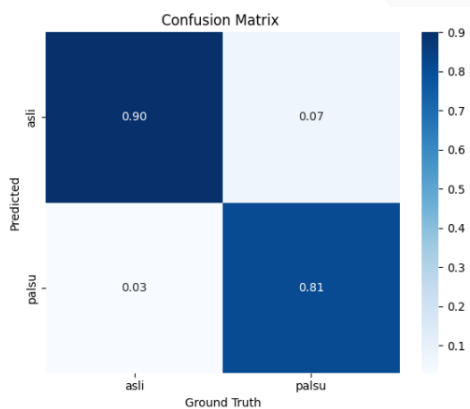
Tabel 4.1 Hasil pelatihan model

| Percobaan | Epoch | Optimizer | mAP Asli | mAP Palsu |
|-----------|-------|-----------|----------|-----------|
| 1 | 100 | - | 0.725 | 0.725 |
| 2 | 100 | - | 0.786 | 0.786 |
| 3 | 100 | Adam | 0.764 | 0.764 |
| 4 | 100 | SGD | 0.805 | 0.805 |
| 4 | 50 | - | 0.876 | 0.876 |

Hasil menunjukkan bahwa percobaan ke-2 memberikan performa paling stabil dengan nilai mAP rata-rata 0.785, serta distribusi deteksi antara dua kelas yang seimbang. Sementara pada percobaan ke-5, meskipun deteksi uang asli tinggi (mAP = 0.876), deteksi uang palsu lebih rendah (mAP = 0.724), yang dapat meningkatkan risiko *false negative*.

B. Evaluasi Model

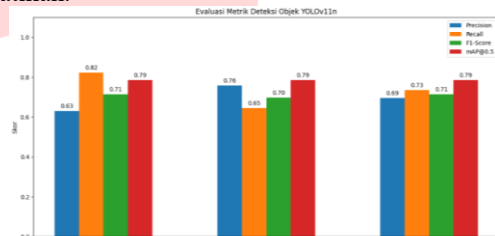
Untuk menganalisis lebih dalam performa model dalam klasifikasi dua kelas utama, yaitu asli dan palsu, digunakan *confusion matrix* serta metrik turunan seperti *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *mean Average Precision* (mAP@0.5). Evaluasi ini dilakukan terhadap model terbaik dari percobaan ke-2 yang sebelumnya menunjukkan performa pelatihan paling stabil. Tujuan dari evaluasi ini adalah untuk mengetahui seberapa akurat dan seimbang model dalam mengenali ciri-ciri visual uang asli maupun uang palsu dalam data uji



Gambar 4.1 Confusion Matrix

Percobaan kedua dan percobaan kelima menjadi dua kandidat kuat karena sama-sama menunjukkan nilai mAP yang tinggi. Percobaan kedua menghasilkan mAP rata-rata sebesar 0.785, sementara percobaan kelima mencapai mAP rata-rata 0.800. Namun demikian, pemilihan model terbaik tidak hanya didasarkan pada mAP secara absolut, tetapi juga mempertimbangkan stabilitas performa antar kelas, serta proporsi error (*false positive* dan *false negative*) yang berdampak langsung pada akurasi sistem dalam konteks nyata.

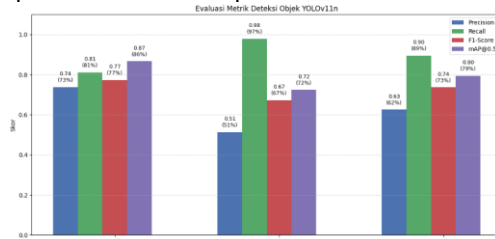
Berdasarkan hasil pengujian, model dari percobaan ke-2 menghasilkan *confusion matrix* dengan distribusi prediksi yang cukup merata. Sebanyak 90% dari uang asli berhasil dikenali dengan benar sebagai asli, sedangkan 7% di antaranya salah diklasifikasikan sebagai uang palsu (*false negative*). Sementara itu, pada kelas uang palsu, sistem berhasil mengidentifikasi 81% dengan benar, sedangkan 3% sisanya salah dikenali sebagai uang asli (*false positive*). Distribusi kesalahan ini menunjukkan bahwa sistem relatif seimbang dalam mengenali kedua kelas, meskipun masih terdapat beberapa kasus kesalahan klasifikasi yang perlu diperhatikan.



