

Model CNN untuk Klasifikasi Jenis Wilayah pada Gambar Resi Pengiriman

CNN-Based Model for Classifying Regional Types on Shipping Label Images

¹Wahyu Kurniawan Ade Nur Widodo*, ²Wiwit Agus Triyanto, ³Pratomo Setiaji

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus
^{1,2,3}Jl. Lkr. Utara, Kayuapu Kulon, Gondangmanis, Kec. Bae, Kabupaten Kudus, Jawa Tengah 59327
Indonesia

*e-mail: 202153145@std.umk.ac.id, at.wiwit@umk.ac.id, pratomo.setiaji@umk.ac.id

(received: 21 July 2025, revised: 8 August 2025, accepted: 9 August 2025)

Abstrak

Pertumbuhan pesat sektor e-commerce mendorong lonjakan volume pengiriman barang yang signifikan di Indonesia. Dalam sistem logistik, resi pengiriman merupakan dokumen penting yang memuat informasi wilayah tujuan seperti alamat, kota/kabupaten, dan kode pos. Kesalahan atau keterlambatan dalam mengklasifikasikan wilayah tujuan tidak hanya menimbulkan biaya operasional tambahan (misalnya ongkos kirim ulang dan penalti layanan), tetapi juga dapat menurunkan tingkat kepuasan pelanggan dan merusak reputasi penyedia jasa. Penelitian ini mengusulkan penerapan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk melakukan klasifikasi otomatis jenis wilayah pada gambar resi pengiriman, dengan tujuan meminimalkan kesalahan manual dan mempercepat proses pemrosesan. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual kompleks pada dokumen digital tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.540 gambar resi dari berbagai layanan ekspedisi, diberi label wilayah REG_JAWA dan REG_LUARJAWA. Proses penelitian meliputi pra-pemrosesan citra (resizing, normalisasi, augmentasi), desain arsitektur CNN, pelatihan model dengan teknik early stopping, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi uji sebesar 99,87%, presisi 99,71%, dan recall 100%, menandakan potensi implementasi nyata dalam sistem logistik untuk meningkatkan efisiensi dan keandalan pengiriman.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network*, klasifikasi wilayah, gambar resi, logistik *e-commerce*, pengolahan citra dokumen

Abstract

The rapid growth of the e-commerce sector has led to a significant surge in shipping volumes in Indonesia. In logistics systems, a shipping receipt serves as a crucial document containing destination information such as address, city/regency, and postal code. Errors or delays in classifying destination regions not only generate additional operational costs (e.g., reshipment fees and service penalties) but may also reduce customer satisfaction and harm the reputation of service providers. This study proposes the implementation of a Convolutional Neural Network (CNN) model to automatically classify region types in shipping receipt images, aiming to minimize manual errors and accelerate processing time. CNN was chosen for its ability to recognize complex visual patterns in digital documents without requiring manual feature extraction. The dataset used in this study consists of 1,540 shipping receipt images from various courier services, labeled as REG_JAWA and REG_LUARJAWA. The research process includes image preprocessing (resizing, normalization, augmentation), CNN architecture design, model training with early stopping, and performance evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results demonstrate that the model achieved a testing accuracy of 99.87%, precision of 99.71%, and recall of 100%, highlighting its strong potential for real-world implementation in logistics systems to improve efficiency and reliability of deliveries.

Keywords: *Convolutional Neural Network*, region classification, shipping label image, e-commerce logistics, document image processing

1 Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah menjadi katalis utama dalam transformasi sektor e-commerce dan logistik di Indonesia. Seiring meningkatnya aktivitas jual beli daring, volume pengiriman barang juga mengalami lonjakan signifikan dari tahun ke tahun [1]. Setiap transaksi pengiriman disertai dengan resi atau label yang memuat informasi penting seperti alamat tujuan, kota atau kabupaten, kode pos, hingga jenis layanan. Informasi ini krusial untuk memastikan barang dikirim secara tepat, cepat, dan efisien. Namun, proses klasifikasi wilayah pada gambar resi saat ini masih dilakukan secara manual oleh pelaku usaha atau petugas ekspedisi, yang berujung pada keterlambatan pengiriman, salah rute, serta beban kerja tinggi [2], [3].

Tantangan utama dari klasifikasi manual ini berasal dari ketergantungan pada tenaga manusia dalam membaca format resi yang sangat bervariasi antar ekspedisi. Bahkan dalam satu perusahaan ekspedisi pun, format resi bisa berbeda antar cabang. Selain itu, resi yang dikirim sebagai bukti pengiriman sering kali berupa foto yang diambil melalui ponsel dengan kondisi tidak ideal, buram, miring, atau terpotong [4]. Hal ini menyebabkan sistem klasifikasi konvensional tidak dapat mengakomodasi kebutuhan logistik yang menuntut kecepatan dan akurasi tinggi.

Salah satu pendekatan potensial yang kini berkembang adalah penerapan deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN). CNN terbukti unggul dalam mengenali pola visual kompleks dalam gambar tanpa memerlukan rekayasa fitur manual. CNN telah digunakan secara luas untuk klasifikasi objek visual seperti daun herbal [5], tulisan tangan angka Romawi [6], kualitas kemasan produk [7], dan motif batik khas Indonesia [8], [9].

