



# Model Klasifikasi Nominal Mata Uang Kertas Republik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network

Arbi Niandi Saputra\*, Hanny Hikmayanti Handayani, Cici Emilia Sukmawati, Amril Mutoi Siregar

Fakultas Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang

Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, Indonesia

Email: <sup>1</sup>:if20.arbisaputra@mhs.ubpkarawang.ac.id, <sup>2</sup>hanny.hikmayanti@ubpkarawang.ac.id,

<sup>3</sup>cici.emilia@ubpkarawang.ac.id, <sup>4</sup>amrilmutoi@ubpkarawang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: if20.arbisaputra@mhs.ubpkarawang.ac.id

Submitted: 17/09/2024; Accepted: 09/10/2024; Published: 14/10/2024

**Abstrak**—Uang kertas adalah alat pembayaran umum di seluruh dunia saat ini karena digunakan dalam transaksi jual beli barang dan jasa. Nilai uang kertas Rupiah di Indonesia memiliki variasi yang mencakup ukuran, warna, dan pola yang berbeda. Identifikasi manual dapat menyebabkan kesalahan, sehingga diperlukan sistem pengenalan uang kertas yang efisien dan akurat. Permasalahan dalam mata uang terbaru menekankan pentingnya sistem pendeteksi yang selalu memperbarui data referensinya agar tetap akurat. Mata uang baru dengan desain atau fitur keamanan yang berbeda dapat menantang kemampuan sistem dalam mengenali keasliannya. Sistem harus mampu dengan cepat mengidentifikasi elemen baru dan memperbarui database referensi untuk menghindari risiko kesalahan atau penipuan. Oleh karena itu, penelitian perlu difokuskan pada pengembangan mekanisme pembaruan data secara real-time untuk menjaga responsivitas sistem terhadap perubahan mata uang. Maka dari itu, dilakukan klasifikasi nominal mata uang kertas Republik Indonesia Tahun Emisi 2022 menggunakan Convolutional Neural Network. Tahapan yang dilakukan yaitu proses akuisisi citra, preprocessing, pelatihan model, dan evaluasi. Dengan teknik pengenalan berdasarkan pola bunga yang terdapat pada uang kertas Republik Indonesia. Hasil yang diperoleh yaitu akurasi sebesar 99% dengan 694 data berhasil diklasifikasi dari 700 data pengujian.

**Kata Kunci:** Confusion Matrix; Convolutional Neural Network; Deep Learning; Klasifikasi; Uang Kertas

**Abstract**—Paper currency is a common means of payment throughout the world today because it is used in buying and selling goods and services. The value of Rupiah banknotes in Indonesia has variations that include different sizes, colors and patterns. Manual identification can cause errors, so an efficient and accurate banknote recognition system is needed. Problems with recent currencies emphasize the importance of detection systems that continually update their reference data to remain accurate. New currencies with different designs or security features can challenge the system's ability to recognize authenticity. The system must be able to quickly identify new elements and update the reference database to avoid the risk of errors or fraud. Therefore, research needs to focus on developing real-time data updating mechanisms to maintain system responsiveness to currency changes. The classification of the nominal value of the 2022 Emission Year Republic of Indonesia banknotes was therefore carried out using a Convolutional Neural Network.. The stages carried out are the image acquisition process, preprocessing, model training, and evaluation. With an introduction technique based on the flower patterns found on the Republic of Indonesia's banknotes. The results obtained show an accuracy of 99%, with 694 data points successfully classified out of 700 test data points.

**Keywords:** Classification; Confusion Matrix; Convolutional Neural Network; Currency; Deep Learning

## 1. PENDAHULUAN

Uang kertas adalah instrumen pembayaran yang umum digunakan di seluruh negara pada saat ini [1]. Hal ini dikarenakan uang berfungsi sebagai alat yang digunakan dalam melakukan transaksi jual beli barang dan jasa [2]. Kemajuan teknologi di seluruh dunia telah memiliki dampak yang signifikan dalam memudahkan aktivitas sehari-hari seseorang [3]. Dalam era perkembangan teknologi saat ini, berbagai sistem otomatis telah muncul dan diterapkan dalam kehidupan manusia, memberikan kemudahan dan bantuan dalam pekerjaan [4]. Salah satu kemudahan yang diberikan oleh teknologi adalah adanya mesin yang dapat mendeteksi dan mengenali nilai uang kertas [5]. Pengenalan objek merupakan bidang yang sangat penting dan menjadi fokus dalam pengenalan pola. Melalui pengenalan objek, berbagai jenis objek dalam kehidupan sehari-hari seperti teks dalam dokumen, iris mata seseorang, pelat kendaraan, wajah seseorang, dan lainnya dapat dikenali [6]. Pengenalan nilai uang kertas juga memiliki tingkat penting yang sama dengan pengenalan objek lainnya [7]. Maka dari itu, mesin pendeteksi nilai uang kertas menjadi salah satu objek yang menarik untuk diteliti dan dikembangkan.

