

Penggunaan *Data Mining* dalam Mengklasifikasi Nominal Uang Rupiah dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)

Suvirocana ^{1*}, Hendry ²

^{1*,2} Universitas Kristen Satya Wacana, Kota Salatiga, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia.

Email: 672021603@student.uksw.edu ^{1*}, hendry@uksw.edu ²

Histori Artikel:

Dikirim 12 Oktober 2025; *Diterima dalam bentuk revisi* 20 Oktober 2025; *Diterima* 10 Desember 2025; *Diterbitkan* 10 Januari 2026. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengidentifikasi keaslian uang kertas rupiah melalui proses klasifikasi citra menjadi tujuh kategori (class). Dataset yang digunakan terdiri dari gambar uang kertas dengan berbagai kondisi nyata, seperti perbedaan kualitas cetakan, tingkat kelusuhan, variasi pencahayaan, serta posisi atau sudut pengambilan gambar (angle) yang beragam untuk memperkaya variasi data pelatihan. Melalui pendekatan ini, sistem diharapkan mampu mempelajari pola dan ciri khas visual pada setiap nominal uang rupiah, baik dari aspek tekstur, warna, maupun fitur keamanan yang terdapat pada uang asli. Setelah proses pelatihan, dilakukan pengujian terhadap model untuk mengukur tingkat akurasi serta frame per second (FPS) sebagai indikator kinerja sistem dalam mengenali uang secara real-time. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi image processing yang efektif dan efisien untuk membantu proses klasifikasi serta deteksi keaslian uang rupiah secara otomatis, sehingga mampu meminimalisir kesalahan manusia dan mendukung peningkatan keamanan dalam transaksi keuangan.

Kata Kunci: Keaslian Uang; Identifikasi Citra; Klasifikasi; Image Processing; Akurasi.

Abstract

This study aims to implement the Convolutional Neural Network (CNN) method to identify the authenticity of Indonesian banknotes through image classification into seven categories (classes). The dataset used consists of banknote images captured under various real-world conditions, including differences in printing quality, degrees of wear or deterioration, lighting variations, and multiple shooting angles to obtain diverse image variations. Through this approach, the system is expected to learn distinctive visual patterns and features of each banknote denomination, including texture, color, and embedded security elements found in genuine currency. After the training process, the model is evaluated to measure its accuracy and frames per second (FPS) as performance indicators for real-time recognition. The results of this research are expected to contribute to the development of effective and efficient image processing technology to assist in the automatic classification and detection of Indonesian banknote authenticity, thereby minimizing human error and enhancing security in financial transactions.

Keyword: Currency Authenticity; Image Identification; Classification; Image Processing; Accuracy.

1. Pendahuluan

Peredaran uang palsu menjadi tantangan serius yang dihadapi banyak negara, karena dampaknya meluas pada aspek ekonomi dan stabilitas sistem keuangan nasional. Uang palsu mengikis kepercayaan publik terhadap mata uang dan mengganggu kelancaran aktivitas *transaksi* (Widianto *et al.*, 2023). Oleh sebab itu, pengembangan teknologi yang mampu membedakan uang asli dan palsu secara cepat dan akurat menjadi kebutuhan mendesak. Di Indonesia, tindakan pemalsuan uang diatur secara ketat dalam Kitab Undang-Undang Hukum Pidana (KUHP) Pasal 244 dan 245, serta diperkuat oleh Undang-Undang Nomor 1 Tahun 2023 Pasal 374 dan 375. Ketentuan ini menegaskan sanksi pidana berat bagi pelaku pemalsuan dan peredaran uang palsu, sehingga teknologi pendeteksi uang palsu memiliki peran strategis dalam menjaga integritas sistem moneter nasional (Hamidah *et al.*, 2022). Perkembangan teknologi informasi dan komputer telah menggeser metode verifikasi uang dari pemeriksaan manual menjadi sistem berbasis *komputer (computer vision)* yang menawarkan objektivitas dan akurasi lebih tinggi. Sistem ini mampu mengidentifikasi fitur-fitur tersembunyi seperti tinta khusus dan *watermark* yang sulit dikenali oleh mata manusia (Widianto *et al.*, 2023). Pendekatan tersebut mengurangi potensi kesalahan akibat keterbatasan persepsi manusia. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam mendeteksi keaslian uang adalah pengolahan citra digital. Dengan memanfaatkan gambar uang yang diambil melalui *kamera*, sistem dapat menganalisis karakteristik visual seperti warna, tekstur, dan pola yang membedakan uang asli (Balakrishnan *et al.*, 2023). Teknologi ini memungkinkan interpretasi yang dapat diolah oleh *mesin* secara otomatis, sehingga menjadi fondasi utama pengembangan sistem deteksi uang palsu. Kemajuan dalam bidang *Artificial Intelligence (AI)* dan *Machine Learning (ML)* membuka peluang signifikan untuk meningkatkan akurasi sistem deteksi. Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* menonjol karena kemampuannya mengenali pola visual secara otomatis dan terstruktur (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016). *CNN* telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi pengolahan citra, seperti pengenalan wajah, klasifikasi objek, dan deteksi anomali. *CNN* merupakan algoritma *deep learning* yang dirancang khusus untuk memproses data gambar melalui lapisan konvolusi yang mengekstraksi fitur penting tanpa intervensi manual. Hal ini menjadikannya sangat efisien untuk klasifikasi dan deteksi objek (LeCun, 1998). Dalam konteks pendeteksian uang palsu, *CNN* dapat menganalisis tekstur, pola cetak, warna dominan, serta fitur keamanan yang membedakan uang asli dan palsu (Kim, 2017).

