

PROTOTIPE FUNGSIONAL DETEKSI DAN PENGHITUNG UANG BERBASIS *DEEP LEARNING*: SOLUSI TUNANETRA DI KALIMANTAN SELATAN

Muhammad Kaspul Anwar

Universitas Islam Negeri Antasari

mkasplanwar@gmail.com

Andri Rahmadani

Universitas Lambung Mangkurat

andriahmadani06@gmail.com

Muhammad Lutfan

Universitas Islam Negeri Antasari

mlutfan048@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini mengembangkan prototipe deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning* dengan menggunakan kerangka *YOLO v8* untuk membantu tunanetra mengenali dan menghitung uang rupiah. Model ini dilatih dengan *dataset* yang terdiri dari 2877 gambar mata uang rupiah yang diambil dari berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang. Pengujian dilakukan dalam empat skenario utama: deteksi dalam kondisi pencahayaan normal, deteksi dalam kondisi minim pencahayaan, identifikasi kertas berwarna dalam kondisi normal, dan identifikasi kertas berwarna dalam kondisi minim pencahayaan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi di atas 85% dalam mendeteksi uang rupiah baik dalam kondisi pencahayaan normal maupun minim. Selain itu, model juga menunjukkan akurasi di atas 85% dalam membedakan antara uang rupiah dan kertas berwarna, baik dalam kondisi pencahayaan normal maupun minim. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa model deteksi dan penghitung uang berbasis *YOLO v8* dapat menjadi alat bantu yang efektif dan andal bagi tunanetra, serta memiliki potensi untuk diterapkan dalam aplikasi yang lebih luas.

Kata Kunci: Deteksi, Penghitung, Tunanetra, *Deep Learning*,.

A. PENDAHULUAN

1. Latar Belakang Masalah

Dalam beberapa tahun terakhir, kondisi penyandang tunanetra di Indonesia menunjukkan data yang mengkhawatirkan. Berdasarkan Survei Ekonomi Nasional (Susenas) tahun 2020, terdapat 28,05 juta penyandang disabilitas di Indonesia, yang setara dengan 10,38 persen dari populasi nasional (Dian Furwasyih et al., 2023; Izzah & Supriyadi, 2023; Puspitasari et al., 2023a). Dengan prevalensi bahwa satu dari sepuluh penduduk adalah difabel, Indonesia memiliki prevalensi disabilitas tertinggi di Asia Tenggara menurut *United Nations Economic and Social Commission for Asia and the Pacific* (UNESCAP) (Vipulaguna et al., 2022)(Puspitasari et al., 2023b). Secara spesifik, pada tahun 2015, jumlah penyandang tunanetra tercatat data dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Kementerian Sosial menunjukkan bahwa jumlah penyandang tunanetra di Indonesia terus mengalami peningkatan sebanyak 1,5 juta orang, dan angka ini meningkat menjadi sekitar 1,8 juta pada tahun 2020 (Pradana & Sula, 2023). Khususnya peningkatan penyandang tunanetra yang berada di Kalimantan Selatan yang meningkat setiap tahunnya.

Peningkatan jumlah penyandang tunanetra tiap tahunnya di Indonesia menambah kompleksitas tantangan sehari-hari yang mereka hadapi, terutama dalam mengenali uang kertas, yang merupakan alat transaksi esensial (Jawale et al., 2023a). Kesulitan dalam membedakan nominal uang kertas tidak hanya mempersulit transaksi, tetapi juga meningkatkan risiko penipuan dan kesalahan dalam menerima kembalian (Ganiger et al., 2023; Mr. Chandrashekhara Mankar et al., 2023). Meskipun ada beberapa inisiatif untuk menciptakan produk yang ramah disabilitas, ketersediaannya dan efektivitasnya masih terbatas (Balakrishnan, 2022). Fitur identifikasi pada uang kertas, seperti tanda timbul atau cetakan braille, yang telah diimplementasikan di Indonesia, sering kali tidak konsisten dan sulit diakses, serta cepat mengalami keausan, sehingga mengurangi efektivitasnya (Altaf et al., 2017; Ferrero & Montrucchio, 2024). Akibatnya, pendekatan ini memiliki keterbatasan karena kemampuan individu untuk merasakan pola ukiran pada uang kertas berbeda-beda dan penyandang tunanetra sering kali harus mengandalkan bantuan orang yang berpenglihatan normal untuk memastikan mereka menggunakan nominal yang benar, yang

berdampak pada berkurangnya kemandirian mereka (Hlaing & Gopalakrishnan, 2016; Koti et al., 2023).

Untuk mengatasi tantangan yang dihadapi oleh penyandang tunanetra dalam mengenali dan membedakan nominal uang kertas, diusulkan solusi berupa alat pendeteksi dan penghitung uang berbasis teknologi *Deep Learning* yang saat ini dalam tahap prototipe *hardcode* (Said et al., 2023). Alat ini menggunakan algoritma *Deep Learning* untuk mengenali nominal uang kertas dengan akurasi tinggi melalui pemrosesan citra yang diambil oleh kamera (Pushpa R N, 2023a). Hasil identifikasi disampaikan melalui output suara, memungkinkan tunanetra mengetahui nilai uang tanpa bantuan orang lain. Selain itu, alat ini dapat menghitung total jumlah uang, bahkan untuk uang kertas yang sudah mengalami keausan.

Solusi yang ditawarkan melalui pengembangan model deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning* dengan menggunakan kerangka *YOLO v8* menunjukkan potensi dalam meningkatkan akurasi dan keandalan proses deteksi uang rupiah (Shaikh et al., 2023). Model ini dirancang untuk mengatasi tantangan yang dihadapi oleh tunanetra dalam mengenali uang, dengan kemampuan untuk beroperasi efektif di berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar yang beragam. Keunggulan ini didasarkan pada algoritma *Deep Learning*, yang memungkinkan model untuk belajar dari *dataset* yang bervariasi dan memberikan hasil yang konsisten. Berdasarkan keunggulan-keunggulan tersebut, hipotesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Model ini dapat mengidentifikasi dan menghitung uang dengan tingkat akurasi di atas 85% dalam situasi dengan pencahayaan yang memadai dan sudut pengambilan gambar yang bervariasi
2. Akurasi model deteksi dalam kondisi minim pencahayaan tetap di atas 85%, menunjukkan ketahanan model terhadap variasi pencahayaan.
3. Dalam kondisi normal, diharapkan bahwa model tidak akan salah mendeteksi kertas berwarna sebagai uang, dengan tingkat kesalahan kurang dari 15%.
4. Tingkat kesalahan dalam mendeteksi kertas berwarna sebagai uang akan tetap kurang dari 15%, meskipun ada sedikit peningkatan kesalahan dibandingkan dengan kondisi normal.

Dengan mempertimbangkan keunggulan dan hipotesis yang telah dirumuskan, penelitian ini berupaya memberikan solusi praktis dan efektif bagi tunanetra dalam mendeteksi dan menghitung uang rupiah. Model berbasis *YOLO v8* diharapkan mampu memberikan akurasi tinggi dalam berbagai kondisi pencahayaan serta membedakan dengan baik antara uang dan kertas berwarna. Melalui uji coba yang sistematis, penelitian ini akan mengevaluasi kinerja model untuk memastikan keandalan dan kepraktisannya. Secara keseluruhan, penelitian ini bertujuan meningkatkan kemandirian dan kualitas hidup tunanetra dengan menyediakan alat bantu yang akurat dan mudah digunakan. Hasil penelitian ini diharapkan membuka peluang pengembangan teknologi *Deep Learning* dalam membantu penyandang disabilitas, serta memberikan kontribusi signifikan dalam bidang teknologi asistif dan kecerdasan buatan.