Dalam konteks yang lebih spesifik, CNN juga digunakan untuk klasifikasi visual yang berkaitan langsung dengan konteks logistik dan e-commerce. CNN diterapkan dalam klasifikasi label pengiriman, identifikasi informasi dalam struk belanja (ReceiptQA), serta dalam sistem klasifikasi otomatis berbasis dokumen digital [4], [10], [11]. Dalam studi lain, CNN berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan mutu telur pada sistem distribusi makanan dan berhasil menggantikan klasifikasi manual secara signifikan [11]. Hal ini menunjukkan potensi besar CNN untuk diterapkan pada dokumen logistik seperti resi pengiriman.

Keunggulan CNN juga didukung oleh berbagai teknik optimasi. Data augmentation, transfer learning, dan pemilihan arsitektur ringan seperti MobileNetV2 terbukti mampu meningkatkan efisiensi dan akurasi model [12], [13]. Selain itu, preprocessing citra seperti normalisasi warna, rotasi, zoom, dan peningkatan kontras sangat penting agar model dapat menggeneralisasi data dengan baik, bahkan dalam kondisi visual yang buruk [14], [15].

Penerapan CNN juga sudah dibuktikan untuk klasifikasi spasial. Dalam studi klasifikasi tutupan lahan, CNN mampu membedakan wilayah seperti hutan, permukiman, dan badan air dari citra satelit dengan akurasi mencapai 98,4% [16]. Studi lain juga berhasil mengidentifikasi cuaca berbasis gambar langit menggunakan CNN dengan akurasi tinggi [17]. Keberhasilan CNN dalam klasifikasi spasial menunjukkan potensinya untuk membedakan wilayah REG_JAWA dan REG_LUARJAWA pada gambar resi pengiriman berdasarkan susunan teks, elemen visual, dan format tata letak.

Dengan landasan tersebut, penelitian ini dirancang untuk merancang dan menguji kinerja model Convolutional Neural Network (CNN) dalam melakukan klasifikasi wilayah pengiriman secara otomatis berdasarkan citra resi. Melalui pendekatan berbasis pengolahan citra, diharapkan proses identifikasi wilayah tidak lagi mengandalkan metode manual, melainkan dapat berlangsung secara efisien dan akurat. Implementasi model ini bertujuan untuk menurunkan beban operasional, mengurangi tingkat kesalahan distribusi, serta meningkatkan efektivitas layanan logistik dan kepuasan pelanggan dalam ekosistem e-commerce yang terus berkembang.

2 Tinjauan Literatur

Kajian literatur yang komprehensif diperlukan guna memahami berbagai teknik CNN dan penerapannya dalam pengolahan dokumen digital serta klasifikasi spasial. Oleh karena itu, pada bagian selanjutnya akan dibahas tinjauan pustaka yang mencakup dasar teori Convolutional Neural Network, metode pra-pemrosesan citra, serta studi-studi terkini tentang otomatisasi klasifikasi wilayah dan aplikasi CNN dalam konteks logistik dan e-commerce.

2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu model deep learning yang dirancang secara khusus untuk memproses data visual berupa citra dua dimensi. CNN terdiri atas beberapa lapisan, seperti convolution layer, pooling layer, dan fully connected layer yang saling terhubung dan membentuk sistem end-to-end dalam proses klasifikasi citra [15]. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya melakukan ekstraksi fitur otomatis dari input gambar, sehingga dapat digunakan untuk berbagai jenis data visual yang tidak terstruktur [12]. CNN telah diimplementasikan secara luas untuk pengenalan objek, klasifikasi dokumen, serta berbagai aplikasi visual lainnya. Dalam konteks klasifikasi berbasis visual, CNN digunakan untuk membedakan kategori objek seperti tulisan tangan [6], kemasan produk [7], serta motif budaya seperti batik [8], [9]. Model ini juga menjadi landasan dalam penelitian klasifikasi mutu telur berbasis citra pada studi oleh Setiaji et al. [11], di mana CNN digunakan untuk mendeteksi kualitas objek berdasarkan informasi visual yang tidak terstandarisasi Triyanto et al., (2024). Studi tersebut menunjukkan bahwa CNN dapat diterapkan pada konteks nyata yang berkaitan langsung dengan rantai logistik dan klasifikasi otomatis.

2.2 CNN dalam Pengolahan Citra Dokumen dan OCR

Penerapan CNN dalam pengolahan dokumen digital mencakup analisis layout, segmentasi blok teks, dan peningkatan kualitas OCR. CNN mampu mengenali struktur visual halaman seperti header, tabel, dan teks utama secara simultan, meskipun dokumen memiliki noise seperti blur, rotasi, atau bagian yang terpotong [10]. Pendekatan ini berbeda dari OCR tradisional yang memerlukan segmentasi huruf per huruf sebelum klasifikasi. CNN dapat diintegrasikan dengan transfer learning dari model pretrained untuk meningkatkan akurasi pada dokumen yang memiliki variasi tampilan besar. Eksperimen pengolahan struk belanja dalam proyek ReceiptQA memperlihatkan CNN mampu menjawab pertanyaan berbasis dokumen dengan akurasi melebihi 90 persen, bahkan pada struk yang dicetak dengan kualitas rendah [4].

