



E-ISSN 3032-601X & P-ISSN 3032-7105

Vol. 1, No. 4, Tahun 2024

MISTER

**Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science,
Technology and Educational Research**

**Jurnal Penelitian Multidisiplin dalam Ilmu
Pengetahuan, Teknologi dan Pendidikan**

**UNIVERSITAS SERAMBI MEKKAH
KOTA BANDA ACEH**

mister@serambimekkah.ac.id

Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science Technology
and Educational Research

Journal of MISTER

Vol. 1, No. 4, Tahun 2024

Pages: 2181-2188

Klasifikasi Uang Kertas Rupiah Baru Menggunakan Metode CNN

Akhmad Syahrul Amin, Muhammad Alvin Riandi Zahra, Kemal Fahreza
Jibran, Anggraini Puspita Sari

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan
Nasional “Veteran” Jawa Timur

Article in Journal of MISTER

Available at : <https://jurnal-serambimekkah.org/index.php/mister/index>

DOI : <https://doi.org/10.32672/mister.v1i4.2218>

How to Cite this Article

APA : Syahrul Amin, A. ., Riandi Zahra, M. A., Jibran, K. F., & Puspita Sari, A. (2024). Klasifikasi Uang Kertas Rupiah Baru Menggunakan Metode CNN . *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research*, 1(4), 2181 - 2188.
<https://doi.org/10.32672/mister.v1i4.2218>

Others Visit : <https://jurnal-serambimekkah.org/index.php/mister/index>

MISTER: *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research* is a scholarly journal dedicated to the exploration and dissemination of innovative ideas, trends and research on the various topics include, but not limited to functional areas of Science, Technology, Education, Humanities, Economy, Art, Health and Medicine, Environment and Sustainability or Law and Ethics.

MISTER: *Journal of Multidisciplinary Inquiry in Science, Technology and Educational Research* is an open-access journal, and users are permitted to read, download, copy, search, or link to the full text of articles or use them for other lawful purposes. Articles on Journal of MISTER have been previewed and authenticated by the Authors before sending for publication. The Journal, Chief Editor, and the editorial board are not entitled or liable to either justify or responsible for inaccurate and misleading data if any. It is the sole responsibility of the Author concerned.



ISSN 3032-7105

ISSN 3032-601X



Klasifikasi Uang Kertas Rupiah Baru Menggunakan Metode CNN

Akhmad Syahrul Amin¹, Muhammad Alvin Riandi Zahra², Kemal Fahreza Jibrán³,
Anggraini Puspita Sari⁴

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa
Timur^{1,2,3,4}

Jl. Rungkut Madya No.1, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294, Indonesia.

Email Korespondensi: 22081010318@student.upnjatim.ac.id

Diterima: 05-09-2024

| Disetujui: 06-09-2024

| Diterbitkan: 07-09-2024

ABSTRACT

This study introduces an advanced system for classifying Indonesian Rupiah (IDR) banknotes using Convolutional Neural Networks (CNNs). By harnessing sophisticated image processing techniques, the system analyzes surface patterns on banknotes and categorizes them based on distinct visual features to determine their denominations. The research utilizes a comprehensive dataset containing 1190 images across various IDR denominations, captured at a standardized resolution of 224x224 pixels. Prior to model training, meticulous data preprocessing techniques such as resizing, augmentation, and normalization are employed to optimize dataset quality and enhance model robustness. The CNN architecture is specifically designed with convolutional and pooling layers to automatically extract intricate features from banknote images, culminating in a softmax output layer for precise classification. Training the model through multiple epochs ranging from 50 to 150 showcases notable enhancements in accuracy, achieving up to 100% accuracy with minimal loss, indicative of its reliable performance. This research underscores the effectiveness of CNNs in automating banknote classification tasks, promising improved accuracy and efficiency in real-world applications.

Keywords: Convolutional Neural Network, Transfer Learning, banknote classification, image recognition, epoch variation.