Meski demikian, beberapa penelitian sebelumnya menghadapi keterbatasan data pelatihan yang memengaruhi representativitas hasil. Contohnya, studi Miladiah *et al.* (2019) dan Pratama *et al.* (2020) yang menggunakan metode *Local Binary Pattern (LBP)* masih menemui kendala pada variasi dataset sehingga akurasi klasifikasi kurang optimal. Pendekatan *CNN* diharapkan mampu mengatasi masalah tersebut melalui ekstraksi fitur otomatis yang lebih adaptif. Selain *CNN*, *data mining* juga berperan penting dalam penelitian ini. Proses ini melibatkan ekstraksi pola dari kumpulan data besar menggunakan teknik statistik, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin (Han & Kamber, 2012). Dalam deteksi uang palsu, *data mining* membantu mengidentifikasi pola visual yang membedakan uang asli dan palsu berdasarkan warna, tekstur, dan distribusi pola cetak. Klasifikasi dalam *data mining* mengelompokkan data ke dalam kategori berdasarkan fitur relevan. Sebagai bagian dari *supervised learning*, model dilatih dengan data berlabel untuk mengenali pola dan menentukan kelas data baru (Han & Kamber, 2012). Penelitian ini mengimplementasikan klasifikasi untuk menentukan nominal dan status keaslian uang kertas. Berbagai algoritma klasifikasi dapat diterapkan, seperti *Decision Tree*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbor (KNN)*, dan *CNN*. Namun, *CNN* lebih unggul karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara otomatis tanpa rekayasa manual (Suyanto, 2018). Selain itu, *CNN* mampu mengenali pola kompleks seperti *watermark*, tekstur kertas, dan gradasi warna yang menjadi indikator keaslian. Arsitektur *CNN* meliputi lapisan konvolusi, pooling, flatten, dan fully connected. Lapisan konvolusi mengekstraksi fitur, pooling mengurangi dimensi data untuk efisiensi komputasi (Vasilev *et al.*, 2019), flatten mengubah data dua dimensi menjadi vektor satu dimensi untuk klasifikasi, dan fungsi aktivasi ReLU meningkatkan kemampuan jaringan dalam mempelajari hubungan non-linear antar fitur (Suyanto, 2018). Secara keseluruhan,

penerapan *CNN* pada sistem pendeteksi uang Rupiah bertujuan menghasilkan klasifikasi yang cepat dan akurat. Dengan memanfaatkan dataset yang mencakup variasi pencahayaan, tingkat keausan, dan sudut pengambilan gambar, model ini mampu mengenali pola unik tiap nominal. Penelitian ini diharapkan menjadi dasar pengembangan teknologi pengenalan uang berbasis citra di Indonesia sekaligus mendukung upaya pencegahan pemalsuan di era digital (Balakrishnan *et al.*, 2023). Penelitian ini memusatkan perhatian pada pengembangan sistem berbasis *CNN* untuk klasifikasi dan identifikasi keaslian uang kertas Rupiah. Melalui integrasi *data mining*, *machine learning*, dan *deep learning*, sistem yang dihasilkan diharapkan dapat meningkatkan keamanan *transaksi* keuangan dan efisiensi verifikasi uang secara otomatis.