2.3 CNN dalam Sistem Logistik dan E-Commerce

Digitalisasi logistik dan e-commerce menuntut otomatisasi proses visualisasi dokumen pengiriman seperti resi dan label. CNN digunakan untuk mendeteksi dan mengekstrak informasi penting seperti alamat, kode pos, dan jenis layanan dari gambar resi yang bersifat tidak terstandarisasi [7]. Proses ini mencakup pra-pemrosesan gambar seperti normalisasi piksel, augmentasi data, dan segmentasi area teks sebelum klasifikasi akhir. Studi kasus pada klasifikasi mutu telur oleh Setiaji et al. (2023) menunjukkan bahwa CNN dapat diadaptasi untuk konteks logistik dengan karakteristik input yang mirip, yaitu visual tidak konsisten, noise tinggi, dan variasi orientasi objek. Penelitian tersebut mencapai akurasi di atas 95 persen dalam membedakan telur bersih dan telur kotor hanya dari citra permukaan, menegaskan bahwa CNN dapat menggantikan klasifikasi manual dalam skenario dunia nyata yang menuntut kecepatan dan akurasi tinggi [11].

2.4 Klasifikasi Wilayah berdasarkan Citra

Klasifikasi wilayah berbasis citra telah menjadi fokus utama dalam penelitian penginderaan jauh dan analisis spasial, di mana CNN digunakan untuk mengekstrak pola tekstur dan warna pada tingkat piksel. Studi oleh Miranda dan Aryuni pada 2021 [16] menerapkan CNN pada citra satelit Sentinel-2 untuk membedakan tutupan lahan seperti hutan, permukiman, dan badan air dengan akurasi mencapai 98,4% [16]. Model ini memanfaatkan kombinasi lapisan konvolusi dan pooling untuk menangkap fitur multiskala yang memisahkan area berdasarkan ciri spektral dan teksturalnya. Selain itu, penelitian oleh Miranda et al. pada tahun 2025 [17] mengembangkan CNN LeNet-5 yang dimodifikasi untuk memprediksi kondisi cuaca melalui citra langit harian, mengintegrasikan preprocessing khusus seperti normalisasi spektral dan deteksi awan untuk meningkatkan reliabilitas prediksi [17].

Adaptasi metode klasifikasi spasial pada konteks logistik dilakukan dengan memandang gambar resi sebagai citra dua dimensi yang juga mengandung pola spasial signifikan. Informasi seperti gaya penulisan kota, ukuran font kode pos, dan susunan tata letak alamat dapat diperlakukan sebagai fitur

spasial analog dengan tekstur pada citra satelit. Dengan melatih CNN untuk mengenali pola-pola ini, sistem dapat belajar membedakan wilayah REG_JAWA dan REG_LUARJAWA tanpa memerlukan aturan manual yang kompleks [16], [17]. Proses pelatihan mencakup augmentasi data untuk mensimulasikan variasi sudut pandang dan kondisi pencahayaan, sehingga model menjadi lebih robust terhadap foto resi yang diambil oleh pengguna dengan perangkat dan lingkungan berbeda [17].

2.5 Arsitektur CNN dan Optimasi Model

Pemilihan arsitektur CNN dan strategi optimasi menjadi kunci keberhasilan klasifikasi citra dalam aplikasi logistik. Arsitektur ringan seperti MobileNetV2 menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi, sehingga cocok untuk deployment pada perangkat dengan sumber daya terbatas [7]. Eksperimen transfer learning menggunakan model pretrained pada dataset besar seperti ImageNet mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi pada dataset kecil dan spesifik seperti gambar resi [12]. Selain itu, teknik augmentasi gambar, meliputi rotasi, flipping, dan zoom, digunakan untuk memperkaya variasi data latih, mengurangi overfitting, dan meningkatkan kemampuan generalisasi model [13].

Strategi regularisasi seperti dropout dan batch normalization juga diterapkan untuk menjaga stabilitas pelatihan serta mencegah degradasi performa pada jaringan yang lebih dalam. Studi oleh Setiaji et al. pada tahun 2024 menunjukkan bahwa kombinasi augmentasi data dan hyperparameter tuning seperti penyesuaian laju pembelajaran dan ukuran batch menghasilkan model yang mampu mempertahankan akurasi di atas 95 % meski dihadapkan pada noise visual tinggi pada permukaan telur [11]). Pendekatan ini secara langsung dapat diadopsi untuk klasifikasi resi pengiriman, di mana variasi kualitas gambar dan format label menuntut sistem yang stabil dan akurat di berbagai kondisi input [11].

3 Metode Penelitian

Pada bagian metodologi, penelitian ini diawali dengan deskripsi karakteristik dataset gambar resi dan tahapan pra-pemrosesan citra, meliputi penskalaan ukuran, normalisasi, dan augmentasi, untuk meningkatkan kualitas serta keragaman data. Selanjutnya dipaparkan rancangan arsitektur Convolutional Neural Network yang mencakup lapisan konvolusi, pooling, dan mekanisme regularisasi seperti dropout, beserta pemilihan fungsi aktivasi serta parameter pelatihan. Prosedur pelatihan model dijelaskan secara rinci mulai dari algoritma optimasi dan fungsi loss hingga skema pembagian data ke dalam subset training, validasi, dan pengujian. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score serta analisis confusion matrix untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi. Terakhir, dijelaskan implementasi sistem berbasis web menggunakan framework Django yang mengintegrasikan model CNN ke dalam antarmuka pengguna, modul OCR, dan mekanisme autentikasi untuk mendukung proses klasifikasi wilayah secara real-time dalam lingkungan operasional logistik.