2. Tujuan Penulisan

Tujuan dari penelitian ini dapat dibagi menjadi dua, yaitu tujuan umum dan khusus. Tujuan umum dari penelitian ini adalah mengembangkan dan mengimplementasikan prototipe fungsional untuk deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning* guna membantu tunanetra di Kalimantan Selatan dalam mengenali dan menghitung uang secara mandiri. Adapun tujuan khusus penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang dan mengembangkan prototipe deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning* yang dapat diandalkan dan akurat.
2. Menguji akurasi prototipe tersebut menggunakan *dataset* sebanyak 2877 gambar uang dalam berbagai kondisi.
3. Menganalisis kinerja prototipe dalam mengenali dan menghitung uang pada beberapa kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar yang berbeda.
4. Mengidentifikasi tantangan teknis dalam implementasi *Deep Learning* untuk deteksi dan penghitung uang serta menemukan solusi untuk mengatasinya.

3. Manfaat Penulisan

Penelitian ini mempertimbangkan aspek permasalahan nyata yang dihadapi oleh tunanetra dalam mengenali dan menghitung uang. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki manfaat teoritis dan praktis

a. Manfaat Teoritis

Penelitian ini dapat menjadi landasan dalam penelitian lebih lanjut tentang penerapan teknologi *Deep Learning* untuk mendukung penyandang disabilitas, khususnya dalam konteks pengenalan dan penghitungan uang.

b. Manfaat Praktis

1. Mempermudah tunanetra di Indonesia dalam melakukan transaksi keuangan secara mandiri.
2. Meningkatkan kualitas hidup tunanetra dengan memberikan mereka alat bantu yang dapat meningkatkan kemandirian.
3. Memberikan solusi praktis dan aplikatif yang dapat diadopsi oleh organisasi atau instansi terkait untuk membantu tunanetra di wilayah lain.

4. Batasan Masalah

Dari identifikasi masalah yang ditetapkan dalam penelitian ini, maka dirasa perlu dilakukan pembatasan masalah agar dalam pengkajian yang dilakukan lebih terfokus kepada masalah-masalah yang ingin dipecahkan. Penelitian ini menitikberatkan pada pengembangan dan pengujian prototipe deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning* untuk membantu tunanetra di Indonesia. Pembatasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. *Dataset* Terbatas: Penelitian ini hanya menggunakan *dataset* sebanyak 2877 gambar uang untuk melatih dan menguji prototipe deteksi dan penghitung uang. *Dataset* ini mencakup variasi kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar, tetapi mungkin tidak mencakup seluruh kondisi nyata yang dapat terjadi di lingkungan pengguna.
- b. Kondisi Uji Terbatas: Pengujian akurasi prototipe dilakukan dalam beberapa kondisi tertentu yang telah ditentukan. Penelitian ini tidak mencakup uji lapangan yang luas atau pengujian dalam kondisi ekstrem yang mungkin dihadapi oleh pengguna tunanetra sehari-hari.
- c. Tidak Melibatkan Pengguna Langsung: Penelitian ini tidak mencakup pengumpulan data dari pengguna tunanetra mengenai kepuasan atau kemudahan penggunaan prototipe. Fokus penelitian adalah pada aspek teknis dan akurasi sistem.
- d. Aspek Non-Teknis: Penelitian ini tidak membahas aspek non-teknis seperti aspek sosial, ekonomi, atau kebijakan yang mungkin mempengaruhi adopsi

dan implementasi prototipe di masyarakat. Fokus utama adalah pada pengembangan dan pengujian teknis prototipe.

- e. **Durasi Penelitian:** Penelitian ini dilakukan dalam jangka waktu tertentu yang telah ditetapkan. Oleh karena itu, pengembangan dan pengujian prototipe dilakukan dalam kerangka waktu tersebut, yang mungkin membatasi kemampuan untuk melakukan iterasi atau pengujian lebih mendalam.

B. TINJAUAN PUSTAKA

1. Landasan Teori

a. Teknologi *Deep Learning* dalam Pendeteksian Objek

Pada tahun 1940-an dan 1950-an, konsep jaringan syaraf tiruan pertama kali diperkenalkan oleh Warren McCulloch dan Walter Pitts, yang menggambarkan cara neuron bekerja dalam otak manusia dan mengaplikasikannya dalam bentuk matematis (William W. Hsieh, 2023). Pada tahun 1980-an, terjadi kemajuan signifikan dengan diperkenalkannya algoritma backpropagation oleh Geoffrey Hinton dan rekan-rekannya, yang memungkinkan pelatihan jaringan syaraf tiruan menjadi lebih efisien (A & P A, 2023; Zeng & Long, 2022).

Perkembangan ini diikuti dengan pengenalan jaringan saraf dalam atau *Deep Neural Networks* (DNN) yang memiliki banyak lapisan tersembunyi, memungkinkan model untuk menangkap pola yang lebih kompleks dalam data (Mukhopadhyay & Samanta, 2023). Kemunculan *Graphics Processing Units* (GPU) yang mampu mempercepat proses komputasi secara signifikan juga menjadi pendorong utama. Pada tahun 2012, terobosan besar terjadi ketika AlexNet, sebuah arsitektur *Deep Learning* yang dikembangkan oleh Hinton dan timnya, memenangkan kompetisi *ImageNet* dengan margin yang besar, membuktikan kemampuan superior dari *Deep Learning* dalam tugas pengenalan gambar (Adam et al., 2021).

Deep Learning didasarkan pada konsep jaringan syaraf tiruan, yang terdiri dari lapisan-lapisan neuron yang saling terhubung (Sharma, 2023). Setiap neuron menerima input, mengolahnya melalui fungsi aktivasi, dan meneruskan hasilnya ke neuron di lapisan berikutnya (Almasi, 2023; Chhabra & Goyal, 2023). Proses ini memungkinkan model untuk belajar dari data yang diberikan

dan membuat prediksi atau keputusan berdasarkan pola yang telah dipelajari (Xanthidis et al., 2022).

Salah satu arsitektur utama dalam *Deep Learning* adalah *Convolutional Neural Networks* (CNN) (Putra et al., 2023). *CNN* sangat efektif untuk tugas-tugas pengenalan gambar dan pendeteksian objek karena mampu menangkap fitur spasial dalam data gambar melalui operasi konvolusi (John et al., 2023). *CNN* terdiri dari beberapa lapisan utama, termasuk lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan *fully connected* (Purwono et al., 2023). Lapisan *konvolusi* bertugas mengekstraksi fitur-fitur dari gambar input, sedangkan lapisan *pooling* mengurangi dimensi data dan mengurangi *overfitting*. Lapisan *fully connected* kemudian menggabungkan fitur-fitur ini untuk membuat prediksi akhir (Saleem et al., 2022).

b. YOLOV8 sebagai Metode Pendeteksian

YOLO (You Only Look Once) merupakan salah satu metode pendeteksian objek yang paling populer dan efisien dalam bidang *Deep Learning* (Li et al., 2020). Diperkenalkan oleh Joseph Redmon dan timnya pada tahun 2016, *YOLO* menawarkan pendekatan yang berbeda dari metode pendeteksian objek tradisional (Hussain, 2023). Alih-alih menggunakan metode berbasis wilayah yang memproses gambar dalam dua tahap, *YOLO* menggabungkan pendeteksian dan klasifikasi objek dalam satu tahap komputasi, sehingga memungkinkan deteksi objek dalam waktu nyata dengan kecepatan yang sangat tinggi (Deng et al., 2021; Vaishnavi et al., 2023).

