

KLASIFIKASI PECAHAN UANG KERTAS RUPIAH MENGUNAKAN TRANSFER LEARNING DENGAN MODEL MOBILENETV2

RISSA ILMIA AGUSTIN¹, JAMALUDIN INDRA², SUTAN
FAISAL³, AHMAD FAUZI⁴, RIJA NUR HIJRIYYA⁵

^{1,2,3,4,5}Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana
Perjuangan Karawang

Email : ¹if21.rissaagustin@mhs.ubpkarawang.ac.id,
²jamaludin.indra@ubpkarawang.ac.id, ³sutan.faisal@ubpkarawang.ac.id,
⁴afauzi@ubpkarawang.ac.id, ⁵if21.rijahijriyya@mhs.ubpkarawang.ac.id

ABSTRAK

Memanfaatkan mesin sebagai perantara dalam proses pembelian dan penjualan adalah bagaimana teknologi otomasi diterapkan. Mesin berfungsi sebagai penjual dan memiliki kemampuan seperti otak, seperti kecepatan dan keakuratan dalam membaca dan mengidentifikasi nominal uang. Dengan menggunakan teknologi otomatis ini, transaksi jual beli menjadi lebih nyaman. Metode Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu komponen dari teknologi Deep Transfer Learning digunakan dalam penelitian ini untuk mengenali uang kertas rupiah. Selain itu, penelitian ini memilih arsitektur model MobileNetV2 yang sesuai dan memodifikasi laju pembelajaran keduanya berdampak pada kinerja model klasifikasi. Untuk menjamin bahwa model memiliki kesempatan yang memadai untuk belajar dari data pelatihan, jumlah epoch yang ideal juga diperhitungkan. Selain itu, hal ini dapat berdampak pada pencapaian kinerja tinggi dengan waktu komputasi yang efisien, pemanfaatan ukuran batch yang optimal juga diselidiki. Evaluasi kinerja model selama pelatihan memberikan hasil sebagai berikut : f1-score 98% recall 98%, presisi 98%, dan akurasi pada set pengujian 97.86%.

Kata Kunci : *Klasifikasi, Nominal Uang, MobileNetV2*

I. PENDAHULUAN

Alat pertukaran mendasar yang digunakan oleh semua orang di seluruh dunia untuk melakukan transaksi yang melibatkan pembelian dan penjualan barang dan jasa adalah uang (Amalia & Novia Lisdawati, 2023). Transaksi pembelian dan penjualan pada periode berjalan agar manusia dapat memenuhi semua kebutuhannya, jual beli merupakan bagian penting dari kehidupan sehari-hari. Beberapa bentuk pembayaran diterima di dunia saat ini, seperti kartu kredit dan emas, yang telah menggantikan sistem barter beberapa abad yang lalu (Pujianto et al., 2020).

Uang kertas adalah salah satu metode pembayaran yang digunakan orang setiap hari di seluruh dunia (Pratama et al., 2020). Jika seseorang memiliki uang, mereka dapat membeli semua kebutuhan hidup dan memenuhi kebutuhan sehari-hari (Hasanah et al., n.d.). Kesalahan juga bisa terjadi di mana saja, seperti saat melakukan pembayaran dengan uang kertas, atau transaksi yang membutuhkan identifikasi uang kertas secara cepat dan akurat (Antara et al., 2023). Bahkan uang kertas yang sudah hancur pun masih bisa dikenali dari warna dan teksturnya, yang berfungsi sebagai alat komunikasi. Dari segi bahan, kertas yang digunakan untuk membuat uang Rupiah lebih unggul dari bahan kertas lainnya (Nursanti et al., n.d.). Menurut (Mardha et al., 2022) Rupiah adalah mata uang yang diterima di negara atau wilayah Indonesia yang dikeluarkan oleh Bank Indonesia. Pecahan Rp. 1000,- Rp. 2000,- Rp. 5000,- Rp. 10.000,- Rp. 20.000,- Rp. 50.000,- dan Rp. 100.000,- yang diterbitkan oleh Bank Indonesia (Ayu et al., 2023). Setiap mata uang memiliki nilai nominal yang dapat digunakan untuk memperkirakan nilai barang dan jasa yang dipertukarkan (Muhammad Nur Hidayat & Zakiyah, 2023).

