



## Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) dalam Mengklasifikasi Uang Kertas dan Uang Logam

Anggita Eka Rewina<sup>1</sup>, Sulistyowati<sup>2,\*</sup>, Muchamad Kurniawan<sup>1</sup>, Muhammad Dinarta N<sup>2</sup>, Sita Fara Yunanda<sup>5</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya, Surabaya, Indonesia

<sup>2</sup> Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya, Surabaya, Indonesia

Email: <sup>1</sup>AnggitaEkaRewina@gmail.com, <sup>2,\*</sup>sulis\_tyowati@itats.ac.id, <sup>3</sup>muchamad.kurniawan@itats.ac.id, <sup>4</sup>dinartanugraha2008@gmail.com, <sup>5</sup>yunandasita.fara@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: sulis\_tyowati@itats.ac.id

**Abstrak**—Uang kertas dan uang logam merupakan aset berharga yang digunakan sebagai alat pembayaran sah dalam kehidupan sehari-hari. Nilai dari kedua jenis uang ini sudah ditetapkan dan tertera pada setiap lembar uang kertasnya saat digunakan dalam transaksi dan perdagangan. Meskipun pada saat ini uang kertas dapat dikenali menggunakan teknologi seperti mesin ATM, namun mesin tersebut hanya mampu mengenali nilai mata uang terbesar yang dimiliki suatu negara. Komputer memerlukan citra digital sebagai input untuk menampilkan informasi yang terkandung di dalamnya karena komputer tidak memiliki kemampuan seperti mata manusia yang langsung dapat mengenali atau menghitung objek yang dilihatnya. Oleh karena itu, diperlukan teknik atau metode yang bertujuan untuk mendapatkan informasi dari citra digital tersebut agar memudahkan interpretasi manusia. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sebuah sistem deteksi uang kertas dalam citra menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan salah satu bentuk dari deep learning. Sistem ini juga mengintegrasikan pra-pemrosesan citra menggunakan teknik anotasi manual berbasis pengguna dalam kode program Python. Dengan menggunakan metode CNN, dilakukan pengujian untuk mendeteksi nominal uang pada citra input tersebut. Hasil pengujian menggunakan 29 sampel dataset uang kertas dan 31 sampel dataset uang logam menunjukkan bahwa kedua jenis uang tersebut dibagi menjadi dua kelas, yaitu kertas dan koin. Dari pelatihan yang dilakukan terhadap uang kertas dan uang logam, diperoleh rerata akurasi sebesar 98%, menunjukkan hasil yang baik. Pengulangan proses deteksi juga menunjukkan probabilitas output yang konsisten. Meskipun demikian, terdapat beberapa denominasi uang yang menunjukkan nilai akurasi yang tinggi, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode anotasi labeling diperkirakan kurang efektif

**Kata Kunci:** Mata Uang; CNN; Deteksi; Citra; Deep Learning; Klasifikasi

**Abstract**—Banknotes and coins are valuable assets that are used as legal means of payment in everyday life. The value of these two types of money has been determined and is printed on each piece of banknote when used in transactions and trade. Even though currently banknotes can be recognized using technology such as ATM machines, these machines are only able to recognize the value of the largest currency owned by a country. Computers require digital images as input to display the information contained therein because computers do not have the ability of the human eye to directly recognize or calculate the objects they see. Therefore, techniques or methods are needed that aim to obtain information from digital images to facilitate human interpretation. This research aims to design a system for detecting banknotes in images using the Convolutional Neural Network (CNN) architecture, which is a form of deep learning. The system also integrates image pre-processing using user-based manual annotation techniques in Python program code. Using the CNN method, a test was carried out to detect the nominal amount of money in the input image. Test results using 29 banknote dataset samples and 31 money dataset samples show that the two types of money are divided into two classes, namely paper and coins. From the training carried out on banknotes and coins, an average accuracy of 98% was obtained, showing good results. Repetition of the detection process also shows consistent output probabilities. However, there are several denominations of money that show high accuracy values, so it can be concluded that the labeling annotation method is thought to be less effective.

**Keywords:** Currency; CNN; Detection; Imagery; Deep Learning; Classification

### 1. PENDAHULUAN

Uang kertas dan uang logam adalah aset berharga dalam kehidupan sehari-hari, digunakan sebagai alat pembayaran yang sah oleh masyarakat. Dalam transaksi dan perdagangan, keduanya memiliki nilai yang sudah ditentukan yang tertera pada setiap lembar uang kertasnya. Pada zaman ini, uang kertas dapat dikenali dengan menggunakan teknologi seperti mesin ATM, namun mesin tersebut hanya mampu mengenali nilai mata uang terbesar yang dimiliki suatu negara.