Nilai uang kertas rupiah di Indonesia memiliki variasi yang sangat berbeda dan terlihat beragam [8]. Contohnya, kertas memiliki ukuran yang berbeda-beda, warna yang berbeda, background gambarnya, dan juga pola yang berbeda [9][10]. Dalam mengidentifikasi setiap uang kertas dapat menyebabkan kesalahan pengenalan uang kertas, sehingga diperlukan sistem yang efisien dan akurat untuk membantu pekerjaan mereka [11]. Tujuan dari sistem pengenalan uang kertas adalah untuk secara otomatis mengenali nilai uang kertas dengan menggunakan berbagai teknik dan metode [12]. Namun, umumnya sistem pengenalan nilai uang kertas ini menggunakan perangkat keras khusus yang tidak selalu tersedia bagi masyarakat umum. Oleh karena itu, diperlukan sistem terkomputerisasi yang dapat mengenali uang kertas dengan menggunakan citra. Dengan menggunakan citra, sistem ini dapat memproses gambar uang kertas dan mengidentifikasi nilai uang tersebut secara otomatis [8]. Hal ini memungkinkan orang-orang yang tidak memiliki akses ke perangkat keras khusus untuk tetap dapat mengenali nilai uang kertas dengan mudah [13].



Permasalahan yang muncul dalam konteks mata uang terbaru menyoroti kebutuhan sistem pendeteksi untuk selalu memperbarui data referensinya agar tetap akurat dan efektif [14]. Mata uang baru yang diperkenalkan dengan desain atau fitur keamanan yang berbeda dapat menantang kemampuan sistem dalam mengenali dan memverifikasi keasliannya [15]. Misalnya, ketika sebuah negara mengeluarkan uang kertas atau koin baru dengan elemen desain yang belum pernah terlihat sebelumnya, sistem pendeteksi harus dapat dengan cepat mengenali dan memasukkan informasi tersebut ke dalam database referensi [16]. Keterlambatan atau kegagalan dalam memperbarui data ini dapat mengakibatkan ketidakmampuan sistem untuk secara akurat membedakan antara mata uang asli dan palsu, membuka celah bagi potensi kesalahan atau penipuan [17]. Oleh karena itu, penelitian perlu difokuskan pada pengembangan mekanisme yang memungkinkan pembaruan data secara real-time agar sistem dapat tetap terkini dan responsif terhadap perubahan dalam bentuk mata uang.

Pada sebuah stasiun kereta api di suatu kota, terjadi kegagalan dalam mengenali nilai uang kertas tertentu pada mesin pendeteksi uang kertas Indonesia yang terpasang. Mesin yang seharusnya dapat dengan mudah mengidentifikasi uang kertas tersebut, tidak berfungsi dengan baik [8]. Hal ini tentunya menjadi masalah bagi pengguna mesin yang ingin menukarkan uang kertas mereka. Kemungkinan kesalahan dapat terjadi dengan adanya kegagalan ini, dan menyebabkan kerugian baik bagi stasiun kereta api maupun penumpang.

Telah dilakukan penelitian sebelumnya terkait pengenalan mata uang kertas menggunakan metode user-based manual labeling dengan Convolutional Neural Network oleh Muhamad Malik Ibrahim dkk [18]. Dataset yang digunakan adalah citra uang kertas berjumlah 1076 yang terdiri dari 8 denominasi. Dan hasil dari pengujian tersebut, yaitu sebesar 57.5%. Dapat disimpulkan bahwa metode user-based manual labeling kurang efektif jika dilakukan pada kasus seperti itu. Kesalahan ini mungkin muncul selama tahap pra-pelatihan, di mana dapat diidentifikasi sebagai hasil dari kesalahan dalam proses anotasi atau pelabelan menggunakan metode user-based manual labeling yang kurang efisien. Hal ini dapat mengakibatkan kegagalan dalam pelatihan dan menghasilkan output yang kurang memuaskan, yang sangat penting dalam menentukan hasil akhir hingga tahap pengujian.

Selain itu, ada juga penelitian terkait menggunakan jaringan saraf tiruan, yaitu Backpropagation oleh Widdha Mellyssa [19]. Teknik yang digunakan adalah mengenali nominal pada uang kertas tersebut. Citra uang melalui tahap preprocessing yaitu, warna diubah menjadi grayscale, kemudian diubah menjadi black-white dan terakhir cropping pada bagian nominalnya. Lalu setelah itu diproses menggunakan jaringan saraf tiruan Backpropagation. Hasil yang didapatkan adalah akurasi sebesar 78.8%. Dengan tingkat presisi pada nominal Rp. 20.000 sebesar 96.67%, nominal Rp. 50.000 sebesar 73.3%, dan nominal Rp. 100.000 sebesar 66.67%. Pengenalan mata uang kertas dengan teknik yang sama juga pernah dilakukan oleh Wanda Hamidah dkk [13], namun dengan metode yang berbeda menggunakan Optical Character Recognition (OCR). Pada tahap preprocessing citra uang kertas akan diresize menjadi 730x1600 px, dicrop pada bagian nominal, melakukan rotasi sebesar 90 derajat ke kiri, lalu diubah warnanya menjadi grayscale, melakukan filter median guna memperhalus piksel gambar, lalu mengubahnya menjadi citra biner untuk membedakan nominal dan background citra, dan morfologi. Setelah itu citra akan di analisa menggunakan OCR. Terdapat peningkatan akurasi dengan menggunakan metode OCR yaitu sebesar 94%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Citra Suardi dkk [11], dengan menggunakan library Create ML yang dikembangkan oleh Apple sebagai platform pengembangan model machine learning. Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu berbagai variasi citra yang kertas Republik Indonesia dengan berbagai kondisi. Data diambil menggunakan webcam lalu dilakukan preprocessing guna meningkatkan kualitas gambar. Kemudian melibatkan proses augmentasi, yaitu dengan mentransformasikan perspektif data, memutar citra, mengubah warna dan kecerahan citra. Hasil pengujian dianalisis berdasarkan tingkat akurasi, yang mengevaluasi seberapa baik model dalam mengenali dan membedakan nominal uang dengan tepat. Pada pengujian ini, model mencapai akurasi sebesar 71%.