Gambar 4.2 Evaluasi Matrix Percobaan 2

Secara numerik, performa model pada percobaan ke-2 ditunjukkan melalui metrik evaluasi sebagai berikut: *precision* kelas asli sebesar 0.631, *recall* sebesar 0.824, dan *F1-score* sebesar 0.713. Pada kelas palsu, *precision* mencapai 0.759, *recall* sebesar 0.645, dan *F1-score* sebesar 0.697. Nilai rata-rata dari ketiga metrik ini menghasilkan *F1-score* sebesar 0.714 dan mAP@0.5 sebesar 0.785, yang mencerminkan kualitas model dalam mengidentifikasi fitur visual objek dan memberikan prediksi yang seimbang antara dua kelas.

Nilai *recall* yang tinggi pada kelas asli mengindikasikan bahwa sebagian besar uang asli dapat dikenali dengan baik oleh sistem. Hal ini penting karena meminimalkan kemungkinan pengguna menerima informasi keliru terhadap uang yang sah. Namun demikian, nilai *precision* yang lebih tinggi pada kelas palsu menunjukkan bahwa sistem cenderung lebih tegas dan berhati-hati dalam menyatakan suatu objek sebagai uang palsu, yang merupakan keunggulan dalam konteks pencegahan penyebaran uang palsu. Meskipun *recall* pada kelas palsu masih berada di angka 64.5%, proporsi ini masih dapat diterima sebagai tahap awal implementasi, dengan potensi peningkatan melalui penyempurnaan dataset maupun arsitektur model.



Gambar 4.3 Evaluasi Matrix Percobaan 5



Dibandingkan dengan percobaan lainnya, terutama percobaan ke-5 yang mencatat nilai mAP lebih tinggi, model pada percobaan ke-2 justru menawarkan performa yang lebih stabil. Meskipun percobaan ke-5 menunjukkan akurasi tinggi dalam mendeteksi uang asli (*recall* mencapai 91%), model tersebut memiliki kelemahan signifikan dalam mendeteksi uang palsu, yang ditunjukkan dengan banyaknya kasus *false positive* dan nilai *F1-score* kelas palsu yang jauh lebih rendah. Hal ini dapat berdampak serius jika diterapkan di dunia nyata, karena memungkinkan uang palsu lolos dari deteksi dan dianggap asli oleh sistem.

Dengan demikian, model dari percobaan ke-2 dipilih sebagai model terbaik untuk diimplementasikan dalam aplikasi *android* karena memiliki distribusi performa yang seimbang antara kedua kelas, nilai *F1-score* yang cukup tinggi, serta kesalahan prediksi yang lebih terkontrol. Stabilitas ini menjadi kunci keberhasilan sistem dalam memberikan hasil yang andal dan konsisten kepada pengguna, terutama dalam konteks pemeriksaan uang secara *real-time* menggunakan kamera *smartphone*.

C. Hasil Implementasi Aplikasi

Setelah model dikonversi ke format TensorFlow Lite, pengujian aplikasi *android* dilakukan pada *smartphone*.

Tabel 4.2 Hasil deteksi

| No | Hasil Deteksi | Keterangan |
|----|---|---|
| 1 |  | Pada citra tersebut aplikasi berhasil mengidentifikasi label asli pada nominal Rp.100.000 |
| 2 |  | Pada citra tersebut aplikasi berhasil mengidentifikasi label palsu pada uang palsu nominal Rp.100.000 |

| | | |
|---|---|--|
| 3 |  | Pada citra tersebut aplikasi berhasil mengidentifikasi label palsu pada uang palsu nominal Rp.50.000 |
| 4 |  | Pada citra tersebut aplikasi berhasil mengidentifikasi label asli pada nominal Rp.50.000 |