YOLO bekerja dengan cara membagi gambar input menjadi grid yang terdiri dari sel-sel yang lebih kecil (Córdova et al., 2022; Madasamy et al., 2021). Setiap sel dalam grid bertanggung jawab untuk mendeteksi objek yang berada di dalam batasnya dan memprediksi bounding box serta probabilitas nominal objek tersebut (Redmon et al., 2016). Model *YOLO* kemudian menggabungkan informasi dari seluruh sel untuk menghasilkan output akhir berupa lokasi dan nominal dari setiap objek yang terdeteksi dalam gambar (Shen et al., 2023; Yan et al., 2022).

c. Penggunaan Dataset dalam Pelatihan Model Deep Learning

Roboflow adalah sebuah platform yang dirancang untuk membantu para pengembang dan peneliti dalam proses anotasi, augmentasi, dan manajemen *dataset* gambar dan video yang digunakan untuk melatih model-model machine

learning, khususnya dalam bidang computer vision. kami menggunakan *Roboflow* untuk proses anotasi *dataset* gambar mata uang rupiah (Alexandrova et al., 2015). *Dataset* kami terdiri dari 2877 gambar yang mencakup berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang, serta berbagai denominasi mata uang rupiah. Dengan menggunakan *Roboflow*, kami dapat memastikan bahwa *dataset* tersebut diberi label dengan akurat dan efisien, serta menerapkan augmentasi data untuk memperluas variasi *dataset*. Proses ini memungkinkan model *YOLOv8* yang kami kembangkan untuk dilatih dengan data yang beragam dan representatif, yang pada gilirannya meningkatkan akurasi dan keandalannya dalam mendeteksi uang rupiah dalam berbagai kondisi (Mane et al., 2023).

d. Evaluasi Akurasi Model Pendeteksian

Untuk menilai kinerja model *Deep Learning* dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek, beberapa matriks digunakan. Matriks-matriks ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dalam hal akurasi, presisi, daya ingat (*recall*), dan keseimbangan antara keduanya (F1-score) (Oh et al., 2023). Berikut adalah penjelasan tentang matriks-matriks tersebut dan bagaimana mereka digunakan:

1) *Precision*

Precision mengukur seberapa akurat prediksi positif model dibandingkan dengan keseluruhan prediksi positif yang dibuat. Ini dihitung sebagai rasio dari *true positives* (TP) terhadap jumlah *true positives* dan *false positives* (FP).

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

Precision tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan rendah dalam mendeteksi objek yang seharusnya tidak ada.

2) *Recall*

Recall mengukur seberapa baik model dalam mendeteksi semua instance positif dari *dataset*. Ini dihitung sebagai rasio dari *true positives* (TP) terhadap jumlah *true positives* dan *false negatives* (FN).

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

Recall tinggi menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi sebagian besar objek yang ada dalam gambar.

3) F1-Score

F1-Score adalah matriks harmonik antara *precision* dan *recall*, memberikan gambaran keseimbangan antara keduanya. Ini dihitung sebagai:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

F1-Score tinggi menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*.

4) Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah alat visual yang menunjukkan performa model klasifikasi. Ini menggambarkan jumlah *true positives* (TP), *false positives* (FP), *true negatives* (TN), dan *false negatives* (FN) dalam bentuk matriks (Riehl et al., 2023). Berikut adalah struktur dasar dari confusion matrix untuk klasifikasi biner:

Tabel 1: Confusion matrix

(Sumber: Adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Actual Positive</i>	TP	FN
<i>Actual Negative</i>	FP	TN

Confusion Matrix membantu dalam memahami jenis kesalahan yang dibuat oleh model, seperti apakah model cenderung memberikan banyak *false positives* atau *false negatives*.

2. Penelitian Terdahulu

Penelitian ini disusun dan didasarkan dengan penelitian yang sudah ada dan terpercaya. Penelitian terdahulu yang relevan digunakan untuk membantu penulis dalam menyusun dan mengembangkan model yang di uji cobakan. Data penelitian yang digunakan dijabarkan pada tabel 2.

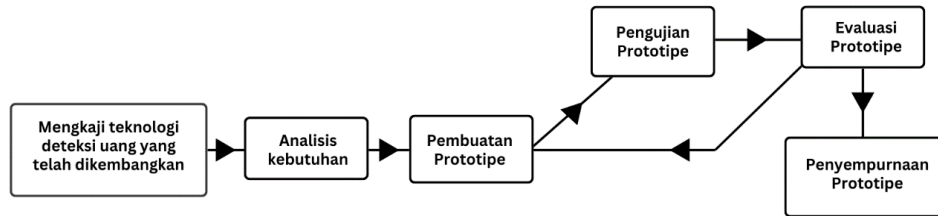
Tabel 2: Penelitian terdahulu yang relevan

No	Nama Penulis dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
----	------------------------	------------------	------------------

1	(Prasad, 2023)	<i>Fake Currency Identification Using CNN</i>	Sistem identifikasi mata uang palsu dikembangkan menggunakan <i>CNN</i> dan pemrosesan gambar dan sistem berbasis perangkat lunak mendeteksi dan membatalkan uang kertas penipuan India.
2	(Sadiq, 2023)	<i>Fake Currency Detection Using CNN</i>	<i>CNN</i> adalah metode yang lebih baik untuk mendeteksi uang kertas palsu dan sistem yang diusulkan dapat digunakan sebagai aplikasi seluler.
3	(Pushpa R N, 2023b)	<i>Detection of Fake Currency using Machine Learning</i>	Model <i>CNN</i> secara efektif mendeteksi mata uang nyata dan palsu dan model memberikan skor kepercayaan untuk klasifikasi.
4	(Kamble et al., 2019)	<i>Counterfeit Currency Detection using Deep Convolutional Neural Network</i>	Model <i>CNN</i> dapat mengidentifikasi mata uang palsu pada perangkat praktis dan akurasi pengujian sekitar 85,6%
5	(Deshpande, 2021)	<i>Detection of Fake Indian Currency Notes using Deep Learning.</i>	Tingkat keberhasilan model dalam mengenali uang kertas rupee India asli atau penipuan: 91% dan akurasi deteksi 91,33% dicapai pada <i>dataset</i> uji.
6	(Jawale et al., 2023b)	<i>Deep Learning based Money Detection System for Visually Impaired Person</i>	Sistem identifikasi mata uang untuk tunanetra menggunakan model pembelajaran mendalam output audio informasi mata uang yang diberikan kepada pengguna buta.
7	(Gupta et al., 2022)	<i>Currency Detector System for Visually Impaired</i>	Akurasi pelatihan: 98%, akurasi uji: 93% dan sistem bekerja dengan baik, memprediksi dan menyimpan gambar, memberikan jumlah total yang benar.
8	(Chidanandan V, 2022)	<i>Indian Paper Currency Recognition with Audio Output System for Visually Impaired based on Image Processing using Transfer Learning</i>	Strategi pembelajaran mendalam untuk akurasi tinggi dalam identifikasi mata uang dan transfer pembelajaran yang efisien dalam mengatasi perubahan visual dalam mata uang.
9	(Joshi et al., 2020)	<i>YOLO-v3 Based Currency Detection and Recognition System for Visually Impaired Persons</i>	Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode berbasis model <i>YOLO-v3</i> yang diusulkan memiliki akurasi deteksi dan pengenalan masing-masing 95,71% dan 100%.

- | | | | |
|----|---------------------------------|--|---|
| 10 | (Zhang & Yan, 2018) | <i>Currency Detection and Recognition Based on Deep Learning</i> | Akurasi rata-rata pengenalan mata uang: 96,6% dan menggunakan model <i>CNN</i> dan <i>SSD</i> untuk meningkatkan akurasi pengenalan. |
| 11 | (Perera & Meedin, 2023) | <i>Fine-tuned CNN-based Sri Lankan Currency Note Detection Method for the Visually Impaired People Using Smartphones</i> | Menguji akurasi di atas 98% menggunakan <i>DenseNet121</i> dengan penyetelan halus dan mengenali uang kertas Sri Lanka secara real time menggunakan kamera <i>smartphone</i> . |
| 12 | (Pasumarthy et al., 2022) | <i>An Indian Currency Recognition Model for Assisting Visually Impaired Individuals</i> | Akurasi pengenalan denominasi rata-rata: 92,71% dan model berhasil diterapkan pada <i>Raspberry-Pi</i> dan <i>Smartphone</i> . |
| 13 | (Jenifar et al., 2023) | <i>Currency Detection and Recognition System Based on Deep Learning</i> | Metode pembelajaran mendalam yang diusulkan mendeteksi uang kertas multinasional palsu menggunakan kamera ponsel cerdas dan model dua tahap dengan detektor <i>YOLO-v3</i> dan pengklasifikasi <i>CNN</i> meningkatkan deteksi. |
| 14 | (Jang et al., 2022) | <i>Multi-Currency Integrated Serial Number Recognition Model of Images Acquired by Banknote Counters</i> | Penelitian ini mengembangkan model terintegrasi untuk pengenalan nomor seri uang kertas multi-mata uang. Mencapai pemrosesan real-time dengan akurasi pengenalan karakter 99,99%. |
| 15 | (Abdullah & Oothariasamy, 2020) | <i>Vehicle counting using Deep Learning models: A comparative study</i> | Sistem penghitungan kendaraan yang dikembangkan menggunakan <i>YOLOV3</i> mencapai akurasi 97,72% dan <i>YOLOV3</i> mendeteksi mobil dengan akurasi tertinggi, diikuti oleh sepeda motor dan bus. |
-