PENDAHULUAN

Uang kertas merupakan alat pembayaran sah yang memegang peranan penting dalam kehidupan sehari-hari. Nilai nominalnya tertera pada setiap lembarannya dan menjadi dasar transaksi jual beli. Di era modern, mesin seperti ATM telah mampu mengenali nilai mata uang, namun kemampuannya terbatas pada nilai nominal terbesar. Hal ini mendorong pengembangan sistem deteksi nominal uang kertas yang lebih canggih [1].

Di Indonesia, Rupiah (IDR) merupakan mata uang yang sah untuk dipakai pada proses jual beli. Pada tahun 2022, Pemerintah Republik Indonesia memperkenalkan uang kertas Rupiah baru dengan berbagai denominasi, yang mencakup perubahan desain dan fitur keamanan. Perubahan ini bertujuan meningkatkan keamanan dan mencegah pemalsuan, hal tersebut juga menimbulkan tantangan baru bagi mesin vending machine dalam mendeteksi dan memproses uang kertas baru secara akurat dan efisien [2].

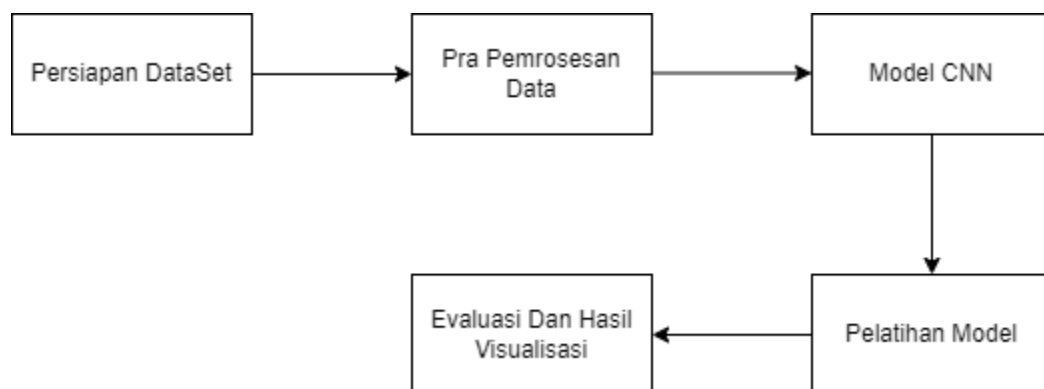
Sistem deteksi nominal uang kertas Rupiah yang diusulkan dalam penelitian ini memanfaatkan teknik pengenalan citra untuk menganalisis gambar permukaan uang kertas. Proses ini dilanjutkan dengan klasifikasi, di mana pola-pola unik pada gambar dianalisis untuk mengkategorikan nominalnya. Klasifikasi ini terbagi menjadi dua tahap: pelatihan (training) dan pengujian (testing). Pada tahap pelatihan, model prediksi dibangun menggunakan data berlabel yang telah diketahui nominalnya. Model ini kemudian diuji dengan data lain untuk mengevaluasi akurasi. Jika akurasi optimal tercapai, model tersebut siap digunakan untuk memprediksi nominal uang kertas yang belum diketahui [3].

Salah satu metode yang umum digunakan untuk memproses data gambar adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN merupakan arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk pengolahan citra. Dengan memanfaatkan lapisan konvolusi dan pooling, CNN mampu mengenal pola, tekstur, dan fitur penting dalam gambar uang kertas. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya untuk melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dari data pelatihan, sehingga mengurangi ketergantungan pada fitur manual dan memungkinkan pembelajaran yang lebih mendalam [4].

Dalam Penelitian ini akan dilakukan beberapa tahapan penting, termasuk pra pemrosesan citra, pelatihan model CNN, integrasi metode pemrosesan dan klasifikasi berbasis CNN, serta proses pra-proses seperti Persiapan Dataset, Pra Pemrosesan Data, hingga Evaluasi dan Visualisasi Hasil.