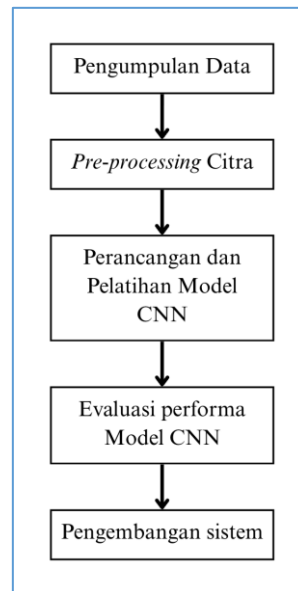
3.1 Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental yang bertujuan untuk membangun dan menguji sebuah sistem klasifikasi wilayah berbasis citra dokumen menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini difokuskan pada klasifikasi jenis wilayah berdasarkan informasi visual yang terdapat pada gambar resi pengiriman, dengan dua kelas target yaitu REG_JAWA dan REG_LUARJAWA.

Metodologi yang digunakan mencakup lima tahap utama: (1) pengumpulan data, (2) pra-pemrosesan citra, (3) desain dan pelatihan model CNN, (4) evaluasi performa model, dan (5) pengembangan sistem klasifikasi berbasis antarmuka, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.

3.2 Pengumpulan Data

Data primer dikumpulkan dalam bentuk gambar resi pengiriman dari berbagai perusahaan ekspedisi yang beroperasi di Indonesia, seperti JNE, J&T, Sicepat, dan TIKI. Proses pengumpulan dilakukan melalui pengarsipan manual resi dari transaksi e-commerce, yang kemudian dipindai atau difoto menggunakan kamera ponsel dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang.



Gambar 1 Alur penelitian

Selain itu, pengumpulan kebutuhan sistem dilakukan melalui observasi dan wawancara dengan pelaku usaha logistik dan pengguna layanan e-commerce. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi kebutuhan pengguna terhadap sistem klasifikasi wilayah otomatis, serta menggali ekspektasi terkait fungsionalitas, kecepatan klasifikasi, dan keakuratan sistem

3.3 Pre-processing Data Citra

Setiap gambar resi yang terkumpul menjalani tahapan pra-pemrosesan untuk memastikan keseragaman dan kelayakan input bagi model CNN. Tahapan ini meliputi:

- **Resize:** Mengubah ukuran gambar ke 224×224 piksel agar sesuai dengan arsitektur input standar CNN.
- **Konversi ke RGB:** Untuk menghindari error jika gambar hanya memiliki 1 channel (grayscale), seluruh gambar diubah ke format RGB.
- **Normalisasi:** Mengubah skala piksel dari 0–255 menjadi 0–1 dengan membagi nilai piksel dengan 255.
- **Augmentasi Data:** Menerapkan teknik augmentasi sederhana seperti rotasi, flipping, dan zoom untuk memperbanyak variasi data pelatihan, serta menghindari overfitting.

Gambar-gambar ini kemudian dikonversi ke dalam array menggunakan NumPy dan disimpan dalam format batch untuk dilatih menggunakan TensorFlow/Keras

3.4 Perancangan dan Pelatihan Model CNN

Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan, yaitu convolutional layer, max-pooling layer, dropout layer, dan fully connected layer. Model ini dibangun menggunakan Keras dengan backend TensorFlow.

Struktur model disesuaikan untuk mendeteksi fitur visual unik dari resi, seperti blok alamat tujuan, huruf besar nama kota, atau penulisan kode pos. Fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk setiap convolutional layer, sedangkan softmax digunakan pada output layer untuk klasifikasi biner. Model dilatih menggunakan data training dan divalidasi menggunakan data testing dengan rasio 80:20.

3.5 Evaluasi Model

Evaluasi terhadap model CNN dilakukan untuk menilai sejauh mana model mampu melakukan klasifikasi jenis wilayah pada gambar resi secara akurat dan konsisten. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji yang telah dipisahkan secara stratifikasi dari dataset awal,

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

dengan proporsi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Proses evaluasi dilakukan secara kuantitatif dengan menggunakan sejumlah metrik kinerja klasifikasi biner, yakni akurasi (accuracy), presisi (precision), recall (sensitivitas), dan confusion matrix.

Akurasi digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap keseluruhan data uji, sementara presisi mengukur seberapa besar proporsi prediksi positif (misalnya prediksi wilayah REG_LUARJAWA) yang benar-benar sesuai. Recall digunakan untuk mengukur sensitivitas model, yaitu kemampuannya mendeteksi seluruh data dari satu kelas secara benar. Nilai-nilai metrik tersebut dihitung menggunakan fungsi evaluasi bawaan dari pustaka Keras dan Scikit-learn, dan ditampilkan dalam bentuk grafik dan tabel. Selain itu, digunakan confusion matrix untuk mengidentifikasi jumlah klasifikasi benar (true positive dan true negative) maupun klasifikasi salah (false positive dan false negative), yang menjadi dasar untuk mengevaluasi distribusi kesalahan model.