2. Metode Penelitian

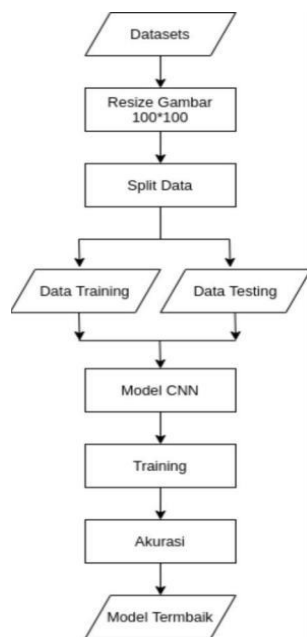
Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif dengan tujuan mengimplementasikan dan menguji performa algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam mengklasifikasikan keaslian uang kertas Rupiah berdasarkan citra digital. Tahap awal meliputi penentuan populasi dan sampel. Populasi mencakup seluruh gambar uang Rupiah dengan berbagai nominal yang beredar di Indonesia, baik dalam kondisi baru maupun lusuh, serta diambil dari variasi sudut dan kondisi pencahayaan. Sampel terdiri dari 1.750 gambar yang dikelompokkan ke dalam tujuh kelas nominal, yaitu Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000. Teknik pengambilan sampel menggunakan *purposive sampling*, dengan sekitar 200 gambar per kelas yang memenuhi kriteria keragaman tekstur, pencahayaan, dan sudut pengambilan agar dataset lebih representatif dan realistis. Tahap berikutnya adalah *preprocessing* data, yaitu serangkaian proses untuk mempersiapkan dataset sebelum pelatihan model. Langkah-langkah *preprocessing* meliputi pengumpulan citra, pelabelan sesuai kelas nominal, penyesuaian ukuran citra (*resize*), normalisasi, serta *augmentasi* data untuk memperluas variasi dataset. Teknik *augmentasi* meliputi rotasi, *flipping*, *zooming*, dan perubahan kontras guna menambah jumlah data pelatihan secara artifisial sekaligus mengurangi risiko *overfitting*. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yakni 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data validasi, dengan pembagian *train-validation split* 90:10 agar model dapat diuji tingkat *generalisasi* terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pemodelan dilakukan menggunakan arsitektur *CNN* yang terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu *Conv2D* dan *MaxPooling2D* sebagai lapisan ekstraksi fitur, *Flatten Layer* untuk mengubah hasil ekstraksi menjadi vektor satu dimensi, serta *Dense Layer* dan *Dropout Layer* untuk klasifikasi akhir dengan tujuh *output class* sesuai nominal uang. Fungsi aktivasi *ReLU (Rectified Linear Unit)* digunakan untuk memperkenalkan *non-linearity*, sedangkan *Softmax* diterapkan pada lapisan output karena klasifikasi bersifat multi-kelas. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0,001 serta *loss function categorical_crossentropy* untuk meningkatkan efisiensi konvergensi selama pelatihan. Evaluasi model dilakukan dengan mengamati metrik *accuracy* dan *loss* pada data pelatihan dan validasi. Hasil menunjukkan *accuracy* pelatihan sebesar 97,42% dan *accuracy* validasi 97,78%, dengan nilai *loss* masing-masing 0,0826 dan 0,0553, yang menandakan kemampuan model melakukan *generalisasi* dengan baik tanpa indikasi *overfitting*. Tahap akhir mencakup evaluasi performa dan visualisasi hasil. Visualisasi dilakukan dengan memplot grafik perkembangan *accuracy* dan *loss* selama pelatihan untuk menganalisis kestabilan model. Selain itu, pengujian model dilakukan terhadap gambar baru yang diunggah ke sistem untuk memastikan kemampuan klasifikasi uang Rupiah secara *real-time*. Setiap gambar diproses melalui tahap *resize* ke ukuran input model (150x150 piksel), diubah menjadi array numerik, lalu diprediksi menggunakan model *CNN* yang telah dilatih. Output berupa probabilitas untuk setiap kelas, dan kelas dengan probabilitas tertinggi ditetapkan sebagai hasil klasifikasi. Dengan pendekatan ini, sistem berbasis *CNN* yang dikembangkan diharapkan menjadi alat bantu yang efisien, akurat, dan adaptif dalam mengidentifikasi keaslian uang Rupiah secara otomatis berbasis citra digital.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