Metode identifikasi nilai uang pada sistem pendeteksi nominal uang kertas rupiah ini dilakukan dengan melihat gambar permukaannya, sebuah prosedur yang dikenal sebagai pengenalan citra, setelah identifikasi, proses identifikasi pola yang dapat digunakan untuk membagi kelas-kelas data dalam rangka meramalkan kelas atau nominal uang dikenal sebagai klasifikasi. Tahap pelatihan dan tahap pengujian adalah dua tahap dari proses kategorisasi. Model prediksi dibuat selama tahap pelatihan dengan menggunakan subset data yang memiliki kelas yang diketahui. Ketepatan model kemudian dinilai selama tahap pengujian dengan memanfaatkan data yang tersisa (Sadewa & Yamasari, 2024).

Deep Learning adalah teknologi yang memungkinkan hal ini terjadi. Jaringan syaraf tiruan konvolusional adalah salah satu teknik yang sering digunakan untuk memproses data gambar (CNN) (Dewi & Ismawan, 2021). Konvolusi adalah metode pemrosesan gambar yang digunakan oleh algoritma

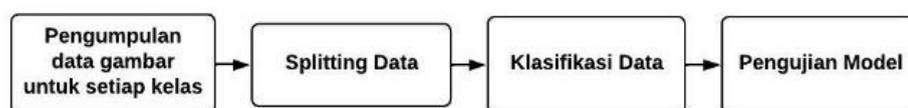
CNN untuk mengidentifikasi ciri-ciri tertentu dalam set pelatihan. Jaringan saraf kemudian dilatih menggunakan atribut-atribut ini sebagai masukan (mahendra made, 2022).

Evaluasi kinerja model selama pelatihan menunjukkan nilai rata-rata akurasi 94.29%, presisi 95.01%, recall 94.29%, f1-score 94.26%, dan AUC 99.84% pada penelitian sebelumnya dengan judul “Implementasi Deep Transfer Learning untuk Klasifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah” yang dilakukan oleh (Sadewa & Yamasari, 2024). Hasilnya, ini dapat memberikan komputer kemampuan untuk mengkategorikan uang menggunakan ciri-ciri khas yang telah dipelajari sebelumnya. sehingga nilai nominalnya dapat digunakan untuk mengenalinya.

Tujuan dari penelitian ini meliputi (Rizky & Andarsyah, 2023). klasifikasi nominal uang kertas rupiah menggunakan transfer learning dengan model MobileNetV2. Hasil dari klasifikasi yang sudah dibangun menggunakan model MobileNetV2 akan mengklasifikasikan hasil testing nominal angka uang kertas rupiah dan mengevaluasi keakuratan hasil klasifikasi terhadap nominal angka uang kertas rupiah.

II. METODE PENELITIAN

Transfer Learning dengan Model MobileNetV2 digunakan untuk mengembangkan sistem untuk mengklasifikasikan mata uang rupiah. Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Data Gambar

Pada tahap ini, pengambilan gambar digunakan untuk mengumpulkan data dan mengklasifikasikannya. Klasifikasi nominal uang kertas rupiah akan diketahui berdasarkan data yang dikumpulkan untuk mengkategorikan nominal uang kertas rupiah, penelitian harus mengumpulkan data yang diperlukan tentang uang kertas.