C. METODE PENELITIAN

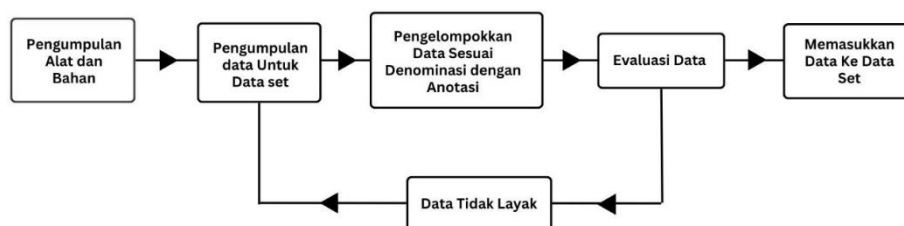


Gambar 1: Diagram alur pengembangan prototipe
(Sumber: Adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

Desain penelitian pengembangan prototipe fungsional deteksi dan penghitung uang untuk tunanetra dimulai dengan mengkaji teknologi deteksi uang yang telah dikembangkan sebelumnya untuk memahami teknologi yang ada dan mengidentifikasi celah atau kebutuhan yang belum terpenuhi. Tahap berikutnya adalah analisis kebutuhan, di mana kebutuhan pengguna, terutama tunanetra, serta permasalahan dalam sistem deteksi uang otomatis yang ada, dianalisis secara mendalam.

Berdasarkan hasil analisis tersebut, dilakukan pembuatan prototipe dengan merancang dan mengembangkan sistem yang sesuai dengan kebutuhan yang telah diidentifikasi. Setelah prototipe selesai, dilakukan pengujian prototipe untuk mengevaluasi keandalan dan fleksibilitas sistem. Evaluasi ini mencakup pengujian dalam berbagai kondisi dan analisis performa sistem. Jika ditemukan kelemahan atau area untuk perbaikan, dilakukan penyempurnaan prototipe sebelum dilakukan evaluasi ulang. Proses ini diulang hingga sistem memenuhi kriteria yang diinginkan dan siap untuk implementasi akhir. Diagram alur ini menunjukkan proses berulang antara pembuatan, pengujian, evaluasi, dan penyempurnaan prototipe untuk memastikan hasil yang optimal dan fungsional sesuai kebutuhan tunanetra.

1. Teknik pengambilan data



Gambar 2: Diagram alur pengumpulan data
(Sumber: Adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan alat identifikasi dan penghitung uang khusus untuk individu tunanetra menggunakan metode *Deep Learning* yang masih dalam tahap prototipe *hardcode*. Proses pengembangan ini melibatkan beberapa langkah penting, di mana salah satunya adalah pengambilan data yang berkualitas tinggi untuk membangun *dataset* yang akan digunakan dalam proses pelatihan model *Deep Learning*. Pertama-tama, persiapan dilakukan dengan memastikan ketersediaan peralatan utama seperti laptop untuk menyimpan *dataset*, kamera ponsel untuk mengambil gambar data, dan uang kertas dalam berbagai denominasi yang akan diidentifikasi (Rp 1.000, Rp 2.000, Rp 5.000, Rp 10.000, Rp 20.000, Rp 50.000, dan Rp 100.000).



Gambar 3: Dokumentasi proses pengumpulan data
(Sumber: Dokumentasi peneliti)

Langkah selanjutnya adalah pengumpulan data gambar uang kertas dengan memperhatikan berbagai kondisi yang mungkin terjadi, termasuk uang kertas yang terlipat dengan sudut dan tingkat lipatan yang bervariasi, uang kertas yang dibuat kusut dengan cara berbeda, serta pengambilan gambar dalam kondisi pencahayaan minim atau kabur dengan menggunakan kamera yang tidak fokus. Pengambilan gambar dilakukan dari berbagai sudut (depan, belakang, samping) dengan jarak yang bervariasi (dekat, sedang, jauh).

Setelah data gambar terkumpul, langkah berikutnya adalah pengelompokan sesuai dengan denominasi uang kertas dan dilakukan anotasi untuk menandai denominasi yang terdapat pada setiap gambar. Proses anotasi ini penting untuk membantu model *Deep Learning* dalam memahami dan membedakan berbagai denominasi uang kertas. Kami menggunakan alat bernama *Roboflow* untuk mempermudah proses anotasi ini.

Selanjutnya, dilakukan evaluasi terhadap kualitas data yang telah terkumpul. Evaluasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang

digunakan dalam pelatihan model *Deep Learning* memiliki kualitas yang memadai. Evaluasi kualitas data dilakukan dengan melihat distribusi data, menghitung persentase data yang rusak, dan menganalisis akurasi anotasi data.

Setelah data dievaluasi dan dipastikan kualitasnya memadai, langkah terakhir adalah menyimpan data dengan aman dan rapi. Data ini akan digunakan dalam proses pelatihan model *Deep Learning* untuk mengembangkan alat identifikasi dan penghitung uang khusus untuk tunanetra. Dengan demikian, pengembangan prototipe alat ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan kemandirian dan kualitas hidup individu tunanetra dalam mengelola uang secara mandiri.

2. Teknik analisis data

Setelah proses pengumpulan data selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah menerapkan teknik analisis data yang tepat guna memastikan kualitas dan representativitas *dataset* yang digunakan dalam pengembangan alat identifikasi dan penghitung uang untuk tunanetra menggunakan metode *Deep Learning*. Teknik analisis yang diterapkan meliputi analisis distribusi data untuk memahami sebaran denominasi uang kertas yang terkumpul secara keseluruhan, evaluasi terhadap persentase data yang rusak guna mengidentifikasi gambar yang tidak memenuhi standar kualitas, serta analisis akurasi anotasi data untuk memastikan setiap gambar telah diberi label dengan benar sesuai denominasinya.



Gambar 4 : (sebelah kiri) data benar, (sebelah kanan) data salah
(Sumber: Dokumentasi peneliti)

Selain itu, dilakukan juga evaluasi terhadap kualitas gambar secara keseluruhan, termasuk penilaian terhadap resolusi, kejelasan, dan

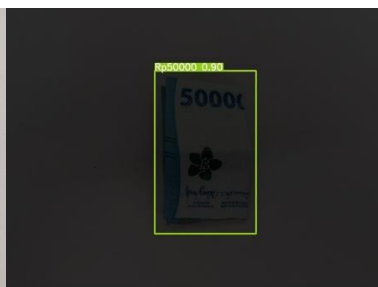
konsistensi pencahayaan. Pengelompokan data juga dilakukan berdasarkan karakteristik tertentu seperti denominasi uang kertas dan kondisi lipatan guna memungkinkan analisis yang lebih terperinci. Melalui penerapan teknik-teknik analisis data ini, diharapkan *dataset* yang dihasilkan memiliki kualitas yang memadai dan representatif, sehingga model *Deep Learning* yang dikembangkan dapat memberikan hasil yang akurat dalam mengidentifikasi dan menghitung uang kertas untuk individu tunanetra. Dengan demikian, upaya ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan kemandirian dan kualitas hidup individu tunanetra dalam mengelola keuangan mereka secara mandiri.