METODE PENELITIAN

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



Gambar 1. FlowChart Metode Penelitian

A. Persiapan Dataset

Pada tahap ini, dataset yang digunakan terdiri dari gambar uang kertas yang diambil dari berbagai sumber, seperti Kaggle dan foto yang diambil menggunakan kamera. Karena pada penelitian ini bersifat supervised learning dimana pada proses klasifikasi menggunakan data yang sudah ada yang memiliki label dari masing- masing kelas [5]. Citra-citra ini tersedia dalam format file .JPEG, dengan total 1190 gambar uang kertas untuk setiap denominasi (100, 50, 20, 10, 5, 2, dan 1). Ukuran gambar diatur dengan resolusi 224x224 piksel untuk memastikan konsistensi dalam pemrosesan dan analisis data. Dataset diatur ke dalam direktori utama yang terdiri dari direktori material, train, dan validation untuk melatih dan menguji model klasifikasi, Data training adalah data yang benar-benar ada sebelumnya sesuai dengan fakta sedangkan data testing adalah data yang digunakan untuk mengukur sejauh mana pengklasifikasi berhasil mengklasifikasikan dengan benar[6].

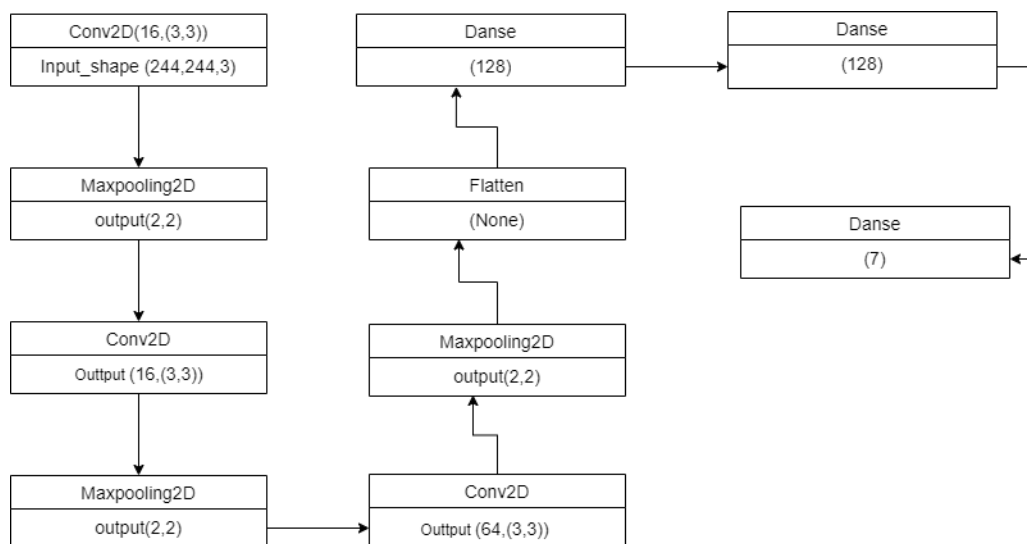
B. Pra pemrosesan data

Pra-Pemrosesan data merupakan tahapan penting dalam persiapan data sebelum digunakan untuk pelatihan atau pengujian model machine learning. Langkah ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas data agar sesuai dengan persyaratan model dan mengatasi masalah seperti kekurangan data, keberadaan outlier, serta variasi skala.[7]. Pra-pemrosesan data melibatkan perubahan ukuran gambar menjadi 224x224 piksel untuk konsistensi dalam analisis [8], dalam hal ini kami mengatur ukuran batch untuk menyesuaikan jumlah sampel yang diproses dalam setiap iterasi pelatihan. Selain itu, dilakukan juga augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan kegeneralisasian model terhadap data uji. Dilakukan augmentasi data untuk meningkatkan generalisasi model. Dataset dibagi 90% untuk pelatihan dan 10% untuk validasi. [9]. Pembagian ini memastikan model dapat dievaluasi dengan tepat sebelum digunakan dalam pengolahan data sebenarnya.