Mata uang adalah simbol negara yang menyatakan eksistensi kemerdekaan dan kedaulatan negara dengan hal monopoli atas pembuatan, peredaran, penarikan dan pemusnahannya, yang dilakukan sebagai alat pembayaran yang sah di wilayah negara Indonesia. Mata uang dan perkembangannya yang bermula dari uang kartal, uang giral dan kemudian uang digital menyebabkan tindak pidananya juga bergeser (Manalu et al., 2023)

Komputer membutuhkan sebuah citra digital sebagai inputan untuk menampilkan informasi yang dimilikinya, dikarenakan komputer tidak sama seperti mata manusia yang langsung dapat mengenali atau menghitung objek yang dilihat, maka berbeda dengan mempergunakan teknik / suatu metode yang bertujuan mendapatkan informasi dari citra yang diubah tersebut guna memudahkan manusia. (Ulfah & Nurdin, 2023). Pengolahan citra mengubah citra awal menjadi citra dengan kualitas yang lebih baik, sehingga mudah dikenali baik oleh manusia maupun mesin komputer. Proses ini memerlukan image processing pada citra asli untuk menghilangkan gangguan-gangguan seperti noise, sehingga citra tersebut dapat diinterpretasikan oleh komputer dengan baik. Pengenalan pola melibatkan pemetaan fitur,

yang merupakan karakteristik utama dari suatu objek (dinyatakan dalam serangkaian angka), ke kelas yang sesuai. Proses ini melibatkan inferensi, baik secara statistik secara langsung maupun melalui suatu jaringan keputusan (seperti jaringan syaraf tiruan atau logika samar)(Hamid et al., 2024).

Semakin maju kehidupan manusia maka semakin banyak kebutuhan manusia yang diinginkannya, serta semakin maju upaya dalam usaha mencapai tujuan. Perkembangan dari ilmu pengetahuan dan teknologi modern sebagai hasil dari kemajuan cara berpikir manusia, memberikan pengaruh terhadap bentuk-bentuk pemalsuan uang baik dari segi kuantitas maupun segi kualitasnya, karena pengaruh teknologi dan mudahnya untuk mendapatkan kertas yang menyerupai uang asli tersebut menimbulkan seseorang dapat melakukan kejahatan dengan menyalahgunakan teknologi modern.(Advokasi Hukum Dan Demokrasi, 2024)

Deep learning adalah sebuah metode dalam kecerdasan buatan yang mengoperasikan jaringan saraf tiruan, di mana data menjadi input dan diproses melalui berbagai lapisan tersembunyi. Kemudian, dilakukan transformasi nonlinier dari data input untuk menghasilkan nilai output(Ibnu Adam et al., 2024).Metode Deep Learning mempunyai hasil signifikan terhadap pendeteksi citra ialah *Convolutional Neural Network* (CNN)(Irfan et al., 2022). Itu disebabkan upaya CNN untuk meniru kemampuan visual cortex manusia dalam mengenali citra, yang memungkinkannya untuk memproses informasi gambar. Hasilnya menunjukkan bahwa CNN mendapatkan performa yang lebih baik.(DLY et al., 2023) Namun, CNN, seperti pendekatan deep learning lainnya, memiliki kelemahan di mana proses pelatihan modelnya memerlukan waktu yang cukup lama. Namun, tantangan ini dapat diatasi dengan menggunakan perangkat keras khusus seperti GPU.

Pada era teknologi yang semakin canggih, pengolahan citra dapat dilakukan menggunakan metode deep learning. Beberapa studi sebelumnya telah melakukan perbandingan antara teknik machine learning dan deep learning, Hasilnya menunjukkan bahwa CNN mendapatkan performa yang lebih baik.