2.2. Splitting Data

Proses memecah dataset menjadi komponen pelatihan (*Training*) dan pengujian (*Testing*) dikenal sebagai pemisahan data (Gori, 2024) Data pengujian digunakan untuk menentukan seberapa baik kinerja model dalam mengklasifikasikan data dengan benar, sedangkan data pelatihan adalah sekumpulan data yang digunakan untuk melatih model berdasarkan informasi yang benar sebelumnya (Baiq Nurul Azmi et al., 2023) Kesalahan dalam menghitung proporsi kedua kategori data ini akan mempengaruhi nilai akurasi yang diperoleh karena pembagian jumlah data antara data training dan data testing merupakan aspek yang krusial dalam menentukan tingkat akurasi (Musu & Ibrahim, n.d.) 60% data yang digunakan dalam penelitian ini digunakan untuk *Training*, 20% digunakan untuk *Testing*, dan 20% untuk *Validation*.

2.3. Klasifikasi Data

Model yang akan dibuat untuk penelitian ini menggunakan transfer learning untuk menerapkan teknik yang tepat untuk mengklasifikasikan gambar. MobileNetV2 adalah model yang sudah terlatih yang digunakan dalam penelitian ini. Salah satu arsitektur jaringan saraf convolutional, yang dikenal dengan singkatan populernya CNN, adalah MobileNetV2 (Budiman et al., n.d.). Convolutional Neural Network (CNN) adalah teknik pembelajaran mendalam yang dapat mengenali objek melalui proses belajar mandiri (Wahyudin Kiki et al., n.d.).

2.4. Pengujian Model

Confusion Matrix digunakan untuk mengevaluasi ukuran kinerja model dari pengujian yang dilakukan untuk menentukan tingkat keberhasilan. Hasil dari prosedur kategorisasi Proses klasifikasi menghasilkan empat istilah yang diwakili dalam confusion matrix: true positive (TP) untuk data positif sejati yang berhasil diprediksi oleh model sebagai kelas positif, true negative (TN) untuk data negatif sejati yang berhasil diprediksi oleh model sebagai kelas negatif, false positive (FP) untuk data positif palsu yang diprediksi oleh model sebagai data positif sejati, dan

false negative (FN) untuk data positif yang diprediksi oleh model sebagai data negative (Aina Fitroh, n.d.)

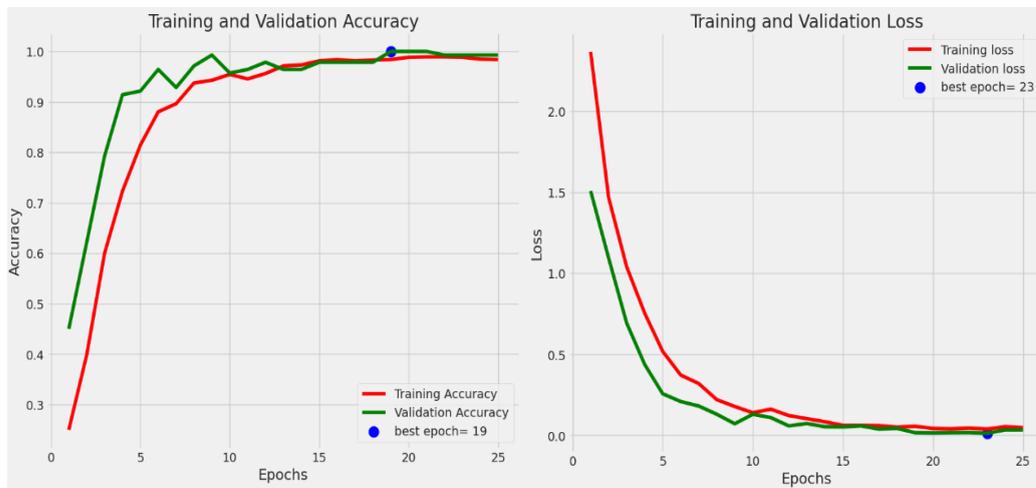
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data gambar yang digunakan untuk penelitian ini adalah sampel dari 1400 gambar uang kertas Rupiah, dengan masing-masing kelas terdiri dari 200 foto yang terdiri dari 7 kelas: nominal uang (Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000,00). Mengambil gambar uang kertas dalam kondisi dan orientasi pencahayaan yang berbeda adalah bagian dari proses pengambilan sampel. Gambar 2 menunjukkan ilustrasi data gambar sampel yang digunakan.