C. Model CNN

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini didasarkan pada Sequential model dari TensorFlow Keras, yang telah disesuaikan untuk mengklasifikasikan gambar uang kertas berdasarkan nilai nominalnya. Perancangan Convolutional Neural Network (CNN) melibatkan proses merancang arsitektur jaringan saraf tiruan yang menggunakan lapisan konvolusi untuk mengolah dan memahami ciri- ciri penting dari data gambar secara hierarkis [10]. CNN dikenal sebagai metode yang efisien untuk memproses gambar

(2DCNN), video (3DCNN), dan suara (1DCNN) [11]. Model ini terdiri dari lapisan-lapisan konvolusi dan pooling untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar uang kertas dengan resolusi 224x224 piksel dan tiga saluran warna (RGB). Dimulai dengan lapisan Conv2D dengan 16 filter 3x3 dan fungsi aktivasi ReLU, model mengekstraksi fitur-fitur dari gambar input. Dilanjutkan dengan lapisan Max Pooling 2D untuk mereduksi dimensi spasial. Proses konvolusi dan max pooling diulang dalam dua blok tambahan dengan 32 dan 64 filter berturut-turut. Data kemudian di-flatten untuk diproses oleh lapisan-lapisan fully connected, termasuk dua lapisan Dense dengan 128 unit neuron dan aktivasi ReLU. Lapisan output menggunakan fungsi softmax untuk menghasilkan probabilitas prediksi terhadap tujuh kelas nilai uang kertas yang berbeda [12].



Gambar 2. Arsitektur CNN

D. Pelatihan Mode

Pada tahap awal, data citra diterima oleh lapisan input, di mana setiap nilai piksel direpresentasikan dalam format RGB (Red, Green, Blue), kemudian, lapisan konvolusi melakukan operasi konvolusi terhadap hasil output dari lapisan sebelumnya dengan menggunakan kernel dan stride. Proses ini menghasilkan matriks nilai baru yang memuat fitur-fitur penting dari citra, yang diorganisir dalam bentuk filter dengan dimensi panjang dan tinggi tertentu[13]. Selanjutnya, lapisan aktivasi mengaktifkan output dari lapisan konvolusi menggunakan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) [14]. Akhirnya lapisan output menghasilkan prediksi akhir dalam bentuk klasifikasi citra berdasarkan target kategorinya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

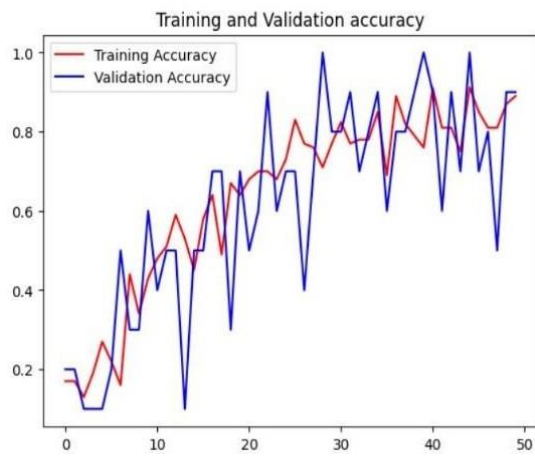
Dalam penelitian ini, parameter epoch yang digunakan adalah 50, 100, dan 150 untuk melatih model Convolutional Neural Network (CNN). Dataset terdiri dari 153 gambar untuk pelatihan dan 17 gambar untuk validasi, yang terbagi dalam 7 kelas. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengevaluasi pengaruh jumlah epoch terhadap akurasi model.