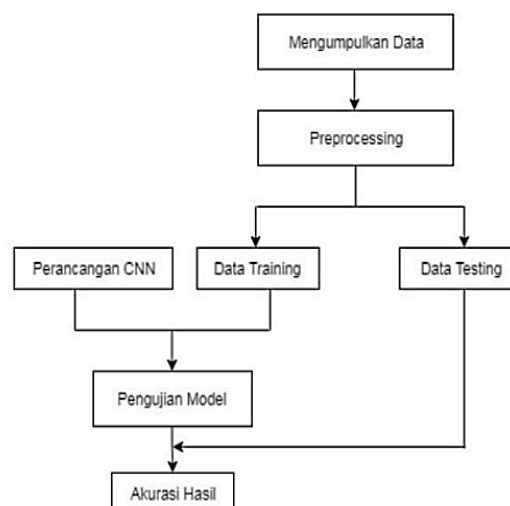
Penelitian terdahulu yang menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam analisis klasifikasi uang kertas dan uang logam telah memberikan wawasan mendalam tentang karakteristik fisik dan visual kedua jenis uang ini. Dari penelitian yang dilakukan oleh (Zhao & Zhang, 2020) menunjukkan CNN mampu mengidentifikasi dan membedakan fitur-fitur unik pada uang kertas dan uang logam dengan tingkat akurasi yang tinggi, Dalam penelitian ini, gambar-gambar uang kertas dan uang logam diproses melalui jaringan saraf tiruan untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi pola, seperti desain cetak, tekstur, dan bahan dasar, yang tidak mudah dikenali oleh mata manusia. Penelitian yang dilakukan oleh (Li & Wang, 2020) menunjukkan bahwa CNN dapat mengidentifikasi dan membedakan uang kertas dan uang logam berdasarkan fitur-fitur visual seperti tekstur, pola cetak, dan material dengan akurasi yang tinggi. Dalam era digital saat ini, kemajuan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan telah memberikan peluang baru dalam mengembangkan metode otomatis untuk mengenali nominal uang dengan akurasi tinggi (Malik Ibrahim et al., 2023; Trinh et al., 2020)

Penelitian ini akan membahas beberapa tahapan, seperti pra-pemrosesan citra, penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN), integrasi metode pemrosesan dan klasifikasi berbasis CNN, serta langkah-langkah pra-proses seperti pengumpulan dataset, labeling dataset, pelatihan dataset, sampai pada tahap pengujian dan analisis hasil.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Kerangka Dasar Penelitian

Metode yang diterapkan untuk membuat sistem klasifikasi uang kertas dan uang logam yaitu menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network). Pada penelitian ini, ada beberapa tahapan yang akan dilakukan, seperti yang ditampilkan pada gambar 1 :



**Gambar 1.** Flowchart Metode Penelitian



### 1. Dataset

Dataset yang di gunakan dalam penelitian ini bersumber pada jurnal, buku, dll. Data yang di peroleh merupakan data sekunder, yang di peroleh dari data informasi nilai mata uang kertas dan nilai mata uang logam. Karena pada penelitian ini bersifat supervised learning dimana pada proses klasifikasi menggunakan data yang sudah ada yang memiliki label dari masing-masing kelas.(Rozaqi et al., 2021). Data yang digunakan berasal dari gambar atau citra uang yang diambil melalui fotografi atau dari sumber Google. Citra-citra ini tersedia dalam format file .JPG, dengan total 30 gambar uang kertas dan 30 gambar koin. Setiap gambar nilai uang kertas maupun koin memiliki nilai yang berbeda-beda.

### 2. Preprocessing

Preprocessing data merupakan tahap penting dalam analisis data yang memerlukan perhatian khusus. Ini melibatkan serangkaian langkah yang memungkinkan data mentah diolah menjadi format yang lebih bersih, terstruktur, dan siap untuk analisis lebih lanjut.

Data yang digunakan dibagi menjadi data training, validasi dan data uji. Kemudian merancang jaringan dengan metode CNN untuk melakukan klasifikasi. Data training digunakan untuk melakukan proses pembelajaran jaringan, kemudian dievaluasi. Apabila akurasi pada proses training model jaringan belum baik maka perlu dilakukan modifikasi pada arsitektur CNN atau pada parameter jaringan atau bisa juga pada sampel datanya. Apabila hasil akurasi sudah baik maka dilakukan proses selanjutnya yaitu pengujian dengan data validasi. Data validasi adalah data yang tidak digunakan pada proses training. Apabila akurasi dari data validasi ini kurang baik, mungkin terjadi overfitting, maka jaringan tersebut perlu dimodifikasi lagi. Apabila hasilnya sudah baik maka dapat digunakan untuk memproses data uji.(Nugroho & Yulia, 2021)

Dalam penelitian ini, persiapan data dilakukan dengan mengatur ukuran batch, melakukan augmentasi data, dan membagi dataset menjadi dua bagian. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yakni 60% data train untuk melatih model klasifikasi, dan 40% data test untuk menguji keakuratan model klasifikasi.

Citra-citra uang kertas dan uang logam diproses dengan menyesuaikan ukuran menjadi seragam. Langkah berikutnya melibatkan pembagian data yang dikumpulkan menjadi tiga bagian: data latih (training), data uji (testing), dan data validasi (validation). Setelah itu, tiap gambar uang logam dan kertas dilabeli untuk mengidentifikasi apakah itu merupakan uang logam atau uang kertas, baik dalam dataset latih, validasi, maupun uji. (Fadlia & Kosasih, 2019)