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada model ini, kami menggunakan 2877 gambar sebagai *dataset* untuk melatih dan menguji kemampuan model deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning*. Kami menguji model ini dengan kondisi sebagai berikut: normal, minim pencahayaan dan kabur. Dalam pengujian ini kami menguji masing-masing nominal dengan tiga kondisi ini dan hasilnya sebagai berikut:



Gambar 5.1: Kondisi Normal



Gambar 5.2: Kondisi Minim Cahaya
(Sumber: Dokumentasi peneliti)



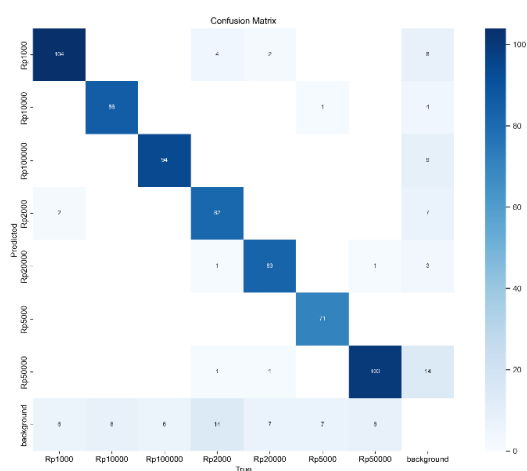
Gambar 5.3: Kondisi Kabur

Tabel 3: Tabel pengujian mata uang di kondisi yang berbeda
(Sumber: adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

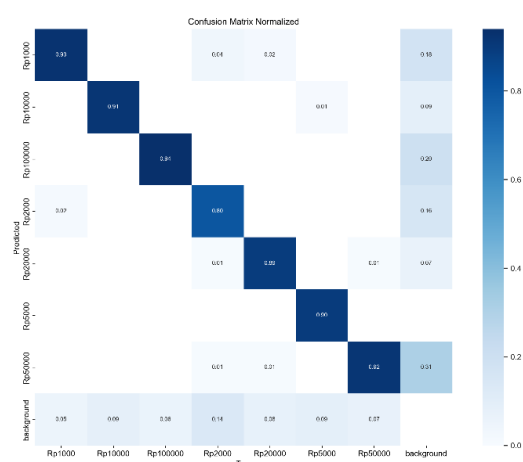
Nominal	Normal	Minim pencahayaan	Kabur
Rp. 1000	93%	93%	70%
Rp. 2000	94%	92%	65%
Rp. 5000	91%	91%	70%
Rp. 10.000	95%	93%	72%

Rp. 20.000	92%	91%	67%
Rp. 50.000	93%	90%	71%
Rp. 100.000	90%	90%	65%

Hasil evaluasi dari pengujian diatas akan disajikan dengan *confusion matrix*, *confusion matrix normalized*, *F1-Curve*, *Recall–Curve*, *Precision-Curve* dan *Presicion–Recal Curve*. Dengan memaparkan grafik akan memberikan gambaran mengenai akurasi model serta kesalahan prediksi yang terjadi, yang kemudian dijabarkan lebih lanjut dalam pembahasan berikut:



Gambar 6.1: Grafik *confusion matrix*
(Sumber : Analisis Matiks *YOLO-v8*)



Gambar 6.2: Grafik *confusion matrix normalized*
(Sumber : Analisis Matiks *YOLO-v8*)

Dari kedua matriks ini, dapat disimpulkan bahwa model memiliki tingkat Akurasi yang cukup tinggi untuk mengenali nominal Rp1000, Rp10000, Rp100000, Rp5000, dan Rp50000, dengan akurasi lebih dari 90%. Namun, model menunjukkan penurunan kinerja yang signifikan pada nilai nominal Rp2000, dengan akurasi hanya 80%.

Tabel 4: Prediksi data benar
(Sumber: adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

	Rp. 1000	Rp. 2000	Rp. 5000	Rp. 10.000	Rp. 20.000	Rp.50.000	Rp. 100.000
Prediksi benar	104 gambar	82 gambar	71 gambar	86 gambar	83 gambar	100 gambar	94 gambar

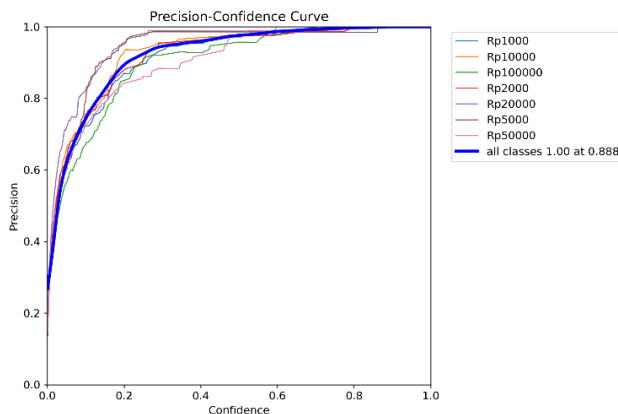
Nilai-nilai di luar diagonal utama menunjukkan kesalahan prediksi, di mana nilai prediksi salah untuk kategori tertentu. Misalnya, untuk nilai nominal Rp1000, terdapat 4 model prediksi salah ke Rp10000, 2 model ke Rp100000, dan 8 model ke latar belakang (background).

Tabel 5: Nilai akurasi per nominal
(Sumber: adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

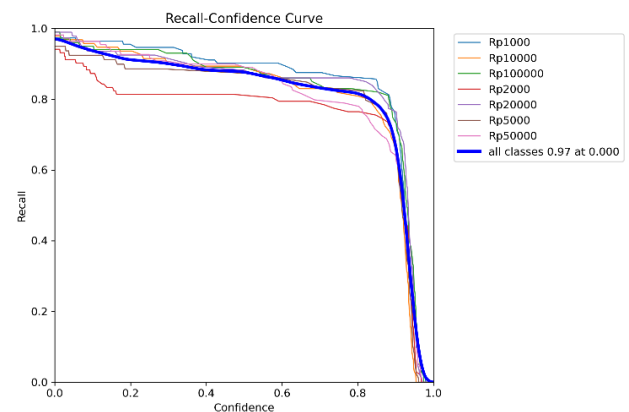
	Rp. 1000	Rp. 2000	Rp. 5000	Rp. 10.000	Rp. 20.000	Rp.50.000	Rp. 100.000
Nilai Akurasi	93%	80%	90%	91%	89%	92%	94%

Di luar diagonal utama, kita bisa melihat persentase dari prediksi yang salah. Sebagai contoh, untuk nilai nominal Rp1000, 4% dari prediksi salah dikategorikan ke Rp10000, 2% ke Rp100000, dan 18% ke latar belakang.

Kesalahan yang cukup signifikan juga terlihat dalam kategori latar belakang, terutama pada prediksi nilai nominal Rp1000 dan Rp2000, yang menunjukkan bahwa model masih kesulitan membedakan antara mata uang dengan latar belakang yang tidak terkait. Ini terlihat dari persentase kesalahan yang tinggi pada latar belakang untuk kedua nominal tersebut, yaitu 18% untuk Rp1000 dan 14% untuk Rp2000.



Gambar 7.1: Kurva *precision – confidence*
(Sumber : Analisis Matiks YOLO-v8)



Gambar 7.2: Kurva *recall – confidence*
(Sumber : Analisis Matiks YOLO-v8)

Dari grafik tersebut, kita dapat mengamati bahwa pada tingkat kepercayaan sekitar 0.888, presisi untuk semua nominal mencapai nilai 1.00. Ini menunjukkan bahwa pada titik ini, model tidak membuat kesalahan positif (*false positives*) dan semua prediksi positif adalah benar (*true positives*).