Label	Gambar Semua Data	Gambar Untuk Training	Gambar Untuk Validasi
Money1	170	153	17
Money2	170	153	17
Money5	170	153	17
Money10	170	153	17
Money20	170	153	17
Money50	170	153	17
Money100	170	153	17

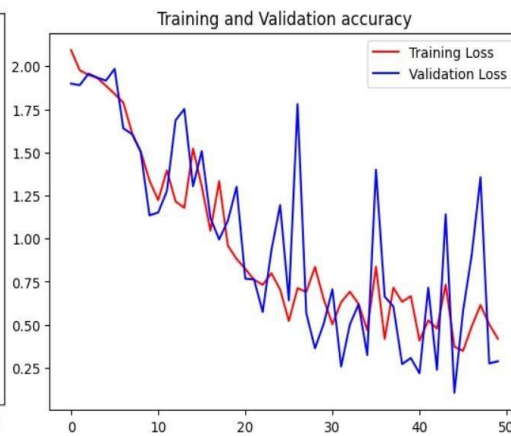
Tabel 1. DataSet

1) Hasil Pengujian Epoch

Dalam jaringan saraf tiruan, proses pembelajaran dilakukan secara berulang-ulang untuk menyesuaikan bobot hingga mencapai keselarasan. Dengan setiap iterasi, model secara bertahap memperbaiki bobotnya, memungkinkan jaringan untuk belajar dari data dan meningkatkan akurasi prediksi. Upaya ini penting untuk memastikan bahwa model dapat berfungsi dengan baik dan memberikan hasil yang baik[15]. Berikut ini adalah hasil dari beberapa sesi pelatihan yang telah dilakukan:

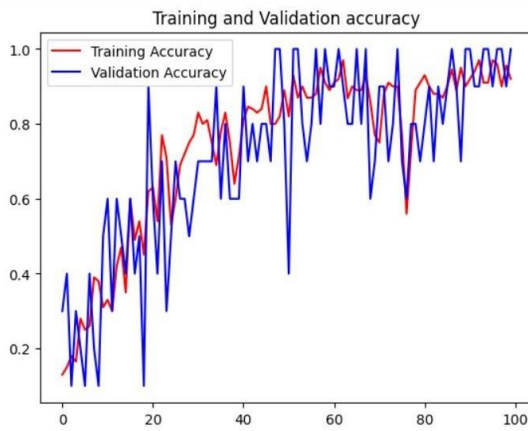


Gambar 3 . Training Accuracy Epoch 50

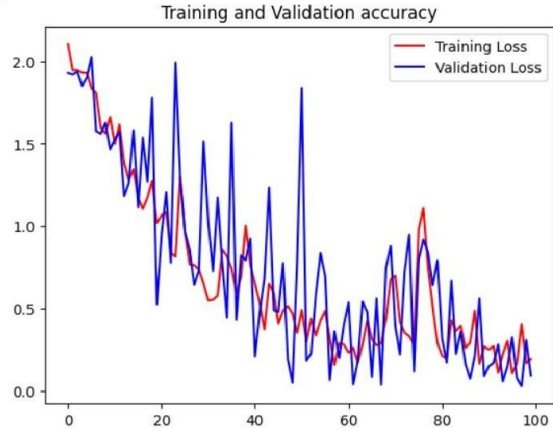


Gambar 4. Training Loss Epoch 50

Pada gambar [3] [4] pengujian dengan 50 epoch, model mencapai tingkat akurasi sebesar 89% dengan nilai loss 0,418. Ini menunjukkan bahwa model sudah mulai mengenali pola dasar dalam data, meskipun masih ada kesalahan prediksi yang cukup signifikan.