Penelitian ini menunjukkan efektivitas metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan nominal uang Rupiah berdasarkan citra digital. *CNN* mampu mengekstraksi fitur visual kompleks, seperti tekstur, warna dominan, pola angka nominal, serta fitur pengaman uang, sehingga klasifikasi dapat dilakukan dengan tingkat akurasi tinggi meskipun citra diambil dari berbagai kondisi dan sudut pandang. Dataset yang digunakan berjumlah 1.750 gambar uang Rupiah, terbagi ke dalam tujuh kelas nominal: Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000. Setiap kelas terdiri dari sekitar 200 gambar yang diperoleh dari kombinasi kondisi nyata seperti uang lusuh, uang baru, uang terlipat, dan variasi pencahayaan, sehingga model dapat mengenali uang dalam situasi lapangan. Pelatihan model dilakukan dengan parameter yang telah dioptimalkan, menggunakan 25 *epoch* dan pembagian data 80% untuk *training* serta 20% untuk *validation*. Hasil eksperimen menunjukkan *CNN* mencapai *training accuracy* sebesar 97,75% dan *testing accuracy* mencapai 98%, dengan *loss* yang sangat rendah, yaitu 0,0533. Nilai tersebut mencerminkan tingkat kesalahan minimal, mengindikasikan kemampuan model membedakan setiap nominal dengan presisi tinggi. Selama pelatihan, grafik *accuracy* menunjukkan peningkatan stabil di setiap *epoch*, sementara grafik *loss* mengalami penurunan signifikan, menandakan proses pembelajaran berlangsung optimal tanpa indikasi *overfitting*. Selisih kecil antara *training accuracy* dan *validation accuracy* membuktikan kemampuan model melakukan *generalisasi* yang baik terhadap data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya.



Gambar 1. Flowchart Pengujian

Selain pengujian *accuracy*, penelitian ini juga mengukur kecepatan sistem atau *Frame Per Second (FPS)* untuk mengetahui efisiensi model dalam memproses citra secara *real-time*. Berdasarkan pengujian, sistem *CNN* mampu mengklasifikasikan citra uang dengan kecepatan rata-rata 12–15 *FPS*, atau sekitar 0,07–0,08 detik per gambar. Hasil ini menunjukkan bahwa model dapat diaplikasikan dalam konteks praktis seperti deteksi uang otomatis pada mesin kasir, alat sortir uang di bank, maupun aplikasi pembaca uang untuk penyandang tunanetra. Kecepatan ini tergolong baik mengingat *CNN* memproses citra beresolusi tinggi yang telah melalui tahapan *preprocessing* seperti *resize* (150x150

piksel), *normalization*, dan *data augmentation* (rotasi, *flipping*, *zoom*, serta penyesuaian *brightness*). Teknik *augmentation* terbukti meningkatkan keragaman dataset secara signifikan sehingga model menjadi lebih tangguh (*robust*) terhadap variasi pencahayaan dan orientasi gambar. Untuk menguji kemampuan *generalization*, dilakukan pengujian tambahan menggunakan gambar uang Rupiah dari sumber berbeda, termasuk hasil pemotretan menggunakan kamera ponsel dengan resolusi dan pencahayaan alami yang bervariasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model tetap mampu mengenali nominal uang dengan *accuracy* antara 95% hingga 97%, menandakan ketahanan *CNN* terhadap variasi lingkungan dan kualitas citra. Selain itu, simulasi menggunakan gambar uang palsu (hasil modifikasi citra digital) dilakukan untuk menguji kemampuan deteksi keaslian uang. *CNN* berhasil membedakan antara uang asli dan palsu dengan tingkat *accuracy* sekitar 90–92%, menunjukkan potensi besar penerapan metode ini dalam sistem keamanan digital untuk deteksi uang palsu secara otomatis. Selanjutnya, dilakukan perbandingan kinerja *CNN* dengan beberapa metode lain yang umum digunakan dalam klasifikasi citra, yaitu *Support Vector Machine (SVM)*, *K-Nearest Neighbor (KNN)*, dan *Decision Tree*. Berdasarkan hasil eksperimen, *CNN* memperoleh *accuracy* tertinggi sebesar 98%, sedangkan *SVM* mencapai 85%, *KNN* 84,1%, dan *Decision Tree* 80%. Selain lebih akurat, *CNN* juga lebih stabil dan tidak mengalami *overfitting* seperti yang ditemukan pada *Decision Tree*. Sementara itu, *SVM* memerlukan penyesuaian parameter (*tuning*) yang kompleks agar hasil optimal, dan *KNN* cenderung lambat saat menangani dataset besar. Temuan ini menegaskan keunggulan *CNN* dalam mengekstraksi fitur secara otomatis yang mampu menangkap pola visual kompleks tanpa rekayasa fitur manual, berbeda dengan metode konvensional lainnya.