Keputusan klasifikasi ditentukan berdasarkan probabilitas keluaran dari lapisan akhir model CNN. Bila nilai probabilitas keluaran (dari fungsi aktivasi softmax) $\geq 0,5$, maka sistem secara otomatis mengklasifikasikan gambar sebagai REG_LUARJAWA. Sebaliknya, jika nilai $< 0,5$, maka gambar dikategorikan sebagai REG_JAWA. Model juga dipantau menggunakan callback berupa early stopping untuk menghentikan pelatihan apabila tidak terjadi peningkatan akurasi validasi dalam beberapa epoch berturut-turut, serta menggunakan model checkpoint untuk menyimpan model dengan performa terbaik.

3.6 Kerangka Pengembangan Sistem

Metodologi pengembangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada model waterfall, yang dikenal sebagai pendekatan berurutan dan sistematis dalam pengembangan perangkat lunak. Pendekatan ini dinilai sesuai karena cakupan sistem tergolong linier dan spesifik, serta tidak membutuhkan perubahan arsitektural besar selama fase pengembangan. Model ini terdiri dari lima tahapan utama, yaitu analisis kebutuhan, desain sistem, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan. Berikut penjelasan rinci tiap tahapan:

- Analisis Kebutuhan:

Tahap ini diawali dengan identifikasi kebutuhan sistem berdasarkan observasi langsung terhadap alur kerja pengiriman barang di sektor e-commerce, serta melalui wawancara informal dengan pelaku usaha dan staf logistik. Ditemukan bahwa klasifikasi wilayah secara manual terhadap gambar resi memakan waktu, rentan salah, dan menyulitkan pengarsipan sistem. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem klasifikasi otomatis yang mampu mengenali wilayah tujuan hanya dari tampilan gambar resi. Selain kebutuhan fungsional, pada tahap ini juga dirumuskan kebutuhan non-fungsional, seperti waktu klasifikasi maksimal, akurasi minimum yang dapat diterima, serta kompatibilitas format file gambar (.jpg, .png).

- Desain Sistem dan Antarmuka:

Setelah kebutuhan dikumpulkan, tahap berikutnya adalah mendesain struktur sistem secara menyeluruh. Desain mencakup arsitektur CNN yang akan digunakan, format input dan output data, serta alur proses klasifikasi. Selain itu, antarmuka pengguna (user interface) juga dirancang untuk memungkinkan pengguna mengunggah gambar resi dan menerima hasil klasifikasi wilayah secara instan. Desain antarmuka difokuskan pada kemudahan penggunaan (usability), kesederhanaan tampilan, serta responsivitas di berbagai perangkat.

- Implementasi Sistem:

Tahap implementasi melibatkan pembangunan model CNN menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan memanfaatkan pustaka Keras dan TensorFlow. Integrasi dilakukan agar model yang telah dilatih dapat dipanggil secara langsung melalui antarmuka web, memungkinkan pengguna mengakses sistem klasifikasi secara online. Pada tahap ini, gambar yang diunggah akan melalui proses pipeline: pra-pemrosesan, prediksi, dan berakhir pada keluaran hasil klasifikasi.

- Pengujian Sistem:

Sistem yang telah diimplementasikan diuji menggunakan metode black box untuk memverifikasi bahwa semua fungsionalitas berjalan sesuai dengan yang dirancang. Pengujian dilakukan dalam beberapa skenario: pengujian keberhasilan klasifikasi dengan gambar valid, pengujian respons sistem terhadap gambar rusak/tidak lengkap, dan pengujian performa

sistem (kecepatan respon). Selain pengujian fungsional, evaluasi kinerja model CNN terhadap data uji juga dilakukan kembali pada tahap ini untuk memastikan bahwa integrasi sistem tidak menurunkan akurasi model.