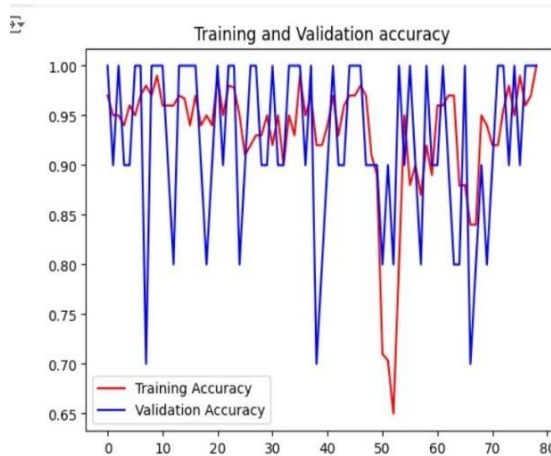


Gambar 5. Training Accuracy Epoch 100

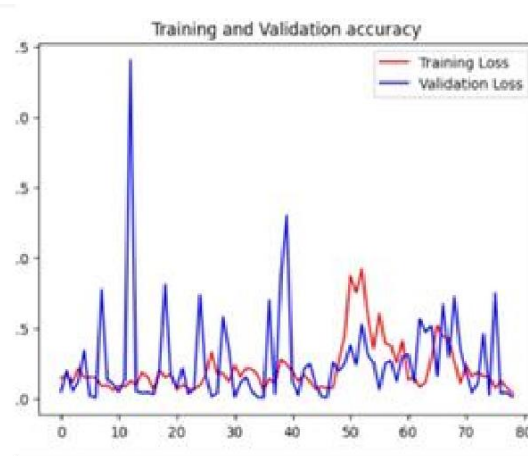


Gambar 6. Training Loss Epoch 100

Ketika jumlah epoch dinaikkan menjadi 100 seperti pada gambar [5] [6], akurasi model meningkat menjadi 92% dan nilai loss menurun menjadi 0,194. Peningkatan ini mengindikasikan bahwa model terus memperbaiki kemampuannya dalam mengenali dan mengklasifikasikan data dengan lebih akurat, serta mengurangi jumlah kesalahan prediksi secara signifikan.



Gambar 7 . Training Accuracy Epoch 150



Gambar 8. Training Loss Epoch 150

Pada pengujian dengan 150 epoch seperti pada gambar [7][8], model berhasil mencapai akurasi sebesar 100% dengan nilai loss yang sangat rendah, yaitu 0,034. Hasil ini menunjukkan bahwa model telah belajar sepenuhnya dari data pelatihan dan mampu melakukan prediksi dengan sangat akurat, dengan hampir tidak ada kesalahan prediksi.

2) Hasil Pengujian Dan Analisis

Berdasarkan hasil pengujian seperti pada Tabel [2], penggunaan parameter epoch yang bervariasi memiliki dampak signifikan terhadap akurasi model CNN.

Jumlah Data Set	Epoch	Dimensi	Accuracy	Training Loss
153	50	224x224	89	0,418
	100	224x224	92	0,194
	150	224x224	100	0,034

Tabel 2. Hasil Pengujian

Pada pengujian dengan 50 epoch, model mencapai akurasi 89% dengan nilai loss 0,418. Ketika epoch ditingkatkan menjadi 100, akurasi meningkat menjadi 92% dan loss menurun ke 0,194. Pada 150 epoch, model mencapai akurasi 100% dengan loss 0,034. Ini menunjukkan bahwa semakin tinggi jumlah epoch, model semakin baik dalam mengenali pola data, meskipun harus diwaspadai risiko overfitting.

KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, Convolutional Neural Network (CNN) telah berhasil diterapkan untuk sistem deteksi nominal uang kertas Rupiah. Melalui serangkaian tahap yang mencakup pra-pemrosesan data, pembangunan model CNN, dan evaluasi kinerja dengan variasi epoch, penelitian ini menghasilkan temuan yang signifikan. CNN berhasil mencapai akurasi puncak 100% dalam pengujian, menegaskan kemampuannya yang luar biasa dalam mengklasifikasikan gambar uang kertas dengan tingkat presisi yang tinggi. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN tidak hanya efektif namun juga relevan dalam menghadapi tantangan seperti variasi desain dan fitur keamanan baru pada uang kertas Rupiah. Langkah selanjutnya adalah meningkatkan adaptabilitas sistem terhadap perubahan dalam uang kertas Rupiah dan mengeksplorasi integrasi dengan teknologi terbaru untuk aplikasi yang lebih luas dan efektif di berbagai konteks. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan teknologi deteksi uang kertas yang lebih canggih, memperkuat evolusi teknologi dalam pengolahan gambar dan aplikasi keuangan.