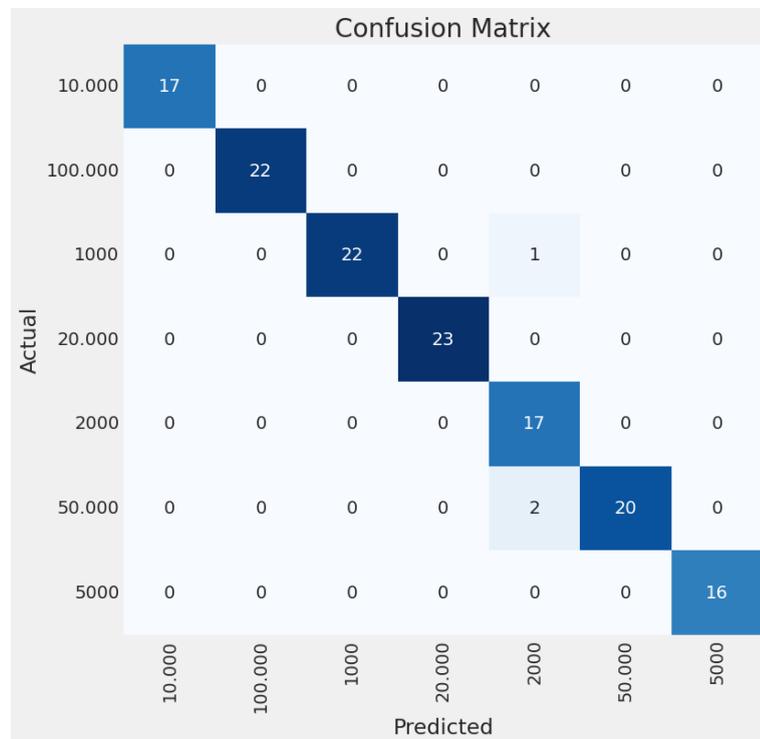
Gambar 2. Sampel Gambar Uang Kertas Rupiah

Model MobileNetV2, dengan ukuran batch 70 dan jumlah epoch 25, digunakan untuk mendapatkan kinerja model yang optimal berdasarkan data eksperimen yang dilakukan dalam penelitian ini. Setelah itu, pelatihan diselesaikan dengan menggunakan optimasi Adam menghasilkan diagram hasil evaluasi selama pelatihan. Grafik *Training and Validation Accuracy* dan juga *Training and Validation Loss* akan disajikan untuk memberikan pengetahuan yang lebih menyeluruh tentang kinerja model.



Gambar 3. Hasil Evaluasi

Pengujian pada 1400 foto uji adalah tahap selanjutnya. Untuk mengetahui seberapa baik model dapat mengategorikan gambar baru, pengujian dilakukan. Confusion Matrix yang ditunjukkan pada Gambar. 4, menunjukkan temuan kategorisasi.