- **Pemeliharaan dan Penyempurnaan:**

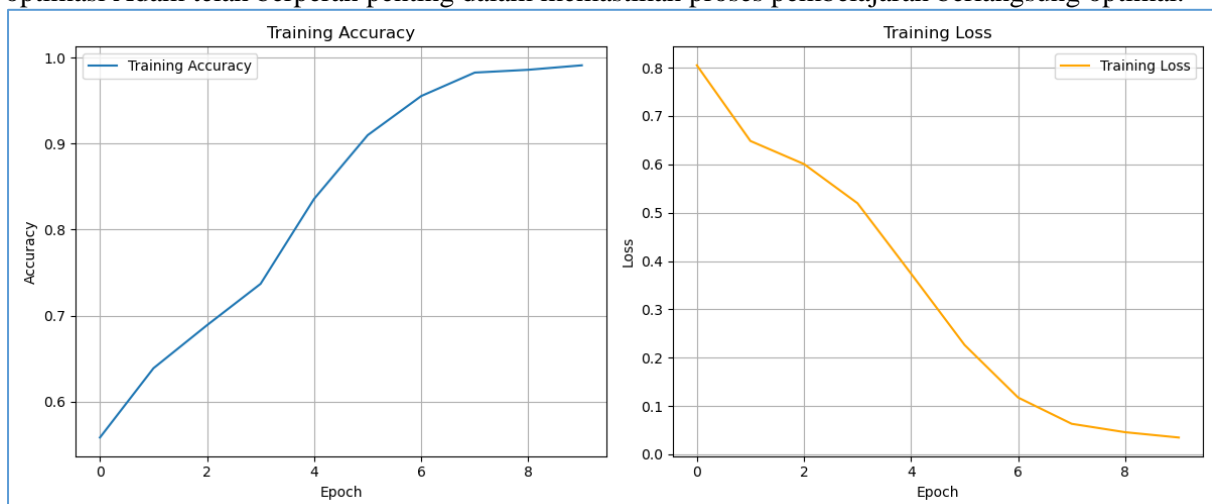
Tahap terakhir dilakukan dengan menerima umpan balik dari pengguna yang menguji sistem secara langsung. Pengguna diminta memberikan masukan terkait kecepatan klasifikasi, keakuratan hasil, dan kemudahan penggunaan sistem. Berdasarkan umpan balik tersebut, sistem diperbarui pada bagian interface, serta parameter model dapat dituning ulang untuk menghasilkan akurasi yang lebih tinggi jika diperlukan. Tahap ini juga mencakup dokumentasi teknis dan persiapan sistem untuk pengembangan lebih lanjut, seperti klasifikasi multi-kelas wilayah atau integrasi dengan sistem logistik internal.

4 Hasil dan Pembahasan

Pertumbuhan industri logistik berbasis e-commerce menuntut kecepatan dan akurasi tinggi dalam pengolahan data visual seperti resi pengiriman. Dalam konteks ini, penelitian ini merancang dan mengevaluasi sebuah sistem klasifikasi wilayah berbasis citra menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN). Bagian ini mengulas secara mendalam hasil implementasi dan pengujian model, serta efektivitas pendekatan teknis yang digunakan dalam menangani tantangan klasifikasi otomatis jenis wilayah pada gambar resi. Selain itu, dibahas pula kinerja model, validitas metode pelatihan, dan potensi penerapan sistem dalam skenario nyata.

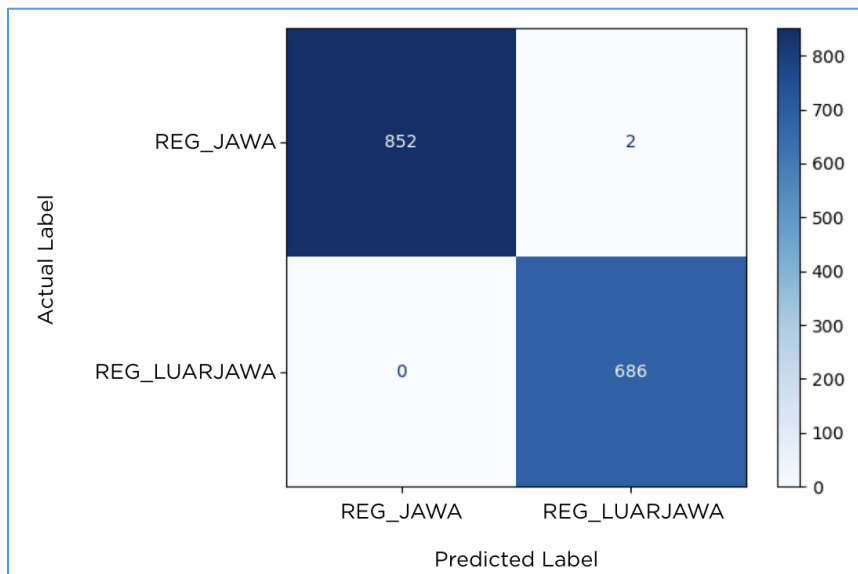
Proses pengembangan model CNN dalam penelitian ini mengikuti tahapan metodologis yang terstruktur. Dataset terdiri dari 1.540 gambar resi yang dikategorikan ke dalam dua kelas: REG_JAWA dan REG_LUARJAWA. Seluruh gambar mengalami tahap pra-pemrosesan yang mencakup penskalaan ukuran ke 224×224 piksel, konversi warna ke format RGB, normalisasi piksel, serta augmentasi data melalui rotasi, flipping, dan zoom. Strategi ini bertujuan meningkatkan keragaman data latih dan mengurangi risiko overfitting. Selain itu, data dikonversi menjadi array numerik menggunakan pustaka NumPy dan diolah dalam batch untuk pelatihan menggunakan framework TensorFlow dan Keras. Pembagian dataset menggunakan rasio 80:20 untuk training dan testing, memastikan bahwa evaluasi dilakukan secara representatif terhadap distribusi data.

Gambar 2 menyajikan visualisasi evolusi metrik pelatihan model CNN dalam bentuk kurva akurasi dan loss terhadap jumlah epoch. Grafik tersebut menunjukkan bahwa proses pelatihan berlangsung secara efisien dan stabil, ditandai dengan peningkatan akurasi yang konsisten dari sekitar 55% pada awal epoch menjadi mendekati 99% hanya dalam sembilan iterasi pelatihan. Di sisi lain, nilai loss mengalami penurunan drastis dari kisaran 0,8 ke bawah 0,05, yang mencerminkan penurunan kesalahan prediksi seiring bertambahnya pengalaman model dalam mengenali pola data. Tidak adanya fluktuasi ekstrem baik pada kurva akurasi maupun loss mengindikasikan bahwa model berhasil mencapai konvergensi tanpa gejala overfitting atau underfitting. Hal ini menegaskan bahwa kombinasi arsitektur CNN yang digunakan, strategi regularisasi seperti dropout, serta algoritma optimasi Adam telah berperan penting dalam memastikan proses pembelajaran berlangsung optimal.