### 3. Perancangan CNN

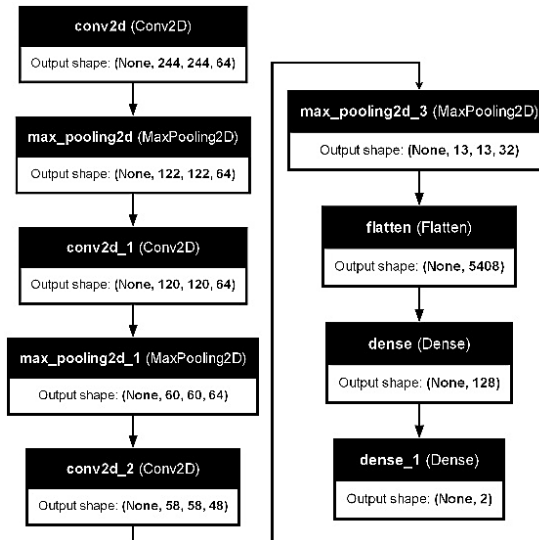
Perancangan CNN (Convolutional Neural Network) merupakan proses merancang arsitektur jaringan saraf tiruan yang menggunakan lapisan-lapisan konvolusi untuk memproses dan mempelajari fitur-fitur penting dari data gambar secara hierarkis. CNN dirancang khusus untuk tugas-tugas visi komputer seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi gambar. Model yang disusun terdiri dari jumlah layer yang digunakan, penentuan filter, penentuan ukuran kernel, dan penentuan fungsi aktivasi dan ukuran pooling. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena dalamnya tingkat jaringan dan banyak diimplementasikan dalam data citra.(Ridho Aji Pangestu, 2020)

### 4. Pengujian Model

Setelah merancang model CNN, langkah berikutnya adalah melatih model menggunakan data latih yang telah dikumpulkan sebelumnya. Proses pengujian model melibatkan pengaturan jumlah epoch (iterasi) untuk menentukan seberapa sering jaringan akan melatih dirinya. Pada tahap ini, terdapat penggunaan fungsi loss untuk mengevaluasi kinerja model CNN. Pengujian model CNN melibatkan menjalankan model pada data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya untuk mengukur kinerjanya. Metrik seperti akurasi, presisi, dan recall dievaluasi untuk menilai seberapa baik model berfungsi. Hasilnya digunakan untuk menyesuaikan dan mengoptimalkan model agar dapat menghasilkan prediksi yang lebih baik.

## 2.2 Arsitektur Model

Dalam penelitian ini, model yang digunakan adalah versi kustom dari arsitektur CNN. Ini berarti peneliti mengatur sendiri konfigurasi lapisan tersembunyi dari model arsitektur yang akan digunakan, serta semua komponen lain yang diperlukan untuk penelitian, seperti penggunaan optimizer Adam dan pengaturan epoch sebanyak 50, 100, dan 150. CNN memiliki fungsi untuk melakukan ekstraksi fitur. Fitur-fitur perlu didapatkan guna proses atau tugas seperti klasifikasi, clustering ataupun regresi. Pada machine learning konvensional dilakukan ekstraksi fitur manual, artinya ditentukan terlebih dahulu fitur-fitur yang diekstraksi. Sedangkan CNN melakukan ekstraksi fitur secara otomatis pada convolutional layer, pooling layer dan juga aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU).(Setiawan, 2019). Akhir dari rangkaian lapisan CNN menghasilkan model kernel, kemudian dilanjutkan dengan proses fully connected. Hal ini bertujuan untuk mengklasifikasikan image dari suatu label tertentu.(Irfansyah et al., 2021).



**Gambar 2.** Arsitektur CNN

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Selama tahap penelitian, sejumlah parameter seperti epoch dan image processing diinisialisasi. Penentuan inisialisasi parameter tersebut dapat mempengaruhi akurasi optimal dan tingkat pembelajaran yang tidak diketahui. Nilai parameter epoch yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah 50, 100, 150. Oleh karena itu, beberapa percobaan dilakukan dalam penelitian ini untuk mencapai akurasi yang optimal.

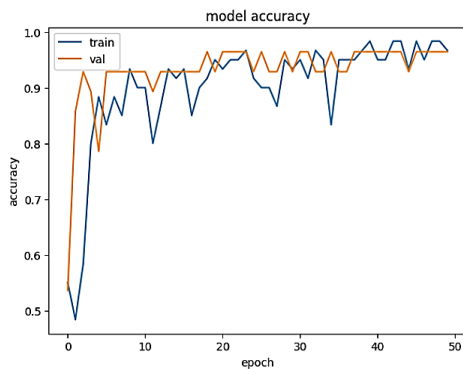
**Tabel 1.** Klasifikasi tingkat perbedaan antara uang kertas dan logam untuk training, testing dan validasi

Label	Gambar Untuk Training	Gambar Untuk Testing	Gambar Untuk Validasi
Kertas	29	14	15
Logam	31	13	13

Pada Tabel 1, fokusnya adalah pada perbandingan akurasi antara klasifikasi uang kertas dan uang logam yang telah dibuat. Total data yang digunakan terdiri dari 60 citra uang kertas dan uang logam. Dari total tersebut, 14 citra uang kertas dan 13 citra uang logam digunakan sebagai data uji, sementara 15 citra uang kertas dan 13 citra uang logam digunakan sebagai data validasi.