DAFTAR PUSTAKA

1. Rewina, A. E., Sulistyowati, Kurniawan, M., Dinarta, M. N., & Yunanda, S. F. (2024). Penerapan metode CNN (Convolutional Neural Network) dalam mengklasifikasi uang kertas dan uang logam. *Jurnal Terapan Informatika Nusantara*, 4(12), 778–785. <https://doi.org/10.47065/tin.v4i12.5128>
2. B. A. Sadewa and Y. Yamasari, “Implementasi Deep Transfer Learning untuk Klasifikasi Nominal Uang Kertas Rupiah,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 05, no. 04, pp. 543–551, 2024.
3. 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,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 7, no. 2, pp. 1394–1400, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6863.
4. E. Firasari and F. L. D. Cahyanti, “Classification of Potato Leaf Diseases Using Convolutional Neural Network,” *J. Techno Nusa Mandiri*, vol. 20, no. 2, pp. 89–94, 2023, doi: 10.33480/techno.v20i2.4655.
5. D. A. Nugroho and E. Y. Purwanti, “Impact of Military Expenditure on Economic Growth Encouraging or Constraining?,” *Jejak*, vol. 14, no. 1, pp. 9–20, 2021, doi: 10.15294/jejak.v14i1.26062.

6. R. A. Anggraini, G. Widagdo, A. S. Budi, and M. Qomaruddin, "Penerapan Data Mining Classification untuk Data Blogger Menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 1, p. 47, 2019, doi: 10.26418/justin.v7i1.30211.
7. S. A. Maulana, S. Husna Batubara, T. A. Amelia, Y. Permata, P. Pasaribu, and J. Willem, "Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) Dalam Mengklasifikasi Jenis Ubur-Ubur," *J. Penelit. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. 2, no. 4, pp. 122–130, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55606/juprit.v2i4.3084>
8. M. Idhom, D. A. Prasetya, P. A. Riyantoko, T. M. Fahrudin, and A. P. Sari, "Pneumonia Classification Utilizing VGG-16 Architecture and Convolutional Neural Network Algorithm for Imbalanced Datasets," *TIERS Inf. Technol. J.*, vol. 4, no. 1, pp. 73–82, 2023, doi: 10.38043/tiers.v4i1.4380.
9. A. Nogales, A. Maitín, Á. J. García-tejedor, A. Nogales, A. M. Maitín, and Á. J. García- tejedor, "Best Practices to Train Accurate Deep Learning Models : A General Methodology Best Practices to Train Accurate Deep Learning Models : A General Methodology," no. For small datasets it could be 70-30 and for big datasets 90-10, as done in (Maray et al. 2023) and (Kehnkar et al. 2023) respectively., 2024, doi: 10.20944/preprints202402.1153.v1.
10. R. G. Fajri, I. Santoso, and Y. A. Adi Soetrisno, "Perancangan Program Pendeteksi Dan Pengklasifikasi Jenis Kendaraan Dengan Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Deep Learning," *Transient J. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 9, no. 1, pp. 97–106, 2020, doi: 10.14710/transient.v9i1.97-106.
11. A. Sari, H. Suzuki, T. Kitajima, T. Yasuno, D. A. Prasetya, and R. Arifuddin, "Short-Term Wind Speed and Direction Forecasting by 3DCNN and Deep Convolutional LSTM," *IEEJ Trans. Electr. Electron. Eng.*, vol. 17, Jul. 2022, doi: 10.1002/tee.23669.
12. A. B. Prakosa, Hendry, and R. Tanone, "Implementasi Model Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Pada Citra Penyakit Daun Jagung Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman," *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 107–116, 2023.
13. K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
14. M. D. Darojat, Y. A. Sari, and R. C. Wihandika, "Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Citra Makanan Khas Indonesia," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 11, pp. 4764–4769, 2021, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
15. M. Wasil, H. Harianto, and F. Fathurrahman, "Pengaruh Epoch pada Akurasi menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi fashion dan Furniture," *Infotek J. Inform. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 53–61, 2022, doi: 10.29408/jit.v5i1.4393.