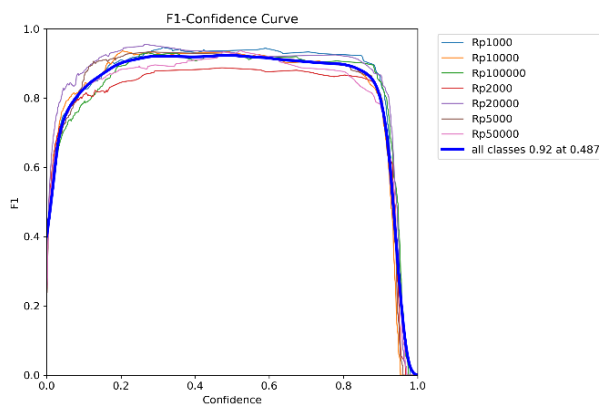
Tabel 6: Presisi

<i>Confidence Level</i>	Rp. 1000	Rp. 10.000	Rp.10.000	All Classes
	<i>Precision</i>	<i>Precision</i>	<i>Precision</i>	<i>Precision</i>
0.0	0.20	0.22	0.25	0.22
0.4	0.65	0.68	0.62	0.66
0.8	0.95	0.97	0.93	0.96
0.888	1.00	1.00	1.00	1.00

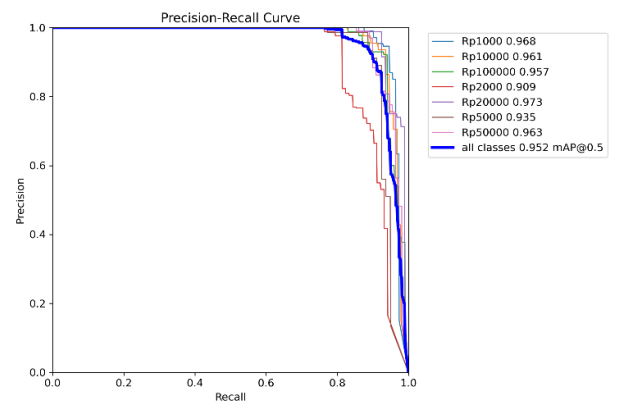
Dari grafik tersebut, kita dapat mengamati bahwa pada tingkat kepercayaan maksimum (1.00), *recall* untuk semua nominal adalah 0.97. Ini menunjukkan bahwa meskipun pada tingkat kepercayaan tertinggi, model masih dapat menangkap sebagian besar kasus positif, walaupun ada beberapa yang terlewat.

Tabel 7: *Recall*

<i>Confidence Level</i>	Rp. 1000	Rp. 10.000	Rp.10.000	All Classes
	<i>Recall</i>	<i>Recall</i>	<i>Recall</i>	<i>Recall</i>
0.0	1.00	1.00	1.00	1.00
0.4	0.95	0.93	0.92	0.94
0.8	0.85	0.82	0.80	0.82
1.0	0.97	0.97	0.97	0.97



Gambar 8.1 : Kurva confidence
(Sumber : Analisis Matiks YOLO-v8)

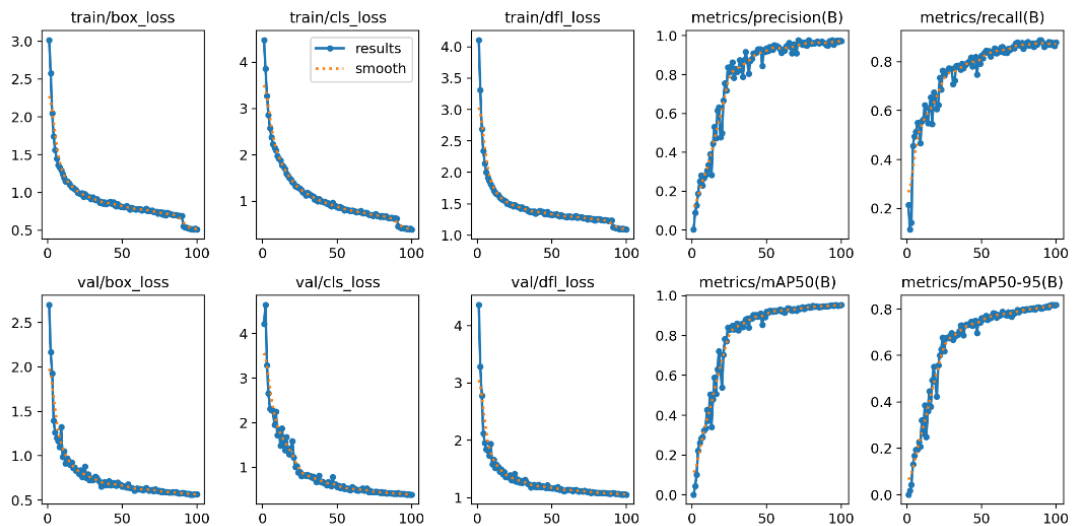


Gambar 8.2 : Kurva *Precision-Recall*
(Sumber : Analisis Matiks YOLO-v8)

Pada gambar 8.1 menunjukkan kurva *F1-Confidence*, yang menggambarkan hubungan antara kepercayaan model dengan nilai *F1-score* untuk berbagai nominal Rp (Rp1000 hingga Rp100000). Kurva menunjukkan bahwa *F1-score*

meningkat tajam dengan peningkatan kepercayaan hingga mencapai puncak sekitar kepercayaan 0.5, di mana nilai *F1-score* mendekati 0.92 untuk semua nominal. Setelah itu, *F1-score* mulai menurun saat kepercayaan mendekati 1.0. Hal ini menunjukkan bahwa model mencapai kinerja optimal pada kepercayaan sekitar 0.5.

Gambar 8.2 menampilkan kurva *Precision-Recall*, yang menggambarkan hubungan antara presisi dan *recall* untuk berbagai nominal menunjukkan bahwa model memiliki presisi yang tinggi (>0.95) dan *recall* yang baik (>0.9) untuk semua nominal. Kurva ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang konsisten dalam mendeteksi objek dengan berbagai Tingkat



Gambar 9 : Kurva hasil
(Sumber : Analisis Matiks *YOLO-v8*)

Tabel 8 : Hasil kurva *confidence*, kurva *precision-recall*, dan kurva hasil
(Sumber: adaptasi tabel (Wiyanto et al., 2020))

Nominal	<i>F1-Score (Confidence 0.5)</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	mAP 0.5
Rp1000	0.92	0.968	0.95	0.952
Rp10000	0.92	0.961	0.95	0.961
Rp100000	0.92	0.957	0.95	0.957
Rp2000	0.92	0.909	0.95	0.909
Rp20000	0.92	0.973	0.95	0.973
Rp5000	0.92	0.935	0.95	0.935
Rp50000	0.92	0.963	0.95	0.963
Semua	0.92	0.952	0.95	0.952

E. PENUTUP

1. Simpulan

Penelitian ini mengusulkan prototipe deteksi dan penghitung uang berbasis *Deep Learning* untuk membantu tunanetra di Kalimantan Selatan dalam mengenali dan menghitung uang secara mandiri. Fokusnya adalah mengembangkan teknologi yang meningkatkan kemandirian tunanetra, dengan model yang mencapai akurasi di atas 85% dalam mengidentifikasi nominal rupiah. Meskipun terdapat keterbatasan seperti *dataset* terbatas dan kondisi uji yang belum mencakup semua situasi nyata, penelitian ini berkontribusi signifikan dalam mempermudah transaksi keuangan bagi tunanetra dan menawarkan solusi praktis yang dapat diadopsi di wilayah lain. Dengan demikian, inovasi ini memiliki potensi besar untuk memberikan manfaat teoritis dan praktis bagi penyandang disabilitas dalam pengenalan dan penghitungan uang.

2. Rekomendasi

Berdasarkan hasil penelitian yang dipaparkan dalam jurnal ini, beberapa saran dan rekomendasi dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, perluasan *dataset* dengan variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar untuk meningkatkan generalisasi model. Kedua, uji coba dalam situasi nyata yang lebih kompleks untuk menguji keandalan model. Ketiga, melibatkan lebih banyak tunanetra dalam pengembangan untuk menyesuaikan prototipe dengan kebutuhan konsumen. Implementasi saran-saran ini diharapkan dapat meningkatkan penelitian lebih lanjut untuk manfaat maksimal bagi tunanetra dan masyarakat luas.