#### 3.1 Hasil Pengujian Epoch

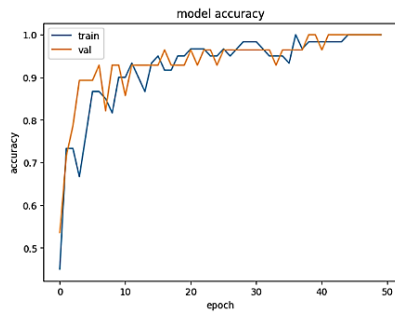
Pengujian bertujuan untuk mengevaluasi dampak variasi jumlah langkah pelatihan (Epoch) terhadap hasil dari dataset pelatihan. Untuk perbandingan, pengujian dilakukan dengan menggunakan 50 Epoch, 100 Epoch, dan 150 Epoch dengan ukuran image 50x50, 100x100, 250x250. Di bawah ini adalah hasil dari beberapa sesi pelatihan yang telah dilakukan.



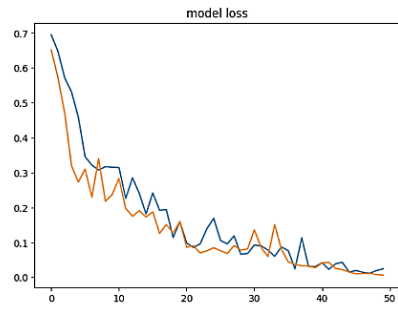
**Gambar 2.** Training Accuracy Sistem Epoch 50, image size 250x250



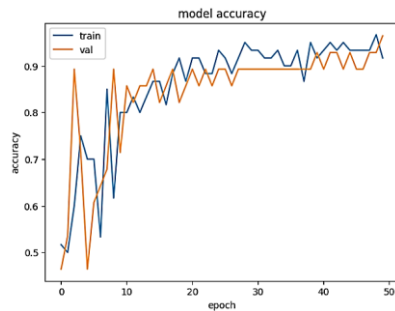
**Gambar 3.** Training Loss Sistem Epoch 50, image size 250x250



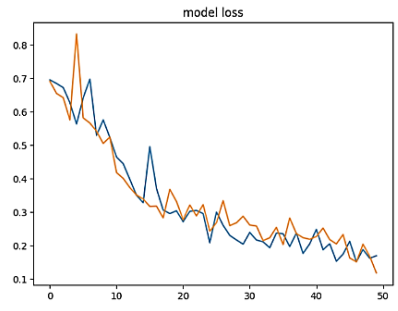
**Gambar 4.** Training Accuracy Sistem Epoch 50, image size 100x100