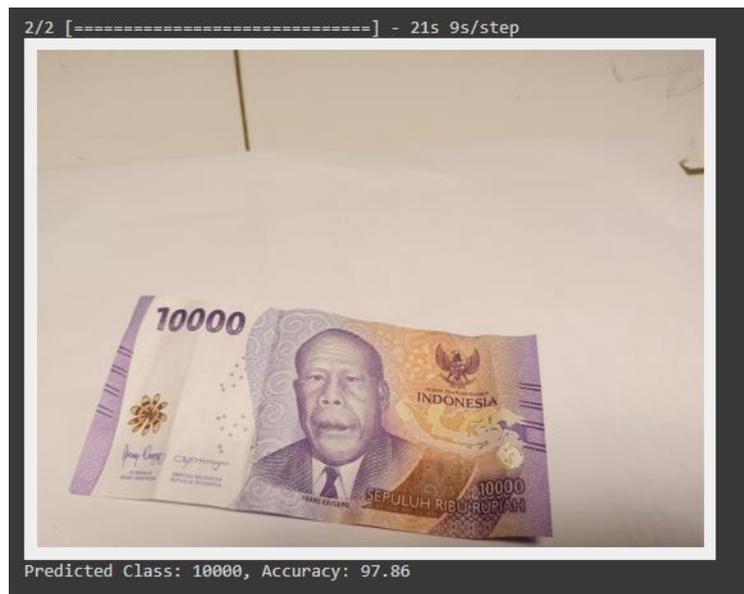
Gambar 4. Confusion Matrix

Matrik evaluasi untuk setiap nominal mata uang berasal dari data gambar pengujian. Nominal seribu, dan lima puluh ribu beberapa ada prediksi yang tidak akurat. Model nominal lainnya memprediksi secara akurat. Hasil dari matriks evaluasi pengujian adalah sebagai berikut:

	precision	recall	f1-score	support
10.000	1.00	1.00	1.00	17
100.000	1.00	1.00	1.00	22
1000	1.00	0.96	0.98	23
20.000	1.00	1.00	1.00	23
2000	0.85	1.00	0.92	17
50.000	1.00	0.91	0.95	22
5000	1.00	1.00	1.00	16
accuracy			0.98	140
macro avg	0.98	0.98	0.98	140
weighted avg	0.98	0.98	0.98	140

Gambar 5. Hasil Pengujian

Temuan penilaian menunjukkan bahwa model bekerja secara efektif ketika mengklasifikasikan uang kertas rupiah menggunakan model MobileNetV2. Rata-rata akurasi, presisi, recall, dan f1-score dari hasil prediksi model adalah 98%, 98%, dan 98%.



Gambar 6. Hasil Prediksi

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi nominal uang kertas rupiah menggunakan transfer learning dengan model MobileNetV2. Proses penelitian meliputi pengumpulan data gambar, pembagian data, pelatihan model, dan pengujian model. Dari hasil pelatihan dan validasi, model mencapai akurasi puncak 100%, dengan best epoch pada epoch ke-19. Hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix menunjukkan bahwa model memprediksi sebagian besar nominal uang dengan akurat, kecuali beberapa ketidakakuratan pada nominal seribu dan lima puluh ribu rupiah. Rata-rata akurasi, presisi, recall, dan f1-score dari hasil pengujian adalah masing-masing 98%. Temuan ini menunjukkan bahwa model MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning sangat efektif dalam mengklasifikasikan gambar nominal uang kertas rupiah. Selain itu, tren penurunan yang konsisten dalam kurva Training Loss dan Validation Loss menunjukkan bahwa model dapat menggeneralisasi data baru dengan baik, tanpa mengalami overfitting.

DAFTAR PUSTAKA

- Aina Fitroh, Q. (n.d.). *Volume 12 Number 2 May 2023 Qorry Aina Fitroh: Deep Transfer Learning to Deep Transfer Learning to Improve Classification Accuracy in Dermoscopic Images of Skin Cancer.*
- Amalia, B., & Novia Lisdawati, A. (2023). Perancangan Alat Pendeteksi Nominal Pada Uang Kertas Berbasis Artificial Neural Network Untuk Penyandang Tunanetra. *Jurnal EEICT (Electric Electronic Instrumentation Control Telecommunication)*, 6(2). <https://doi.org/10.31602/eeict.v6i2.12941>
- Antara, A. M. E., Sari, S. A., Riswanti, N., Amin, D. A., Verdila, V., & Masa, A. P. A. (2023). Deteksi Nominal Rupiah Uang Kertas Berdasarkan Citra Warna Menggunakan Segmentasi K-Means Clustering dan Klasifikasi Random Forest. *Kreatif Teknologi Dan Sistem Informasi (KRETISI)*, 1(1), 34–39. <https://doi.org/10.30872/kretisi.v1i1.776>
- Ayu, P., Zakaria, L., & Zainal, M. (2023). *PENGENALAN NILAI MATA UANG KERTAS UNTUK TUNANETRA BERBASIS ANDROID* (Vol. 3, Issue 3). <https://jurnal.umpar.ac.id/index.php/sylog#40>
- Baiq Nurul Azmi, Arief Hermawan, & Donny Avianto. (2023). Analisis Pengaruh Komposisi Data Training dan Data Testing pada Penggunaan PCA dan Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Liver. *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 4(4), 281–290. <https://doi.org/10.35746/jtim.v4i4.298>
- Budiman, B., Lubis, C., Novario,), & Perdana, J. (n.d.). *PENDETEKSIAN PENGGUNAAN MASKER WAJAH DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK.* https://miro.medium.com/max/444/1*gpB2G2JsJ0mk1