DAFTAR PUSTAKA

- A, Dr. D., & P A, F. T. (2023). Back Propagation. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(4), 334–339. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.50077>
- Abdullah, A., & Oothariasamy, J. (2020). Vehicle Counting using Deep Learning Models: A Comparative Study. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(7). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110784>
- Adam, K., I. Mohd, I., & Ibrahim, Y. (2021). Analyzing the Resilience of Convolutional Neural Networks Implemented on GPUs. *International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems*, 12(2), 91–103. <https://doi.org/10.32985/ijeces.12.2.4>
- Alexandrova, S., Tatlock, Z., & Cakmak, M. (2015). RoboFlow: A flow-based visual programming language for mobile manipulation tasks. *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 5537–5544. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2015.7139973>
- Almasi, M. (2023). Deep Learning and Neural Networks: Methods and Applications. In *Cutting-Edge Technologies in Innovations in Computer Science and Engineering*. San International Scientific Publications. <https://doi.org/10.59646/csebookc8/004>
- Altaf, Z., Farhan, S., & Abuzar Fahiem, M. (2017). An Automated Pattern Recognition Based Approach for Classification of Soiled Paper Currency Using Textural and Geometrical Features. *Journal of Testing and Evaluation*, 45(6), 2224–2242. <https://doi.org/10.1520/JTE20160213>
- Balakrishnan, M. (2022). Computing and assistive technology solutions for the visually impaired. *Communications of the ACM*, 65(11), 44–47. <https://doi.org/10.1145/3551634>
- Chhabra, P., & Goyal, Dr. S. (2023). A Thorough Review on Deep Learning Neural Network. *2023 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Communication (AISC)*, 220–226. <https://doi.org/10.1109/AISC56616.2023.10085166>
- Chidanandan V. (2022). Indian Paper Currency Recognition with Audio Output System for Visually Impaired based on Image Processing using Transfer Learning. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 10(7), 3037–3043. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.45699>

- Córdova, M., Pinto, A., Hellevik, C. C., Alaliyat, S. A.-A., Hameed, I. A., Pedrini, H., & Torres, R. da S. (2022). Litter Detection with Deep Learning: A Comparative Study. *Sensors*, 22(2), 548. <https://doi.org/10.3390/s22020548>
- Deng, J., Lu, Y., & Lee, V. C.-S. (2021). Imaging-based crack detection on concrete surfaces using You Only Look Once network. *Structural Health Monitoring*, 20(2), 484–499. <https://doi.org/10.1177/1475921720938486>
- Deshpande, S. K. (2021). Detection of Fake Indian Currency Notes using Deep Learning. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 9(VII), 1353–1357. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.36560>
- Dian Furwasyih, Sunesni, & Ilham Akerda Edyyul. (2023). Survei Penggunaan Alat Kontrasepsi Pada Pasangan Usia Subur Penyandang Disabilitas Netra Pada Masa Pandemi Covid-19. *Jurnal Ilmiah Kebidanan (Scientific Journal of Midwifery)*, 9(1), 8–11. <https://doi.org/10.33023/jikeb.v9i1.1184>
- Ferrero, R., & Montrucchio, B. (2024). Banknote Identification Through Unique Fluorescent Properties. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 21(2), 975–986. <https://doi.org/10.1109/TDSC.2023.3267166>
- Ganiger, D., Hadli, G., R, H., Jagannath, & N, Prof. Y. G. (2023). Fake Currency Detection for Differently Abled People. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(6), 909–912. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.53803>
- Gupta, I., Kamble, S., Nisar, K., Patel, P., & Gogate, Prof. V. (2022). Currency Detector System for Visually Impaired. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 10(5), 1184–1186. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.42256>
- Hlaing, K. N. N., & Gopalakrishnan, A. K. (2016). Myanmar paper currency recognition using GLCM and k-NN. *2016 Second Asian Conference on Defence Technology (ACDT)*, 67–72. <https://doi.org/10.1109/ACDT.2016.7437645>
- Hussain, M. (2023). YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. *Machines*, 11(7), 677. <https://doi.org/10.3390/machines11070677>
- Izzah, F. N., & Supriyadi, U. (2023). Aplikasi Baca Buku Untuk Tunanetra Low Vision Menggunakan Optical Character Recognition Dan Text To Speech. *Journal of Mandalika Literature*, 4(1), 250–261. <https://doi.org/10.36312/jml.v4i1.1574>
- Jang, W., Lee, C., Jeong, D. S., Lee, K., & Lee, E. C. (2022). Multi-Currency Integrated Serial Number Recognition Model of Images Acquired by Banknote Counters. *Sensors*, 22(22), 8612. <https://doi.org/10.3390/s22228612>

- Jawale, A., Patil, K., Patil, A., Sagar, S., & Momale, A. (2023a). Deep Learning based Money Detection System for Visually Impaired Person. *2023 7th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, 173–180. <https://doi.org/10.1109/ICICCS56967.2023.10142586>
- Jawale, A., Patil, K., Patil, A., Sagar, S., & Momale, A. (2023b). Deep Learning based Money Detection System for Visually Impaired Person. *2023 7th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, 173–180. <https://doi.org/10.1109/ICICCS56967.2023.10142586>
- Jenifar, P. D., Harinitha, V., Harshini, M. D., & Christiya, A. J. (2023). Currency Detection and Recognition System Based on Deep Learning. *INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 07(03). <https://doi.org/10.55041/IJSREM18338>
- John, C., Sahoo, J., Madhavan, M., & Mathew, O. K. (2023). Convolutional Neural Networks: A Promising Deep Learning Architecture for Biological Sequence Analysis. *Current Bioinformatics*, 18(7), 537–558. <https://doi.org/10.2174/1574893618666230320103421>
- Joshi, R. C., Yadav, S., & Dutta, M. K. (2020). YOLO-v3 Based Currency Detection and Recognition System for Visually Impaired Persons. *2020 International Conference on Contemporary Computing and Applications (IC3A)*, 280–285. <https://doi.org/10.1109/IC3A48958.2020.233314>
- Kamble, K., Bhansali, A., Satalgaonkar, P., & Alagundgi, S. (2019). Counterfeit Currency Detection using Deep Convolutional Neural Network. *2019 IEEE Pune Section International Conference (PuneCon)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/PuneCon46936.2019.9105683>
- Koti, A., Khare, A., & Kumar, J. P. (2023). Netrahitha: Currency Detector Jacket for visually impaired people. *2023 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (ECTI DAMT & NCON)*, 364–368. <https://doi.org/10.1109/ECTIDAMTNCON57770.2023.10139655>
- Li, M., Zhang, Z., Lei, L., Wang, X., & Guo, X. (2020). Agricultural Greenhouses Detection in High-Resolution Satellite Images Based on Convolutional Neural Networks: Comparison of Faster R-CNN, YOLO v3 and SSD. *Sensors*, 20(17), 4938. <https://doi.org/10.3390/s20174938>
- Madasamy, K., Shanmuganathan, V., Kandasamy, V., Lee, M. Y., & Thangadurai, M. (2021). OSDDY: embedded system-based object surveillance detection system

- with small drone using deep YOLO. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2021(1), 19. <https://doi.org/10.1186/s13640-021-00559-1>
- Mane, D. T., Sangve, S., Kandhare, S., Mohole, S., Sonar, S., & Tupare, S. (2023). Real-Time Vehicle Accident Recognition from Traffic Video Surveillance using YOLOV8 and OpenCV. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 11(5s), 250–258. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i5s.6651>
- Mr. Chandrashekhar Mankar, Anand Agrawal, Vinita Tiwari, Nikita Shrinath, Himanshu Jamwal, & Priya Diwnale. (2023). Currency Detector Android Application for Visually Impaired People. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, 489–496. <https://doi.org/10.48175/IJAR SCT-9606>
- Mukhopadhyay, S., & Samanta, P. (2023). Deep Learning and Neural Networks. In *Advanced Data Analytics Using Python* (pp. 115–159). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8005-8_5
- Oh, J.-H., Kim, H.-G., & Lee, K. M. (2023). Developing and Evaluating Deep Learning Algorithms for Object Detection: Key Points for Achieving Superior Model Performance. *Korean Journal of Radiology*, 24(7), 698. <https://doi.org/10.3348/kjr.2022.0765>
- Pasumarthy, M., Padhy, R., Yadav, R., Subramaniam, G., & Rao, M. (2022). An Indian Currency Recognition Model for Assisting Visually Impaired Individuals. *2022 IEEE International Conference on Recent Advances in Systems Science and Engineering (RASSE)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/RASSE54974.2022.9989624>
- Perera, A. S. K., & Meedin, G. S. N. (2023). Fine-tuned CNN-based Sri Lankan Currency Note Detection Method for the Visually Impaired People Using Smartphones. *2023 3rd International Conference on Advanced Research in Computing (ICARC)*, 322–327. <https://doi.org/10.1109/ICARC57651.2023.10145672>
- Pradana, T., & Sula, E. H. (2023). Pengembangan Aplikasi Pendeteksi Objek Untuk Tunanetra Menggunakan Operator Tepi Canny Dengan Library Opencv Berbasis Android. *SPIRIT*, 15(1). <https://doi.org/10.53567/spirit.v15i1.285>
- Prasad, M. (2023). Fake Currency Identification Using Cnn. *Interantional Journal Of Scientific Research In Engineering And Management*, 07(07). <https://doi.org/10.55041/IJSREM24745>
- Purwono, P., Ma'arif, A., Rahmانيar, W., Fathurrahman, H. I. K., Frisky, A. Z. K., & Haq, Q. M. ul. (2023). Understanding of Convolutional Neural Network (CNN):