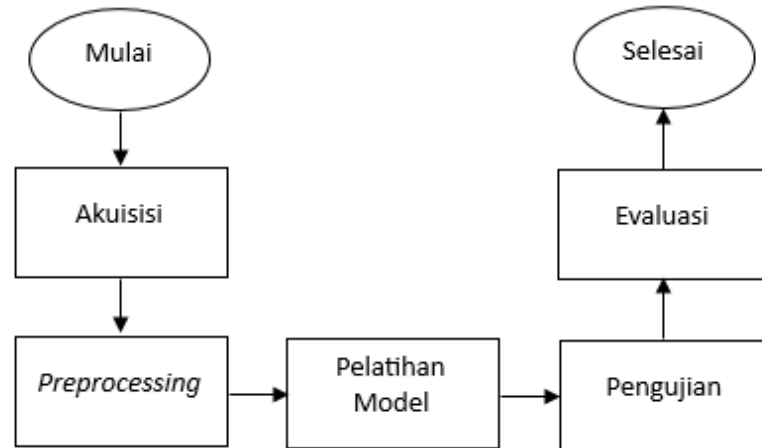
Dalam penelitian yang dilakukan oleh Agung Rilo Pramudi dkk [15], dikembangkan sebuah pendekatan inovatif untuk mendeteksi keaslian mata uang kertas dengan menggunakan watermark sebagai indikator utama, yang dianalisis melalui penerapan metode deteksi tepi Canny (Canny Edge Detection). Proses deteksi ini dimulai dengan tahapan akuisisi citra, di mana gambar uang kertas diperoleh dalam format digital. Selanjutnya, citra tersebut diubah menjadi citra grayscale untuk mengurangi kompleksitas data warna, diikuti dengan penerapan operasi morfologi guna memperbaiki struktur citra dan mempersiapkan citra untuk proses lebih lanjut. Metode Canny Edge Detection kemudian diaplikasikan, yang berfungsi mendeteksi tepi-tepi pada citra secara akurat, sehingga menghasilkan kumpulan piksel yang merepresentasikan kontur atau batas dari watermark. Penelitian ini menggunakan 21 citra uang kertas dari berbagai denominasi, meliputi Rp 1.000, Rp 2.000, Rp 5.000, Rp 10.000, Rp 20.000, Rp 50.000, dan Rp 100.000. Pada tahap akhir, hasil dari deteksi tepi ini dianalisis untuk mengidentifikasi keberadaan watermark, yang merupakan tanda khusus pada uang asli. Dari hasil eksperimen yang dilakukan, akurasi dari sistem deteksi watermark yang dikembangkan menggunakan metode Canny Edge Detection dalam menentukan keaslian uang kertas tercatat mencapai tingkat keakuratan sebesar 85,71%.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut dapat disimpulkan beberapa hasil akurasi dari metode yang diperoleh perlu ditingkatkan. Maka dari itu, dilakukan klasifikasi nominal mata uang kertas Republik Indonesia menggunakan Convolutional Neural Network. Tahapan yang dilakukan yaitu proses akuisisi citra, preprocessing, pelatihan model, dan evaluasi. Dengan teknik pengenalan berdasarkan pola bunga yang terdapat pada uang kertas Republik Indonesia.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Agar penelitian berlangsung secara terstruktur, penting untuk mengikuti alur setiap proses dan tahapannya. Metode penelitian berfungsi sebagai pedoman dalam melaksanakan penelitian, sehingga setiap langkah dapat dilakukan secara sistematis dari awal hingga akhir. Seluruh tahapan ini dapat dilihat secara lebih rinci pada **Gambar 1**, yang menggambarkan alur kerja keseluruhan penelitian ini.



**Gambar 1.** Tahapan Metode

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan penting, yang dirancang untuk memastikan setiap proses berjalan secara sistematis dan efektif. Tahapan pertama adalah akuisisi citra, di mana data citra diambil dengan menggunakan smartphone dan dipersiapkan untuk langkah-langkah selanjutnya. Setelah itu, dilakukan preprocessing untuk mendapatkan objek yang akan digunakan pada proses pelatihan. Tahap berikutnya adalah pelatihan model, di mana model dilatih menggunakan dataset yang sudah dipreprocessing untuk mempelajari pola-pola yang relevan dengan tujuan penelitian. Terakhir, dilakukan evaluasi terhadap performa model menggunakan metrik tertentu untuk menilai tingkat akurasi dan efektivitas model dalam menyelesaikan tugas yang diberikan.

#### 2.1.1 Akuisisi Citra

Tahap ini merupakan proses pengambilan atau pengumpulan data citra. Terdapat 700 buah citra uang kertas tahun emisi 2022, yang terdiri dari masing – masing 100 buah citra pecahan Rp. 100.000, Rp. 50.000, Rp. 20.000, Rp. 10.000, Rp. 5.000, Rp. 2.000, dan Rp. 1.000. Proses pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera Smartphone yang diletakkan pada sebuah phone holder, lalu objek diletakkan pada kertas berwarna putih. Citra yang diambil berukuran 3468x3468 piksel dan tidak menggunakan flash dari kamera smartphone. Ilustrasi pengambilan citra ada pada **Gambar 2**.