- Dewi, N., & Ismawan, F. (2021). IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CNN UNTUK SISTEM PENGENALAN WAJAH. *Faktor Exacta*, 14(1), 34. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i1.8989>
- Gori, T. (2024). Preprocessing Data dan Klasifikasi untuk Prediksi Kinerja Akademik Siswa. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(1), 215–224. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20241118074>
- Hasanah, S., Purwasih, I., & Santoso, I. (n.d.). ANALISIS SENTIMEN TERHADAP MASYARAKAT ADANYA UANG KERTAS BARU MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR(KNN). <https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/ikraith-informatika/issue/archive>
- mahendra made. (2022). *Pengembangan Model Pembelajaran Mesin untuk Mengidentifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah Menggunakan Algoritma CNN Dengan Library Keras* (Vol. 8, Issue 1).
- Mardha, F. A., Ziada Salsabiila, S., Sayid, S. K., & Ariska, W. (2022). IDENTIFIKASI NILAI MATA UANG KERTAS RUPIAH DENGAN METODE EKSTRAKSI CIRI LOCAL BINARY PATTERN DAN METODE KLASIFIKASI NAÏVE BAYES.
- Muhammad Nur Hidayat, A., & Zakiyah, I. M. (2023). Identifikasi Nominal Mata Uang Rupiah Bagi Penyandang Tunanetra Dengan Algoritma Convolutional Neural Network Berbasis Android. *JOURNAL SHIFT VOL*, 3.
- Musu, W., & Ibrahim, A. (n.d.). *Pengaruh Komposisi Data Training dan Testing terhadap Akurasi Algoritma C4.5*.
- Nursanti, R. E., Windy, L., Haryanto, O., & Fauziah, E. (n.d.). *Rizna Eka Nursanti, Laurensius Windy Octanio Haryanto Eksplorasi Limbah Uang Kertas Tidak Layak Edar dengan Menggunakan Metode Double Diamond, Studi Kasus: Bank Indonesia (BI) Purwokerto 18 Eksplorasi Limbah Uang Kertas Tidak Layak Edar dengan Menggunakan Metode Double Diamond, Studi Kasus: Bank Indonesia (BI) Purwokerto*.
- Pratama, A. R., Mustajib, M., & Nugroho, A. (2020). Deteksi Citra Uang Kertas dengan Fitur RGB Menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Eksplora Informatika*, 9(2), 163–172. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v9i2.336>
- Pujianto, A., Zainal Abidin, H., & Laksono, A. B. (2020). IDENTIFIKASI NOMINAL UANG KERTAS UNTUK TUNA NETRA BERBASIS MIKROKONTROLLER DENGAN SISTEM SUARA. *JEECOM*, 2(2).
- Rizky, M., & Andarsyah, R. (2023). Klasifikasi MIT-BIH Arrhythmia Database Metode Random Forest dan CNN dengan Model ResNet-50: A Systematic Literature Review. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(3), 190–196. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.825>
- Sadewa, B. A., & Yamasari, Y. (2024). Implementasi Deep Transfer Learning untuk Klasifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah. *Journal of Informatics and Computer Science*, 05.
- Wahyudin Kiki, Wahiddin Deden, & Kusumaningrum Dwi. (n.d.). *Sistem Deteksi Wajah Keamanan Pintu Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Arduino*.