- A Review. *International Journal of Robotics and Control Systems*, 2(4), 739–748.
<https://doi.org/10.31763/ijrcs.v2i4.888>
- Pushpa R N. (2023a). Detection of Fake Currency using Machine Learning. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(4), 4415–4421. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.51314>
- Pushpa R N. (2023b). Detection of Fake Currency using Machine Learning. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(4), 4415–4421. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.51314>
- Puspitasari, M. D., Rahardja, M. B., Heratri, R., & Surbakti, I. M. (2023a). Managing Age-Related Disability in Indonesia: An Issue That Extends Beyond the Concept of Active Aging. *Journal of Aging & Social Policy*, 35(6), 842–858. <https://doi.org/10.1080/08959420.2023.2226313>
- Puspitasari, M. D., Rahardja, M. B., Heratri, R., & Surbakti, I. M. (2023b). Managing Age-Related Disability in Indonesia: An Issue That Extends Beyond the Concept of Active Aging. *Journal of Aging & Social Policy*, 35(6), 842–858. <https://doi.org/10.1080/08959420.2023.2226313>
- Putra, M. D. A., Winanto, T. S., Hendrowati, R., Primajaya, A., & Adhinata, F. D. (2023). A Comparative Analysis of Transfer Learning Architecture Performance on Convolutional Neural Network Models with Diverse Datasets. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 12(1), 1–11. <https://doi.org/10.34010/komputika.v12i1.8626>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 779–788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Riehl, K., Neunteufel, M., & Hemberg, M. (2023). Hierarchical confusion matrix for classification performance evaluation. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*, 72(5), 1394–1412. <https://doi.org/10.1093/jrssc/qlad057>
- Sadiq, M. (2023). Fake Currency Detection Using Cnn. *Interantional Journal Of Scientific Research In Engineering And Management*, 07(07). <https://doi.org/10.55041/IJSREM24713>
- Said, Y., Atri, M., Albahar, M. A., Ben Atitallah, A., & Alsariera, Y. A. (2023). Obstacle Detection System for Navigation Assistance of Visually Impaired People Based on Deep Learning Techniques. *Sensors*, 23(11), 5262. <https://doi.org/10.3390/s23115262>

- Saleem, M. A., Senan, N., Wahid, F., Aamir, M., Samad, A., & Khan, M. (2022). Comparative Analysis of Recent Architecture of Convolutional Neural Network. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2022/7313612>
- Shaikh, A., Goski, I., Bhosale, P., Bhosale, S., & Pawar, Prof. S. S. (2023). HORUS - Heuristic Object Recognition Unified System Using YOLO and CUDA. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(5), 974–976. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.51688>
- Sharma, P. (2023). Deep Learning and Neural Networks: Methods. In *Cutting-Edge Technologies in Innovations in Computer Science and Engineering*. San International Scientific Publications. <https://doi.org/10.59646/csebookc7/004>
- Shen, L., Lang, B., & Song, Z. (2023). CA-YOLO: Model Optimization for Remote Sensing Image Object Detection. *IEEE Access*, 11, 64769–64781. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3290480>
- Vaishnavi, K., Reddy, G. P., Reddy, T. B., Iyengar, N. Ch. S., & Shaik, S. (2023). Real-time Object Detection Using Deep Learning. *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*, 38(8), 24–32. <https://doi.org/10.9734/jamcs/2023/v38i81787>
- Vipulaguna, D., Jahan, I., Girish, M., Chinnappa, G. D., Gopalswamy, S., Shahidullah, M., & Sumanasena, S. P. (2022). Early Interventions for Infants at Risk for Developmental Impairment: The South Asian Perspective. *Indian Journal of Pediatrics*, 89(3), 254–261. <https://doi.org/10.1007/s12098-021-03871-w>
- William W. Hsieh. (2023). Neural Networks. In *Introduction to Environmental Data Science* (pp. 173–215). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781107588493.007>
- Wiyanto, Saptono, S., & Hidayah, I. (2020). Scientific creativity: a literature review. *Journal of Physics: Conference Series*, 1567(2), 022044. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1567/2/022044>
- Xanthidis, D., Fahim, M., & Wang, H.-I. (2022). Introduction to Neural Networks and Deep Learning. In *Handbook of Computer Programming with Python* (pp. 449–484). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781003139010-11>
- Yan, B., Li, J., Yang, Z., Zhang, X., & Hao, X. (2022). AIE-YOLO: Auxiliary Information Enhanced YOLO for Small Object Detection. *Sensors*, 22(21), 8221. <https://doi.org/10.3390/s22218221>

- Zeng, X., & Long, L. (2022). Backward Propagation Algorithm. In *Beginning Deep Learning with TensorFlow* (pp. 235–281). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7915-1_7
- Zhang, Q., & Yan, W. Q. (2018). Currency Detection and Recognition Based on Deep Learning. *2018 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/AVSS.2018.8639124>

BIOGRAFI

• PENULIS 1



Nama saya Muhammad Kaspul Anwar, lahir di Banjarmasin, Kalimantan Selatan. Saat ini, saya tinggal di Jalan Kelayan Besar 2 No 4, RT 6 RW 1, Kelurahan Tanjung Pagar, Kecamatan Banjarmasin Selatan, Kota Banjarmasin. Anda dapat menghubungi saya melalui WhatsApp di 089649000413 atau melalui email di mkaspulanwar2002@gmail.com.

Saya sedang menempuh pendidikan S1 di Universitas Islam Negeri Antasari, jurusan Teknologi Informasi. Minat saya pada bidang deep learning dan cloud computing mendorong saya untuk terus mengembangkan diri dan mengeksplorasi berbagai aspek dari teknologi ini. Saya selalu berusaha untuk mengikuti perkembangan terbaru di dunia teknologi dengan tujuan untuk dapat berkontribusi secara signifikan di bidang ini. Saya selalu berusaha untuk mengikuti perkembangan terbaru di dunia teknologi dengan tujuan untuk dapat berkontribusi secara signifikan di bidang ini

• PENULIS 2



Nama saya Andri Rahmadani. Saya lahir di Tabunganen pada tanggal 1 Desember 2002. Saat ini, saya tinggal di Jalan Sutoyo S, GG Rahayu 3, Banjarmasin, dan dapat dihubungi melalui nomor telepon +62 896 9267 9862.

Saat ini, saya sedang menjalani perkuliahan di Universitas Lambung Mangkurat, mengambil jurusan Teknologi Informasi. Saya memiliki minat yang besar terhadap bidang Artificial Intelligence (AI), yang mendorong saya untuk mengikuti program Bangkit yang diselenggarakan oleh Google, Goto, dan Tokopedia. Melalui program ini, saya berhasil meraih gelar Distinction, yang menempatkan saya di peringkat 10% terbaik dari seluruh peserta program tersebut.

- **PENULIS 3**



Nama saya Muhammad Lutfan, dan saya lahir di Tanah Bumbu pada 29 Juni 2005. Saat ini, saya tinggal di Komplek Griya Trikora 8, Jalan Trikora, Kecamatan Landasan Ulin, Kota Banjarbaru. Saya sedang menempuh studi di Universitas Islam Negeri Antasari, jurusan S1 Teknologi Informasi. Saya memiliki minat besar pada bidang Internet of Things (IoT), yang mendorong saya untuk terus aktif dalam mengikuti perkembangan bidang ini. Saya dapat

dihubungi melalui nomor WhatsApp 087817656748 atau email mlutfan048@gmail.com.