**Gambar 5.** Training Loss Sistem Epoch 50, image size 100x100

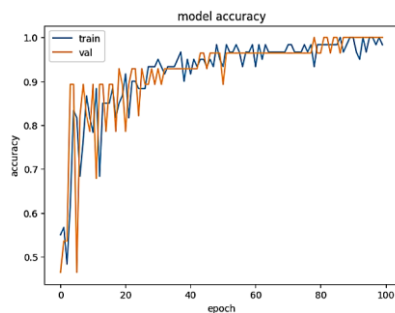


**Gambar 6.** Training Accuracy Sistem Epoch 50, image size 50x50

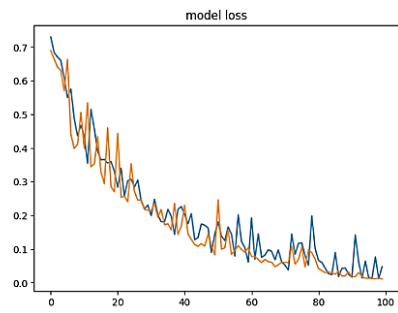


**Gambar 8.** Training Loss Sistem Epoch 50, image size 50x50

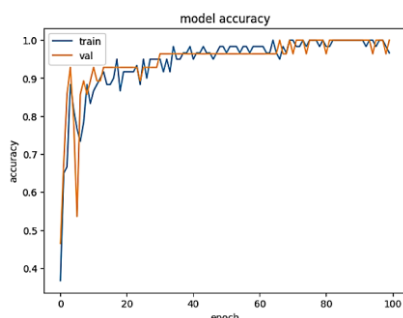
Berdasarkan gambar 3, 4, 5, 6, 7, dan 8, dapat disimpulkan bahwa dengan melakukan pelatihan menggunakan 50 Epochs dan ukuran gambar 250x250, model mencapai akurasi sebesar 97% dengan training loss sebesar 0.121. Pada ukuran gambar 100x100, model mencapai akurasi sebesar 100% dengan training loss sebesar 0.094, sedangkan pada ukuran gambar 50x50, model mencapai akurasi sebesar 97% dengan training loss sebesar 0.086. Dari data training loss tersebut, terlihat bahwa semakin besar ukuran gambar, training loss juga cenderung lebih besar. Oleh karena itu, disarankan untuk melakukan pelatihan kembali dengan menggunakan jumlah Epoch dan ukuran gambar yang lebih besar untuk meningkatkan kinerja model.



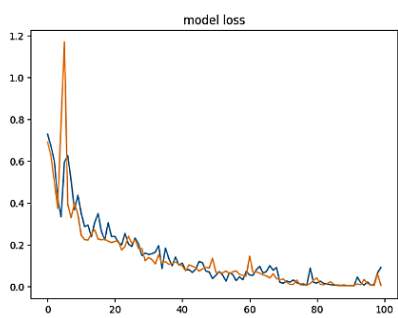
**Gambar 9.** Training Accuracy Sistem Epoch 50, image size 50x50



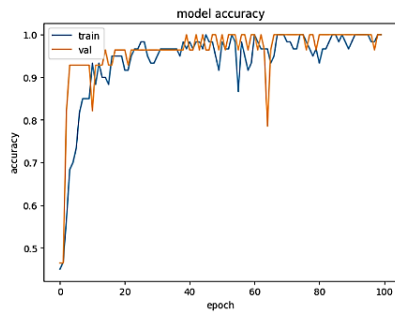
**Gambar 10.** Training Loss Sistem Epoch 50, image size 50x50



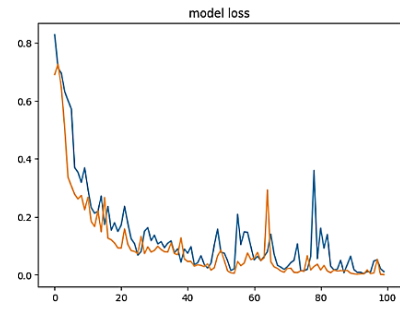
**Gambar11.** Training Accuracy Sistem Epoch 100, image size 100x100



**Gambar 12.** Training Loss Sistem Epoch 100, image size 100x100

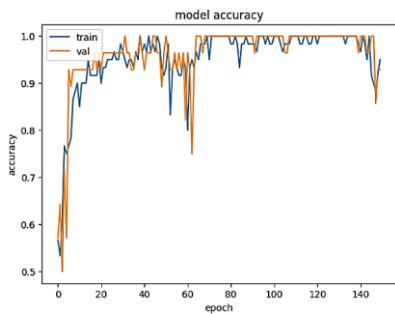


**Gambar13.** Training Accuracy Sistem Epoch 150, image size 250x250

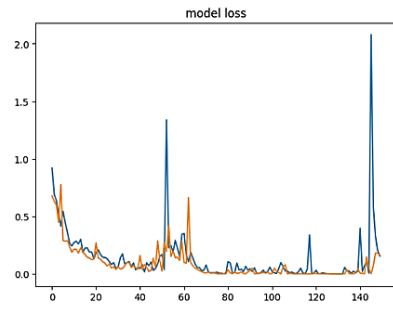


**Gambar14.** Training Loss Sistem Epoch 150, image size 250x250

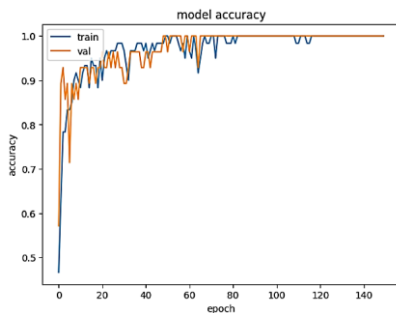
Dari gambar 9, 10, 11, 12, 13, dan 14, dapat disimpulkan bahwa melalui pelatihan dengan 100 Epochs dan ukuran gambar 50x50, tingkat akurasi meningkat hingga mencapai 100%, dengan Training Loss sebesar 0.008. Pada 100 Epochs dengan ukuran gambar 100x100, tingkat akurasi juga mencapai 100%, dengan Training Loss sebesar 0.005, sementara pada 100 Epochs dengan ukuran gambar 250x250, tingkat akurasi juga mencapai 100%, dengan Training Loss sebesar 0.001. Dengan peningkatan jumlah Epoch, terlihat bahwa tingkat akurasi meningkat.