Aplikasi berhasil mendeteksi fitur keamanan uang secara *real-time* menggunakan *smartphone*. Fitur-fitur seperti *watermark*, benang pengaman, dan logo bank indonesia berhasil dikenali dan ditampilkan dalam bentuk *bounding box* dengan label prediksi.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengembangkan sebuah sistem deteksi keaslian uang Rupiah berbasis aplikasi *Android* dengan menggunakan algoritma deteksi objek YOLOv11. Sistem ini mampu mendeteksi fitur keamanan pada uang kertas, seperti watermark, benang pengaman, dan logo bank, yang digunakan sebagai indikator keaslian. Berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi model menggunakan dataset citra uang asli dan palsu, model YOLOv11n menunjukkan performa yang cukup baik dengan nilai precision sebesar 0.695, recall sebesar 0.735, dan F1-score sebesar 0.714. Model terbaik dipilih dari percobaan ke-2 karena memberikan hasil yang paling seimbang antara akurasi deteksi uang asli dan palsu.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu beroperasi secara *real-time* di perangkat *android* dengan mendeteksi objek langsung dari tangkapan kamera tanpa

memerlukan koneksi ke server eksternal. Sistem ini memberikan solusi yang praktis dan efisien untuk masyarakat dalam memverifikasi keaslian uang, khususnya pecahan Rp50.000 dan Rp100.000, tanpa harus bergantung pada alat khusus atau prosedur manual.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa implementasi YOLOv11 dalam aplikasi *android* dapat menjadi alternatif yang layak dan aplikatif untuk membantu mengurangi peredaran uang palsu di masyarakat. Ke depannya, pengembangan lebih lanjut dapat diarahkan pada penambahan fitur pelaporan, perluasan nominal yang didukung, serta optimasi model agar lebih efisien pada perangkat dengan spesifikasi rendah.

REFERENSI

- [1] F. Ariyanti, "Uang Palsu Merajalela, Paling Banyak Rp 100 Ribu & Rp 50 Ribu," *Liputan 6*. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/bisnis/read/2119823/uang-palsu-merajalela-paling-banyak-rp-100-ribu-amp-rp-50-ribu>
- [2] T. Felisiani, "Menggiurkan Biaya Produksi Cetak Uang Palsu Rp 100 Ribu di UIN Alauddin Makassar hanya Rp 56 Rib Menggiurkan Biaya Produksi Cetak Uang Palsu Rp 100 Ribu di UIN Alauddin Makassar hanya Rp 56 Ribu," *Tribunnews*. [Online]. Available: https://www.tribunnews.com/regional/2024/12/24/menggiurkan-biaya-produksi-cetak-uang-palsu-rp-100-ribu-di-uin-alauddin-makassar-hanya-rp-56-ribu?lgn_method=google&google_btn=onetap
- [3] M. R. Alfarizi and M. Z. Al-farish, "PENGUNAAN PYTHON SEBAGAI BAHASA PEMROGRAMAN UNTUK MACHINE LEARNING DAN DEEP LEARNING," vol. 2, pp. 1–6, 2023.
- [4] T. C. Fakta, "Waspada Peredaran Uang Palsu Saat Kampanye Pilkada 2024, Begini Cara Mengenalinya," *Liputan 6*. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/cek-fakta/read/5778072/waspada-peredaran-uang-palsu-saat-kampanye-pilkada-2024-begini-cara-mengenalinya%0A>
- [5] J. S. W. Hutauruk, T. Matulatan, and N. Hayaty, "Deteksi Kendaraan secara Real Time menggunakan Metode YOLO Berbasis Android," *J. Sustain. J. Has. Penelit. dan Ind. Terap.*, vol. 9, no. 1, pp. 8–14, 2020, doi: 10.31629/sustainable.v9i1.1401.
- [6] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A Review of Yolo Algorithm Developments," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 199, pp. 1066–1073, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2022.01.135.
- [7] E. Nhancements, "Yolo 11: a o k a e," vol. 2024, pp. 1–9, 2024.
- [8] M. Opencv *et al.*, "Perancangan Aplikasi Pendeteksi Uang Kertas Asli / Palsu," vol. 2, no. 2, pp. 184–188, 2024.
- [9] V. Quick *et al.*, "Preserving farm freshness: Consumer preferences for local value-added products at urban farmers markets," *J. Agric. Food Syst. Community Dev.*, vol. 11, no. 2, pp. 113–134, 2022, doi: 10.5304/jafscd.2022.112.004.
- [10] M. Nurudin, W. Jayanti, R. D. Saputro, M. P. Saputra, and Y. Yulianti, "Pengujian Black Box pada Aplikasi Penjualan Berbasis Web Menggunakan Teknik Boundary Value Analysis," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 4, no. 4, p. 143, 2019, doi: 10.32493/informatika.v4i4.3841.