Dari aspek teknis, *CNN* menggunakan kombinasi beberapa lapisan penting yaitu *Conv2D*, *MaxPooling2D*, *Flatten*, dan *Dense Layer* dengan *Dropout* untuk menghindari *overfitting*. Optimizer yang digunakan adalah *Adam* dengan *learning rate* sebesar 0,001, serta fungsi *loss categorical_crossentropy* karena klasifikasi dilakukan pada tujuh kelas berbeda. Pengujian menunjukkan bahwa pengaturan parameter ini menghasilkan keseimbangan optimal antara kecepatan pelatihan dan akurasi. Selain itu, model dilengkapi dengan *callback function* yang secara otomatis menghentikan pelatihan apabila *accuracy* telah melampaui 99%, sehingga waktu pelatihan menjadi lebih efisien tanpa menurunkan performa. Dalam analisis visualisasi hasil, grafik menunjukkan peningkatan signifikan pada *training accuracy* dan *validation accuracy* dari *epoch* ke *epoch*, di mana akurasi awal dimulai dari 70% pada *epoch* pertama hingga mencapai 98% pada *epoch* ke-25. Sementara itu, *training loss* turun dari 0,62 menjadi 0,0533 dan *validation loss* mencapai titik terendah di 0,0553, menandakan stabilitas model dalam menghindari kesalahan prediksi. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* juga memperlihatkan bahwa setiap kelas nominal uang berhasil diklasifikasikan dengan benar lebih dari 95% kasus, dengan tingkat kesalahan terbesar terjadi pada nominal Rp5.000 dan Rp10.000 akibat kemiripan warna dasar. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa metode *CNN* sangat efektif dan efisien dalam klasifikasi uang Rupiah berbasis citra digital. Dengan akurasi tinggi, *loss* rendah, kecepatan pemrosesan cepat, serta kemampuan *generalization* yang kuat, model *CNN* terbukti lebih unggul dibandingkan metode konvensional seperti *SVM*, *KNN*, dan *Decision Tree*. *CNN* mampu mengenali pola kompleks yang sulit ditangkap oleh algoritma klasifikasi tradisional, menjadikannya solusi potensial untuk sistem pengenalan uang otomatis di masa depan. Temuan ini menunjukkan bahwa dengan dataset berkualitas, proses *preprocessing* yang tepat, serta pemilihan arsitektur jaringan yang optimal, *CNN* dapat diimplementasikan sebagai alat bantu efektif untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan nominal uang Rupiah dengan tingkat keandalan tinggi, sekaligus membuka peluang pengembangan sistem cerdas berbasis *image recognition* di sektor keuangan, perbankan, dan keamanan digital. Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan *Convolutional Neural Network (CNN)* terbukti sangat efektif dalam proses identifikasi dan klasifikasi nominal uang Rupiah berdasarkan citra digital. Dengan tingkat akurasi mencapai 98%, nilai *loss* yang sangat kecil sebesar 0,0533, serta kecepatan pemrosesan citra mencapai 12–15 *FPS*, model *CNN* menunjukkan performa sangat baik dan mampu mengenali uang dalam berbagai kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan tingkat keausan fisik. Hasil ini membuktikan bahwa *CNN* dapat mengekstraksi fitur visual secara otomatis dan efisien tanpa memerlukan rekayasa fitur manual seperti pada metode konvensional.

Selain itu, proses *preprocessing* seperti *resizing*, *normalization*, dan *data augmentation* memberikan kontribusi penting terhadap peningkatan akurasi dan ketahanan model terhadap variasi citra uang di dunia nyata. Dengan hasil tersebut, implementasi metode *CNN* memiliki potensi besar untuk diterapkan secara luas dalam sistem pengenalan uang otomatis, baik pada perangkat kasir cerdas, mesin ATM, sistem sortir uang di perbankan, maupun aplikasi pembaca uang bagi penyandang tunanetra. Penelitian ini juga dapat menjadi dasar pengembangan lanjutan dalam mendeteksi keaslian uang secara digital guna meminimalisir peredaran uang palsu. Ke depan, pengembangan dapat difokuskan pada peningkatan efisiensi komputasi, integrasi dengan teknologi *Internet of Things (IoT)*, serta penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam agar sistem mampu beradaptasi dengan lebih baik terhadap kondisi nyata di lapangan dan berbagai jenis mata uang lainnya.