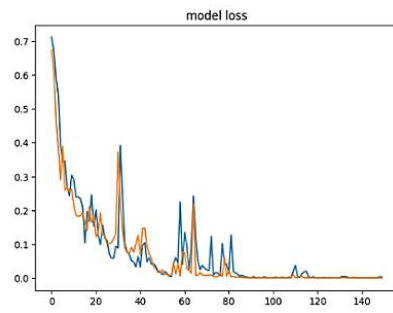
**Gambar15.** Training Accuracy Sistem Epoch 150, image size 250x250



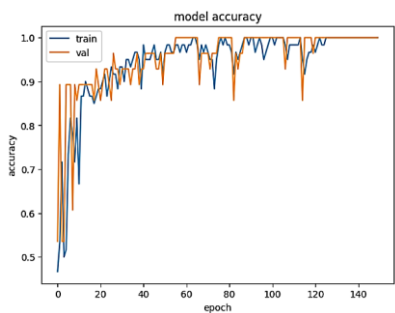
**Gambar16.** Training Loss Sistem Epoch 150, image size 250x250



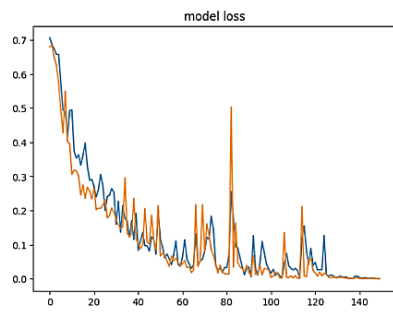
**Gambar17.** Training Accuracy Sistem Epoch 150, image size 100x100



**Gambar18.** Training Loss Sistem Epoch 150, image size 100x100



**Gambar19.** Training Accuracy Sistem Epoch 150, image size 50x50



**Gambar20.** Training Loss Sistem Epoch 150, image size 50x50



Dari gambar 15, 16, 17, 18, 19, dan 20, dapat disimpulkan bahwa melalui pelatihan dengan 150 Epochs dan ukuran gambar 250x250, tingkat akurasi meningkat hingga mencapai 90%, dengan Training Loss sebesar 0.213. Pada 150 Epochs dengan ukuran gambar 100x100, tingkat akurasi juga mencapai 100%, dengan Training Loss sebesar 0.006, sementara pada 150 Epochs dengan ukuran gambar 50x50, tingkat akurasi juga mencapai 100%, dengan Training Loss sebesar 0.003.

### 3.2 Hasil Pengujian Dan Analisis

Pada bagian ini, akan dijelaskan beberapa hal mengenai hasil pengujian dari pelatihan menggunakan Epoch berjumlah 50, 100 dan 150 dan image size dengan ukuran 50x50, 100x100, 250x250

**Tabel 2.** Hasil Dari Pengujian Setiap Epoch Dan Image size

Jumlah DataSet	Image size	Epoch	Accuracy (%)	Training Loss
60	50x50	50	97	0.086
		100	100	0.008
		150	100	0.003
	100x100	50	100	0.094
		100	100	0.005
		150	100	0.006
	250x250	50	97	0.121
		100	100	0.001
		150	90	0.213

Berdasarkan hasil pengujian tabel 2, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan dataset berisi 60 gambar dan ukuran citra 50 x 50, pengujian dilakukan dengan berbagai jumlah Epoch yaitu 50, 100, dan 150, akurasi mencapai 99% dengan Training Loss sebesar 0,032. Peningkatan ukuran citra menjadi 100 x 100 menghasilkan akurasi 100% dengan Training Loss sebesar 0,035 pada Epoch 150, 100, dan 50. Pengujian terakhir dengan ukuran citra 250 x 250 dan Epoch 50, 100, dan 150, menghasilkan akurasi sebesar 96% dengan Training Loss sebesar 0,112. Hasil pengujian menunjukkan bahwa variasi ukuran citra memiliki dampak pada tingkat akurasi yang tercapai. Selain akurasi, Training Loss juga memberikan informasi tentang sejauh mana model sesuai dengan data pelatihan. Semakin tinggi Training Loss, semakin kurang sesuai model dengan data pelatihan. Namun, dengan meningkatnya jumlah pelatihan, nilai Training Loss cenderung menurun.

## 4. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, berhasil melakukan klasifikasi antara uang kertas dan uang logam menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan tingkat akurasi mencapai 100%. Klasifikasi dilakukan menggunakan dataset gambar uang kertas dan uang logam sebanyak 60 gambar. Dua jenis uang tersebut dibagi menjadi dua kelas, yaitu kertas dan koin. Setelah proses pelatihan dengan model yang menggunakan parameter batch size 16. Penelitian ini masih memiliki banyak kelemahan dan memerlukan perbaikan lanjutan. Untuk meningkatkan akurasi model, langkah-langkah dapat mencakup penambahan dataset atau penggantian dataset dengan kualitas yang lebih baik. Selain itu, penerapan metode deep learning seperti Transfer Learning dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi dengan memanfaatkan arsitektur yang sudah ada.