**Gambar 2.** Ilustrasi akuisisi citra

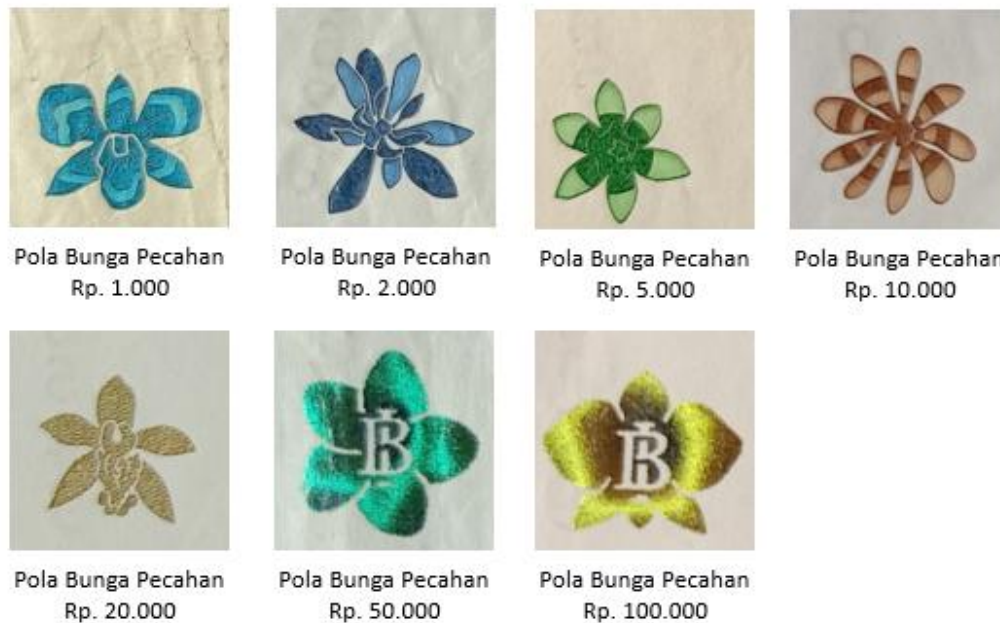
### 2.1.2 Preprocessing

Setelah citra diakuisisi, pada tahap ini citra akan dipangkas atau crop pada pola bunga yang terdapat dibagian depan uang kertas, hasil dari crop citra berubah ukurannya menjadi 150x150 piksel. Lalu citra diaugmentasi dengan menggunakan library ImageDataGenerator. Augmentasi melibatkan proses yaitu, memutar gambar secara acak hingga 20 derajat, membalik gambar secara vertikal dan horizontal, pergeseran sudut maksimal sebesar 20 derajat, dan menyekalakan nilai piksel menjadi antara 0 dan 1.



**Gambar 3.** Pola bunga yang terdapat pada bagian depan uang kertas Republik Indonesia tahun emisi 2022

Gambar 3 merupakan letak pola bunga yang akan dicrop pada proses preprocessing. Terletak pada bagian depan atau muka uang kertas Republik Indonesia tahun emisi 2022.



**Gambar 4.** Hasil pola bunga yang sudah dicrop

Gambar 4 menunjukkan hasil pemotongan (cropping) pola bunga yang terdapat pada uang kertas Republik Indonesia. Setiap denominasi uang kertas tersebut memiliki pola bunga yang unik dan berbeda-beda satu sama lain, sehingga setiap mata uang kertas mempresentasikan karakteristik artistik tersendiri melalui motif bunga yang dimilikinya.

### 2.1.3 Pelatihan Model

Tahap ini merupakan bagian dari proses pelatihan algoritma dalam tahap training untuk mendapatkan pola-pola data yang diperlukan dalam melakukan prediksi dan membuat keputusan. Dalam penelitian ini, algoritma



Convolutional Neural Network digunakan sebagai algoritma untuk melatih model. Dataset dibagi menjadi 2, yaitu data train 90% dan data validasi 10%, sebelum data dilatih. Pelatihan model melibatkan beberapa optimasi dan learning rate, agar model yang diusulkan mendapatkan hasil yang maksimal.

#### 2.1.4 Pengujian

Tahap pengujian adalah proses dimana model yang telah dilatih sebelumnya diuji untuk mengukur kinerjanya secara objektif. Data ditambahkan sebanyak 700 buah citra uang kertas tahun emisi 2022 untuk pengujian, dengan masing – masing kelas sebanyak 100.

#### 2.1.5 Evaluasi

Evaluasi dilakukan sebagai tahap penilaian mengenai proses pemilihan model yang akan digunakan. Evaluasi ini melibatkan Confusion Matrix dengan menggunakan kombinasi berbagai nilai aktual dan nilai prediksi [20].

Confusion matrix terdiri dari empat komponen utama: True Positives (TP), yaitu jumlah instance yang benar-benar berada di kelas A dan diprediksi dengan tepat oleh model sebagai kelas A; False Positives (FP), yaitu jumlah instance yang sebenarnya berada di kelas B namun diprediksi sebagai kelas A; False Negatives (FN), yaitu jumlah instance yang sebenarnya berada di kelas A namun diprediksi sebagai kelas B; dan True Negatives (TN), yaitu jumlah instance yang benar-benar berada di kelas B dan diprediksi dengan tepat sebagai kelas B. Berikut adalah beberapa rumus yang digunakan dalam perhitungan confusion matrix.

a. Accuracy

Accuracy mengukur seberapa sering model membuat prediksi yang benar secara keseluruhan. Ini adalah metrik yang paling sederhana dan sering digunakan.

$$\text{accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

b. Precision

Precision mengukur seberapa akurat prediksi positif yang dibuat oleh model. Dengan kata lain, dari semua prediksi positif, berapa persen yang benar-benar positif.