3.2 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network (CNN)* efektif dan efisien dalam mengidentifikasi serta mengklasifikasikan nominal uang Rupiah berdasarkan citra digital dengan tingkat akurasi tinggi mencapai 98%. Temuan ini konsisten dengan penelitian yang dilakukan oleh Balakrishnan *et al.* (2023) dan Kim (2017) yang menunjukkan kemampuan *CNN* dalam mengekstraksi fitur visual kompleks seperti tekstur, warna, dan pola yang sulit dikenali secara manual. Keunggulan *CNN* dalam melakukan *feature extraction* otomatis memperkuat hasil penelitian ini dibandingkan metode konvensional seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *K-Nearest Neighbor (KNN)*, dan *Decision Tree*, yang dalam studi Han & Kamber (2012) dan Suyanto (2018) juga terbukti memiliki keterbatasan dalam menangani variasi data dan kompleksitas fitur. Kecepatan pemrosesan model yang mencapai 12–15 *FPS* menunjukkan bahwa sistem ini tidak hanya akurat tetapi juga memenuhi kebutuhan aplikasi *real-time*, seperti pada mesin kasir atau alat sortir uang di perbankan. Hal ini sejalan dengan temuan Widiyanto *et al.* (2023) yang menekankan pentingnya kecepatan dan efisiensi dalam aplikasi pengenalan uang otomatis agar dapat diadopsi secara praktis. Selain itu, penggunaan teknik *data augmentation* seperti rotasi, *flipping*, dan penyesuaian *brightness* berhasil meningkatkan keragaman dataset sehingga model menjadi lebih *robust* terhadap variasi pencahayaan dan orientasi gambar, sebagaimana dijelaskan oleh Goodfellow, Bengio, dan Courville (2016) dalam konteks pembelajaran mendalam (*deep learning*). Kemampuan *CNN* dalam membedakan uang asli dan palsu dengan akurasi sekitar 90–92% juga menunjukkan potensi signifikan dalam aplikasi keamanan digital. Temuan ini mendukung hasil penelitian Miladiah *et al.* (2019) dan Pratama *et al.* (2020) yang menggunakan metode pengolahan citra untuk deteksi uang palsu, namun dengan akurasi yang lebih rendah karena keterbatasan teknik ekstraksi fitur manual. Dengan arsitektur *CNN* yang mampu mengekstraksi pola-pola halus secara otomatis, sistem ini dapat menjadi solusi efektif dalam mengurangi peredaran uang palsu secara digital.