## REFERENCES

- Advokasi Hukum Dan Demokrasi. (2024). Advokasi Hukum dan Demokrasi (AHD). 2(2). <https://doi.org/10.61234/ahd.v2i2.60>
- DLY, I. A., Jasril, J., Sanjaya, S., Handayani, L., & Yanto, F. (2023). Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 4(4), 1176–1185. <https://doi.org/10.47065/josh.v4i4.3702>
- Fadlia, N., & Kosasih, R. (2019). KLASIFIKASI JENIS KENDARAAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 24(3), 207–215. <https://doi.org/10.35760/tr.2019.v24i3.2397>
- Hamid, M., Putra, A. C., & Usman, A. A. H. (2024). Klasifikasi Citra Uang Kertas dengan Menggunakan Metode Neural Network. [www.jurnal.umm.ac.id/dintek](http://www.jurnal.umm.ac.id/dintek)
- Ibnu Adam, R., Rozikin, C., Singaperbangsa Karawang, U., HSRonggo Waluyo, J., Timur, T., & Barat, J. (2024). Implementasi Deep Learning Dalam Mengidentifikasi Keretakan Ban. *Cipta Cendikia Jurnal Informasi Dan Komputer*, 12(1), 2024. <https://www.k>
- Irfan, D., Rosnelly, R., Wahyuni, M., Samudra, J. T., & Rangga, A. (2022). Perbandingan Optimasi Sgd, Adadelta, Dan Adam Dalam Klasifikasi Hydrangea Menggunakan Cnn. In *Journal of Science and Social Research (Issue 2)*. <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>



- Irfansyah, D., Mustikasari, M., Suroso, A., Sistem Informasi Bisnis, J., Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, F., Gunadarma, U., Sistem Informasi, J., Bani Saleh, S., Margonda Raya No, J., Depok, B., & Hasibuan No, J. M. (2021). Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, Vol.6, No.2, Mei 2021, 6(2). <https://data.mendeley.com/datasets/c5yvn32dzg/2>.
- Li, B., & Wang, Y. (2020). Money creation within the macroeconomy: An integrated model of banking. *International Review of Financial Analysis*, 71. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2020.101547>
- Malik Ibrahim, M., Rahmadewi, R., & Nurpulaela, L. (2023). Pendeteksian Nominal Uang Pada Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network: Integrasi Metode Pra-Pemrosesan Citra Dan Klasifikasi Berbasis Cnn. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika (Vol. 7, Issue 2)*.
- Manalu, E. J., Sahari, A., & Nadirah, I. (2023). Kebijakan Penanggulangan Tindak Pidana Mata Uang Oleh Kepolisian. *Legalitas: Jurnal Hukum*, 14(2), 249. <https://doi.org/10.33087/legalitas.v14i2.346>
- Nugroho, B., & Yulia, E. (2021). Kinerja Metode Cnn Untuk Klasifikasi Pneumonia Dengan Variasi Ukuran Citra Input. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 8(3), 533–538. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184515>
- Ridho Aji Pangestu, B. R. F. T. A. (2020). Implementasi Algoritma Cnn Untuk Klasifikasi Citra Lahan Dan Perhitungan Luas. *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi (JIFoSI)*, 1(1).
- Rozaqi, A. J., Sunyoto, A., & Arief, R. (2021). Deteksi Penyakit pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network Detection of Potato Leaves Disease Using Image Processing with Convolutional Neural Network Methods. *Citec Journal*, 8(1).
- Setiawan, W. (2019). Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus. *Jurnal Ilmiah SimanteC*, 7(2).
- Trinh, H.-C., Vo, H.-T., Pham, V.-H., Nath, B., & Hoang, V.-D. (2020). Currency Recognition Based on Deep Feature Selection and Classification (pp. 273–281). [https://doi.org/10.1007/978-981-15-3380-8\\_24](https://doi.org/10.1007/978-981-15-3380-8_24)
- Ulfah, J., & Nurdin, N. (2023). Implementasi Metode Deteksi Tepi Canny Untuk Menghitung Jumlah Uang Koin Dalam Gambar Menggunakan Opencv. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3.3147>
- Zhao, H., & Zhang, L. (2020). Talking money at home: the value of family financial socialization. *International Journal of Bank Marketing*, 38(7), 1617–1634. <https://doi.org/10.1108/IJBM-04-2020-0174>