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2)$$

c. Recall

Recall mengukur kemampuan model dalam menangkap semua kasus positif yang sebenarnya. Dengan kata lain, dari semua kasus positif sebenarnya, berapa persen yang berhasil diidentifikasi oleh model.

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

d. F1-Score

F1-Score merupakan metrik harmonis yang menggabungkan precision dan recall. F1-Score memberikan keseimbangan antara precision dan recall, terutama ketika ada ketidakseimbangan antara kedua metrik tersebut.

$$f1 - \text{score} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Akuisisi

Pengumpulan data citra dalam penelitian ini dilakukan dengan cermat untuk memastikan kualitas yang optimal. Dengan total 1400 citra uang kertas dari tahun emisi 2022 terdiri dari 630 data latih, 70 data validasi dan 700 data uji, distribusi yang merata dari berbagai pecahan uang seperti Rp. 100.000 hingga Rp. 1.000 memungkinkan analisis yang lebih representatif terhadap variasi yang ada dalam setiap pecahan. Penggunaan kamera smartphone dan phone holder untuk memotret citra menjamin konsistensi sudut pengambilan gambar, sementara latar belakang kertas putih mengurangi gangguan visual yang bisa memengaruhi akurasi data.

#### 3.2 Preprocessing

Setelah proses akuisisi citra, tahap berikutnya adalah pemangkasan citra untuk fokus pada pola bunga yang terletak di bagian depan uang kertas. Langkah selanjutnya melibatkan augmentasi citra menggunakan library ImageDataGenerator untuk memperkaya data. Proses augmentasi ini termasuk rotasi gambar secara acak hingga 20 derajat, pembalikan gambar baik secara vertikal maupun horizontal, pergeseran sudut maksimal hingga 20 derajat, serta normalisasi nilai piksel agar berada dalam rentang 0 hingga 1. Metode ini bertujuan untuk meningkatkan keragaman data dan memperbaiki ketahanan model dalam menghadapi variasi citra yang berbeda.

Augmentasi dilakukan terhadap data latih sehingga mengalami penambahan, namun library tersebut tidak memberikan informasi penambahan datanya.

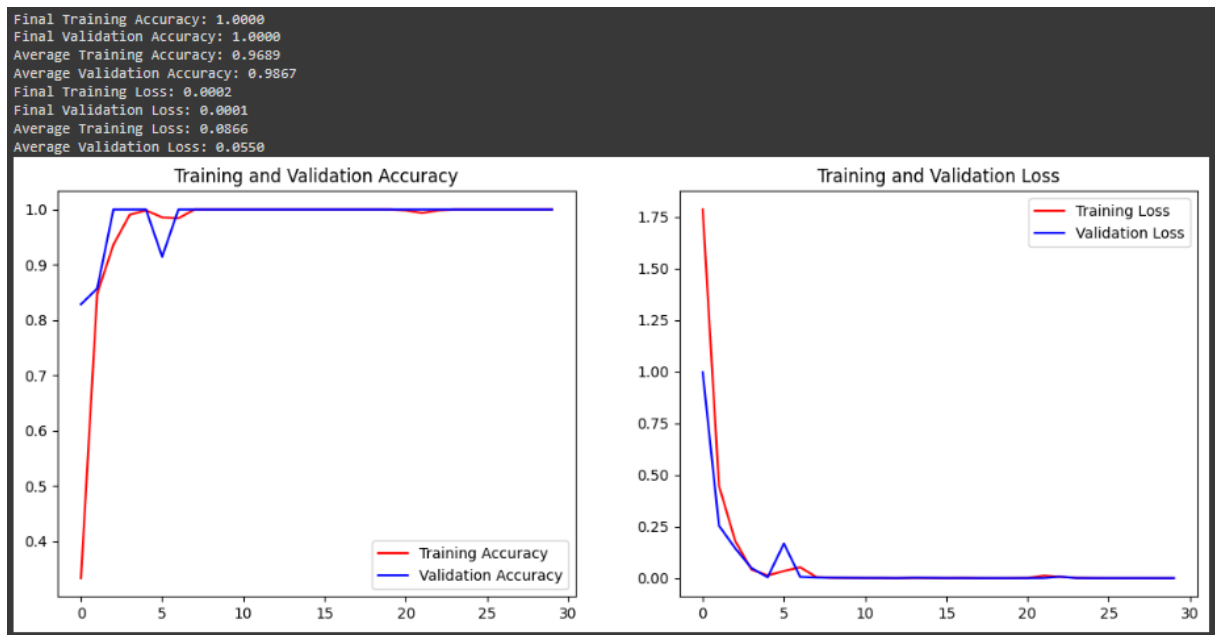
### 3.3 Pelatihan Model

Pada tahap ini, proses pelatihan algoritma dilakukan untuk memperoleh pola data yang esensial dalam memprediksi dan membuat keputusan. Dalam penelitian ini, model dilatih menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan pilihan tepat untuk menangani data citra. Dataset dibagi menjadi dua bagian: 90% digunakan sebagai data pelatihan dan 10% sebagai data validasi. Pembagian ini dilakukan sebelum proses pelatihan dimulai untuk memastikan bahwa model dapat belajar dengan baik dari data pelatihan dan dievaluasi secara efektif dengan data validasi. Model dilatih dengan berbagai metode optimasi seperti Adam, Nadam, SGD dan RMSprop serta dengan menggunakan sebesar 0.01, 0.001, dan 0.0001. Epoch yang digunakan sebesar 30 epoch. Tabel 1 menunjukkan hasil akurasi dari model yang diusulkan pada penelitian ini.