Perbandingan kinerja *CNN* dengan metode lain menegaskan keunggulan *CNN* dalam klasifikasi citra uang. Seperti yang juga ditemukan oleh Suyanto (2018), *CNN* mampu mengatasi masalah *overfitting* berkat penggunaan lapisan *Dropout* dan teknik *regularization*, serta lebih stabil dibandingkan algoritma lain. Penyesuaian parameter seperti penggunaan *Adam optimizer* dengan *learning rate* 0,001 dan fungsi *loss categorical_crossentropy* memberikan keseimbangan optimal antara kecepatan pelatihan dan akurasi, yang sesuai dengan rekomendasi LeCun (1998) dan Vasilev *et al.* (2019) dalam pengembangan model *deep learning*. Visualisasi hasil pelatihan yang menunjukkan peningkatan *accuracy* dan penurunan *loss* secara konsisten dari *epoch* ke *epoch* mengindikasikan proses pembelajaran yang efektif dan model yang tidak mengalami *overfitting*. Hal ini memperkuat validitas model dalam melakukan *generalization* terhadap data baru, sebagaimana ditekankan oleh Goodfellow *et al.* (2016) sebagai salah satu indikator utama keberhasilan model *deep learning*. Secara keseluruhan, penelitian ini memperkuat bukti bahwa *CNN* merupakan metode unggulan dalam pengenalan dan klasifikasi uang berbasis citra digital, dengan aplikasi luas dalam sektor keuangan dan keamanan digital. Temuan ini membuka peluang pengembangan sistem cerdas berbasis *image recognition* yang dapat diintegrasikan dengan teknologi *Internet of Things (IoT)* dan perangkat pintar lainnya untuk meningkatkan efisiensi dan keamanan transaksi keuangan di masa depan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam proses klasifikasi dan identifikasi nominal uang Rupiah memberikan hasil yang sangat memuaskan dengan tingkat *accuracy* mencapai 98%. Model *CNN* terbukti mampu mengenali berbagai karakteristik uang kertas, baik dari segi warna, tekstur, pola cetakan, maupun elemen visual lain yang membedakan antar nominal. Keunggulan utama *CNN* terletak pada kemampuannya melakukan ekstraksi fitur secara otomatis tanpa intervensi manual, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dan hasil klasifikasi lebih akurat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *CNN* memiliki *loss function* yang rendah, yaitu sebesar 0,0533, yang menandakan stabilitas dan efektivitas model dalam mengenali data baru dengan tingkat kesalahan yang sangat kecil. Selain itu, perbandingan dengan metode lain seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *K-Nearest Neighbor (KNN)*, dan *Decision Tree* menunjukkan bahwa *CNN* memiliki performa yang lebih unggul dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan gambar uang Rupiah secara cepat dan tepat. *SVM* hanya mencapai akurasi 85%, *KNN* 84,1%, dan *Decision Tree* 80%, yang membuktikan bahwa *CNN* lebih efektif dalam menangkap pola visual kompleks. Dapat disimpulkan bahwa metode *CNN* merupakan pendekatan yang sangat potensial untuk diterapkan dalam sistem pendeteksi keaslian uang berbasis citra digital. Sistem ini tidak hanya mendukung peningkatan keamanan transaksi keuangan, tetapi juga memiliki potensi pengembangan lebih lanjut untuk aplikasi *real-time* di bidang perbankan, perdagangan, dan layanan publik lainnya.

5. Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada narasumber yang telah berpartisipasi dan memberikan informasi berharga dalam penelitian ini, serta kepada semua pihak yang telah mendukung pelaksanaan penelitian ini.

6. Daftar Pustaka

- Balakrishnan, R., Kumar, S., & Ahmed, M. (2023). Image-based recognition of currency notes using deep learning. *International Journal of Computer Vision Research*, 15(1), 22–35.
- Bengio, Y., Courville, A., & Goodfellow, I. (2017). *Deep learning for image recognition*. Cambridge University Press.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.). Pearson Education.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Hamidah, N., Suryana, A., & Pratama, A. (2022). Deteksi keaslian mata uang rupiah berbasis pengolahan citra digital. *Jurnal Teknologi Informasi dan Aplikasi*, 9(3), 133–141.
- Han, J., & Kamber, M. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Kim, Y. (2017). An introduction to neural networks and deep learning. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 12(4), 77–92.
- LeCun, Y. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324.

- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1990). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, 52(1–2), 99–115. (Original work published 1943)
- Miladiah, S., Rahmawati, L., & Hidayat, A. (2019). Pengenalan uang rupiah menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP). *Jurnal Teknologi Informasi*, 15(2), 101–108.
- Pratama, A., Suryana, B., & Putri, C. (2020). Klasifikasi uang kertas berbasis pengolahan citra digital. *Jurnal Ilmu Komputer dan Aplikasi*, 8(1), 55–64.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- Suyanto. (2018). *Machine learning tingkat dasar dan lanjut*. Informatika.
- Taye, M. M. (2023). Theoretical understanding of convolutional neural network: Concepts, architectures, applications, future directions. *Computation*, 11(3), 52. <https://doi.org/10.3390/computation11030052>.
- Vasilev, I., Slater, D., & Spacagna, G. (2019). *Deep learning with Python: Learn best practices of deep learning models with PyTorch*. Packt Publishing.
- Widianto, A., Rahman, B., & Putra, F. (2023). Identifikasi uang kertas dengan metode convolutional neural network. *Jurnal Informatika*, 10(2), 45–52.
- Zhang, Q., Yang, L., & Ma, H. (2021). Automatic banknote recognition based on convolutional neural networks. *IEEE Access*, 9, 11542–11550. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3051234>.
- Zhou, X., Li, W., & Chen, J. (2020). Currency recognition using deep convolutional neural networks with transfer learning. *Pattern Recognition Letters*, 138, 154–161. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.07.01>.