Gambar 2 Evolusi metrik model

Dalam penelitian ini, dilakukan pelatihan dan evaluasi model klasifikasi citra berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk membedakan antara dua kategori wilayah, yaitu REG_JAWA dan REG_LUARJAWA. Dataset yang digunakan terdiri dari total 1.540 citra, dengan komposisi 854 citra berasal dari wilayah Jawa dan 686 citra dari luar wilayah Jawa. Tujuan utama dari eksperimen ini adalah menguji sejauh mana arsitektur CNN yang digunakan mampu mengidentifikasi pola visual yang membedakan dua wilayah tersebut secara akurat dan efisien. Dalam penelitian ini, dilakukan pelatihan dan evaluasi model klasifikasi citra berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk membedakan antara dua kategori wilayah, yaitu REG_JAWA dan REG_LUARJAWA. Dataset yang digunakan terdiri dari total 1.540 citra, dengan komposisi 854 citra berasal dari wilayah Jawa dan 686 citra dari luar wilayah Jawa. Tujuan utama dari eksperimen ini adalah menguji sejauh mana arsitektur CNN yang digunakan mampu mengidentifikasi pola visual yang membedakan dua wilayah tersebut secara akurat dan efisien.



Gambar 3 Confusion matrix

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola visual dari data secara efisien dan stabil. Berdasarkan visualisasi kurva akurasi dan loss terhadap epoch, akurasi model meningkat konsisten dari sekitar 55% pada awal pelatihan menjadi mendekati 99% dalam sembilan epoch. Kenaikan ini berlangsung secara bertahap dan menunjukkan proses pembelajaran yang efektif, tanpa gejala overfitting maupun underfitting. Pada saat yang sama, nilai loss menurun signifikan dari sekitar 0.8 menjadi di bawah 0.05, menandakan berkurangnya kesalahan prediksi model seiring bertambahnya pengalaman pelatihan.

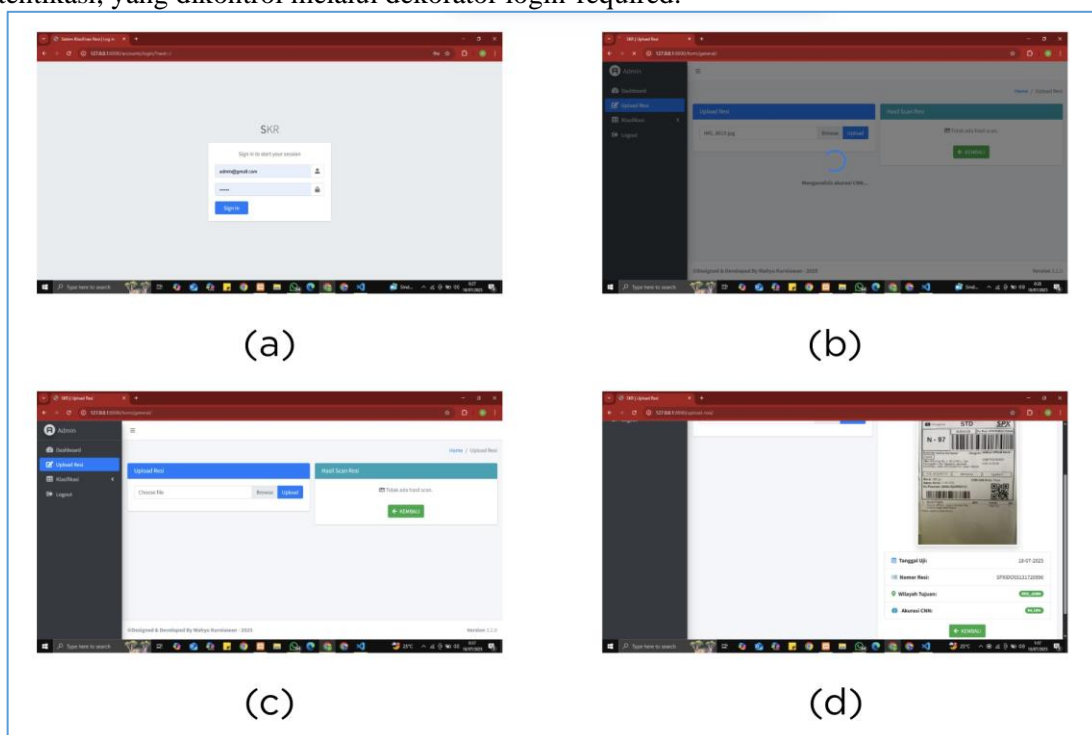
Stabilitas proses pelatihan ini tidak lepas dari desain arsitektur CNN yang digunakan. Model mengimplementasikan kombinasi lapisan Conv2D dan MaxPooling2D untuk ekstraksi fitur, dilanjutkan dengan Flatten dan Dense layer untuk klasifikasi akhir. Penggunaan fungsi aktivasi ReLU dan teknik Dropout (dengan rasio 0.5) berperan penting dalam mengurangi risiko overfitting, sementara optimisasi dilakukan menggunakan algoritma Adam yang adaptif dan efisien. Tidak adanya fluktuasi ekstrem dalam kurva pelatihan menegaskan bahwa parameter model mengalami pembaruan secara stabil dan konvergen menuju nilai optimal. Secara keseluruhan, temuan ini mengindikasikan bahwa arsitektur CNN yang digunakan mampu secara efektif mengenali fitur-fitur visual yang membedakan kedua kelas. Proses pelatihan yang efisien dalam jumlah epoch yang relatif sedikit memperkuat potensi model untuk diadaptasikan dalam skenario nyata, terutama ketika waktu pelatihan menjadi faktor pembatas.