**Tabel 1.** Hasil perbandingan model yang diusulkan berdasarkan optimizer dan learning rate

Optimizer	Learning Rate	Accuracy		
		Train	Val	Test
Adam	0.0001	0.95	0.97	0.84
	0.001	0.94	0.96	0.97
	<b>0.01</b>	<b>0.96</b>	<b>0.98</b>	<b>0.99</b>
Nadam	0.0001	0.96	0.98	0.97
	0.001	0.96	0.98	0.97
	0.01	0.94	0.97	0.86
RMSprop	0.0001	0.95	0.96	0.94
	0.001	0.93	0.95	0.84
	0.01	0.93	0.96	0.83
SGD	0.0001	0.83	0.89	0.51
	0.001	0.74	0.75	0.29
	0.01	0.82	0.88	0.60

Dapat dilihat pada Tabel 1 pada optimasi Adam dengan learning rate 0.01 dan Nadam dengan 0.0001 dan 0.001. Data latih dan data validasi memperoleh akurasi yang sama dengan nilai 0.96 dan 0.98, namun terdapat perbedaan pada akurasi data uji dimana optimasi Adam dengan learning rate 0.01 memperoleh akurasi sebesar 0.99. Pemilihan optimasi dan learning rate sangat berpengaruh pada performa model yang akan digunakan. Optimasi memiliki peran sebagai mengoptimalkan performa dan meminimalisir kesalahan, sedangkan learning rate merupakan hiperparameter yang mengontrol ukuran langkah update parameter pada setiap iterasi. Sehingga optimasi dan learning rate tersebut yang akan diusulkan pada penelitian ini. Berikut ini merupakan grafik hasil pelatihan model.



**Gambar 5.** Grafik hasil pelatihan model

Pada Gambar 5 merupakan akurasi dan loss dari pelatihan dan validasi model. Garis vertikal menunjukkan nilai akurasi dimana angka 1 merupakan nilai tertinggi dan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasi.

Garis horizontal merupakan banyaknya epoch, angka 30 merupakan epoch tertinggi dan menjadikan tanda bahwa model ini menggunakan epoch 30. Loss berbanding terbalik dengan akurasi, loss adalah kesalahan model dalam mengklasifikasi sebuah objek. Semakin kecil nilai loss maka kemungkinan salahnya model dalam mengklasifikasi juga kecil. Dapat dilihat pada epoch antara 5 dan 10 terjadi penurunan akurasi, tetapi pada epoch selanjutnya kembali naik. Terdapat nilai aktual bahwa akurasi dari final training dan final validation memiliki kesamaan, ini menunjukkan bahwa pada epoch terakhir pelatihan dan validasi memiliki akurasi yang tinggi. Nilai akurasi rata – rata pelatihan lebih kecil dari validasi. Nilai pada epoch terakhir dan nilai rata – rata dari loss pelatihan dan validasi cukup kecil yang berarti model dapat bekerja baik dengan kesalahan yang minim.

### 3.4 Pengujian

Pada tahap pengujian, model yang telah dilatih sebelumnya diujikan untuk mengevaluasi kinerjanya secara objektif. Untuk proses ini, ditambahkan 700 citra uang kertas tahun emisi 2022, yang terdiri dari 100 citra untuk setiap pecahan uang. Pengujian ini bertujuan untuk mengukur seberapa baik model dalam mengenali dan memproses berbagai kelas citra yang telah ditentukan, serta untuk memastikan bahwa model dapat menangani data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 2.

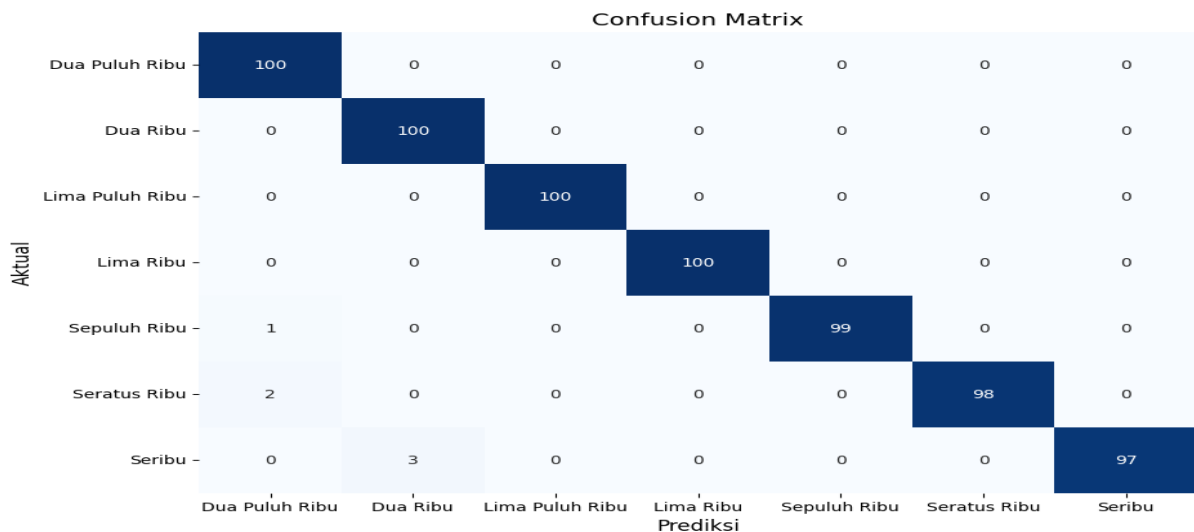
**Tabel 2.** Hasil klasifikasi dengan model yang diusulkan

Class	Precision	Recall	F1-Score
Rp. 1.000	1.00	0.97	0.98
Rp. 2.000	0.97	1.00	0.99
Rp. 5.000	1.00	1.00	1.00
Rp. 10.000	1.00	0.99	0.99
Rp. 20.000	0.97	1.00	0.99
Rp. 50.000	1.00	1.00	1.00
Rp. 100.000	1.00	0.97	0.98

Tabel 2 merupakan hasil klasifikasi dari model yang digunakan, terdapat parameter presisi, recall, f1-score dengan rentang nilai 0 hingga 1 (nilai 1 menunjukkan bahwa tidak ada kesalahan). Hampir seluruh kelas memperoleh presisi yang tinggi, kecuali Rp. 2.000 dan Rp. 20.000. Recall terdapat 4 kelas yang memperoleh nilai 1, sedangkan f1-score hanya 2 kelas yang memperoleh nilai 1. Terlihat hasil yang diperoleh dengan model yang ditentukan mendekati nilai 1, model ini dapat mengklasifikasi mata uang tahun emisi 2022 berdasarkan pola bunga dengan kesalahan yang minim.

### 3.5 Evaluasi

Tahap evaluasi bertujuan untuk menilai efektivitas model yang dipilih dalam proses penelitian. Untuk melakukan evaluasi, digunakan Confusion Matrix yang memanfaatkan kombinasi antara nilai aktual dan nilai prediksi. Analisis ini memungkinkan penilaian yang mendalam terhadap kinerja model, termasuk identifikasi kesalahan klasifikasi dan keakuratan dalam mengelompokkan data ke dalam kategori yang benar.



**Gambar 6.** Confusion Matrix

Masing-masing kolom dan baris pada confusion matrix merepresentasikan kelas prediksi dan kelas aktual. Baris menggambarkan kelas aktual, sedangkan kolom menggambarkan kelas yang diprediksi oleh model. Setiap kotak dalam matriks menunjukkan berapa kali model memprediksi suatu kelas untuk sampel yang sebenarnya berasal dari kelas tertentu.



Misalnya, kotak di baris pertama dan kolom pertama menunjukkan bahwa model memprediksi 100 sampel dari kelas Dua Puluh Ribu Rupiah secara benar. Begitu juga dengan kotak-kotak lain pada diagonal utama (kiri atas ke kanan bawah), yang menandakan prediksi yang benar.

Berdasarkan Gambar 6, model CNN mampu melakukan prediksi yang sangat baik terhadap sebagian besar kelas, terutama pada kelas-kelas dengan jumlah yang lebih besar seperti Dua Puluh Ribu, Dua Ribu, Lima Puluh Ribu, dan Lima Ribu dengan akurasi 100% dan kesalahan utama ditemukan pada kelas dengan denominasi yang lebih rendah seperti Seribu Rupiah dan Dua Ribu Rupiah. Terdapat 694 data yang berhasil diklasifikasi oleh model dan 6 data yang salah diklasifikasi.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dalam proses pengenalan pola pada bunga yang terdapat di mata uang kertas Republik Indonesia Tahun Emisi (TE) 2022 menghasilkan sebuah model klasifikasi yang mampu mencapai tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu sebesar 99%. Pada penelitian ini, dataset yang digunakan dibagi menjadi 90% untuk data latih, yang terdiri dari 630 citra, dan 10% untuk data validasi dengan 70 citra. Dari hasil evaluasi menggunakan confusion matrix, diketahui bahwa sebanyak 694 data berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sementara hanya 6 data yang mengalami kesalahan klasifikasi. Selain itu, hasil pengukuran precision, recall, dan f1-score pada setiap kelas menunjukkan nilai di atas 0.96, model ini memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik karena nilai-nilai yang mendekati angka 1 mengindikasikan kinerja optimal. Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan terdapat peningkatan keragaman serta keterwakilan data, sehingga meningkatkan akurasi dan generalisasi dari model yang dikembangkan, dan dapat diimplementasikan dengan lebih luas.

#### REFERENCES

- [1] M. Albani and R. R. Andhi, "Klasifikasi Uang Rupiah Kertas Tidak Layak Edar Menggunakan CNN Xception Transfer Learning Berbasis Website," *JURNAL INOVTEK POLBENG - SERI INFORMATIKA*, vol. 8, no. 2, 2023, doi: <https://doi.org/10.35314/isi.v8i2.3657>.
- [2] T. Hadi, N. Suarna, A. I. Purnamasari, O. Nurdiawan, and S. Anwar, "Game Edukasi Mengenal Mata Uang Indonesia 'Rupiah' Untuk Pengetahuan Dasar Anak-Anak Berbasis Android," *Jurnal Riset Komputer*, vol. 8, no. 3, pp. 2407–389, 2021, doi: [10.30865/jurikom.v8i3.3609](https://doi.org/10.30865/jurikom.v8i3.3609).
- [3] A. D. K. Zulfiansyah, H. Kusuma, and M. Attamimi, "Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Keaslian Uang," *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 12, no. 2, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.12962/j23373539.v12i2.118320>.
- [4] S. Megawati and A. Lawi, "Pengembangan Sistem Teknologi Internet of Things Yang Perlu Dikembangkan Negara Indonesia," *Journal Information Engineering and Educational Technology*, vol. 5, no. 1, Jun. 2021, doi: <https://doi.org/10.26740/jieet.v5n1.p19-26>.
- [5] R. R. C. Putra, T. Sugihartono, and F. Panca Juniawan, "Aplikasi Augmented Reality Media Pembelajaran Pengenalan Gambar Tokoh Pahlawan Nasional Pada Uang Kertas Berbasis Android," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 10, no. 3, pp. 405–412, Dec. 2021, doi: [10.32736/sisfokom.v10i3.1285](https://doi.org/10.32736/sisfokom.v10i3.1285).
- [6] A. Muhammad Nur Hidayat, Antamil, and I. M. Zakiyah, "Identifikasi Nominal Mata Uang Rupiah Bagi Penyandang Tunanetra Dengan Algoritma Convolutional Neural Network Berbasis Android," *JOURNAL SHIFT*, vol. 3, 2023, doi: <https://doi.org/10.24252/shift.v3i2.102>.
- [7] R. S. I. Sihombing, W. A. Harahap, and W. K. Rahman, "Implementasi YOLO v8 untuk Mendeteksi Mata Uang Rupiah Emisi Tahun 2022 Ber-output Audio," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, Aug. 2024, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10099>.
- [8] A. R. Pratama, M. Mustajib, and A. Nugroho, "Deteksi Citra Uang Kertas dengan Fitur RGB Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 163–172, Mar. 2020, doi: [10.30864/eksplora.v9i2.336](https://doi.org/10.30864/eksplora.v9i2.336).
- [9] A. Bhatia, V. Kedia, A. Shroff, M. Kumar, B. K. Shah, and Aryan, "Fake currency detection with machine learning algorithm and image processing," in *Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2021, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.*, May 2021, pp. 755–760. doi: [10.1109/ICICCS51141.2021.9432274](https://doi.org/10.1109/ICICCS51141.2021.9432274).
- [10] Al-Khowarizmi, "Model Classification of Nominal Value and The Original of IDR Money By Applying Evolutionary Neural Network," *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, vol. 3, no. 2, p. 2020, 2020, doi: [10.31289/jite.v3i2.2384](https://doi.org/10.31289/jite.v3i2.2384).
- [11] C. Suardi, D. Sundoro, K. Syariati, and R. L. Lordianto, "Bank Note Value Checker Based on Image Recognition," *JTech*, vol. 11, no. 1, pp. 24–29, 2023, doi: [10.30869/jtech.v6i2.1161](https://doi.org/10.30869/jtech.v6i2.1161).
- [12] D. A. S. F. N. A., M. R. D. M. Hilal, M. A. N. N., and F. T. Anggraeny, "Perbandingan Kombinasi Metode Template Matching dan Algoritma Feature Matching pada Pengenalan Mata Uang India," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 16, no. 3, 2021, doi: <https://doi.org/10.33005/scan.v16i3.2636>.
- [13] W. Hamidah, N. A. P. Hasbullah, T. S. B. Irawan, and A. B. Kaswar, "Deteksi Nominal Uang Kertas Menggunakan OCR (Optical Character Recognition)," *Techno Xplore Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 2, 2022, doi: <https://doi.org/10.36805/technoexplo.v7i2.2123>.
- [14] R. Sukmawardani, L. Nurpulaela, and R. Rahmadewi, "Implementasi Arsitektur ResNet152 untuk Klasifikasi Uang Kertas Rupiah dengan Metode Transfer Learning," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 4, Aug. 2024, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10001>.



- [15] A. Rilo Pambudi, Garno, and Purwantoro, “Deteksi Keaslian Uang Kertas Berdasarkan Watermark dengan Pengolahan Citra Digital,” *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 6, no. 4, 2020, doi: <https://doi.org/10.33795/jip.v6i4.407>.
- [16] Miladiah, R. Umar, and I. Riadi, “Implementasi Local Binary Pattern untuk Deteksi Keaslian Mata Uang Rupiah,” *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 5, no. 2, 2019.
- [17] L. Kurniawati, S. K. Risandriya, and H. Wijanarko, “Pendeteksi Nominal Uang Kertas bagi Penyandang Tunanetra Menggunakan Neural Network,” *JOURNAL OF APPLIED ELECTRICAL ENGINEERING*, vol. 3, no. 2, 2019, doi: <https://doi.org/10.30871/jaee.v3i2.1821>.
- [18] M. Malik Ibrahim, R. Rahmadewi, and L. Nurpulaela, “Pendeteksian Nominal Uang pada Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network: Integrasi Metode Pra-pemrosesan Citra dan Klasifikasi Berbasis CNN,” *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i2.6863>.
- [19] W. Mellyssa, “Pengenalan Nominal Uang Kertas Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” *JURNAL LITEK: Jurnal Listrik Telekomunikasi Elektronika*, vol. 16, no. 1, pp. 1–6, 2019, doi: <http://dx.doi.org/10.30811/litek.v16i1.1463>.
- [20] A. Kirana, H. H. Hikmayanti, and J. Indra, “Pengenalan Pola Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network,” *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, vol. 1, no. 2, 2020.