Evaluasi performa model terhadap seluruh dataset menghasilkan akurasi yang sangat tinggi, yaitu sebesar 99,87%. Dari 1.540 citra yang diuji, sebanyak 1.538 citra diklasifikasikan dengan benar, dan hanya dua citra dari kelas REG_JAWA yang keliru diklasifikasikan sebagai REG_LUARJAWA. Tidak ada kesalahan klasifikasi yang terjadi pada citra REG_LUARJAWA, menunjukkan sensitivitas model terhadap kategori tersebut sangat tinggi. Metrik evaluasi lainnya mengonfirmasi keandalan

model. Nilai presisi mencapai 99,71%, menunjukkan bahwa prediksi model terhadap kelas positif (REG_LUARJAWA) sangat jarang salah. Recall tercatat sempurna pada 100%, yang berarti seluruh citra REG_LUARJAWA berhasil teridentifikasi dengan benar. Kombinasi kedua metrik ini menghasilkan skor F1 sebesar 99,85%, memperlihatkan keseimbangan optimal antara presisi dan sensitivitas model.

Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan ambang batas probabilitas (threshold) sebesar 0,5, yang merupakan nilai standar dalam konteks klasifikasi biner. Nilai ini berarti bahwa jika probabilitas keluaran model terhadap kelas REG_LUARJAWA melebihi 0,5, maka citra akan diklasifikasikan ke kelas tersebut. Sebaliknya, jika nilainya sama dengan atau di bawah 0,5, maka citra akan dianggap sebagai REG_JAWA. Pemilihan threshold 0,5 bertujuan mempertahankan keseimbangan antara presisi dan recall ketika tidak ada prioritas khusus terhadap salah satu kelas. Dalam kasus ini, distribusi data relatif seimbang, dan hasil evaluasi menunjukkan bahwa ambang tersebut sudah cukup optimal. Selain itu, analisis confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi yang hampir sempurna. Seluruh 686 citra REG_LUARJAWA diklasifikasikan dengan benar, sedangkan dua dari 854 citra REG_JAWA mengalami misklasifikasi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Hasil ini mempertegas kemampuan model dalam mengenali kedua kategori dengan sangat baik. Laporan klasifikasi juga menunjukkan nilai presisi, recall, dan f1-score yang tinggi dan konsisten di kedua kelas. Meski demikian, hasil yang sangat mendekati sempurna seperti ini perlu ditinjau secara hati-hati. Performa yang sangat tinggi terhadap data pelatihan dan evaluasi awal berpotensi mencerminkan tingkat penyesuaian (fit) yang tinggi terhadap data tersebut, tetapi belum menjamin performa serupa terhadap data yang benar-benar baru dan berbeda distribusinya. Oleh karena itu, validasi lanjutan terhadap data uji independen yang belum pernah diproses sebelumnya sangat disarankan untuk menguji kemampuan generalisasi model secara lebih komprehensif. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini menunjukkan potensi besar untuk digunakan dalam tugas klasifikasi citra dua kelas, khususnya ketika fitur visual bersifat cukup terstruktur dan dapat dibedakan secara konsisten oleh arsitektur jaringan.

Aplikasi web ini menyediakan sistem autentikasi yang kuat melalui backend khusus yang memungkinkan pengguna masuk menggunakan nama pengguna maupun alamat email. Untuk menjaga keamanan sesi, sistem juga dilengkapi dengan fitur kedaluwarsa otomatis dan proses logout yang aman. Semua formulir dilindungi dari serangan Cross-Site Request Forgery (CSRF), sehingga integritas data tetap terjaga. Seluruh fitur utama hanya dapat diakses oleh pengguna yang telah diautentikasi, yang dikontrol melalui dekorator login-required.



Gambar 4 (a) Halaman login, (b) Proses klasifikasi CNN, (c) Interface upload resi, dan (d) Hasil klasifikasi CNN

Aplikasi web ini dikembangkan untuk mengklasifikasikan struk logistik Indonesia secara otomatis ke dalam dua kategori wilayah: REG_JAWA dan REG_LUARJAWA. Sistem ini mengandalkan kombinasi Convolutional Neural Network (CNN) dan Optical Character Recognition (OCR) untuk membaca serta menganalisis gambar struk yang diunggah oleh pengguna. Dengan antarmuka dua panel yang intuitif, pengguna dapat menyeret dan melepas berkas gambar, melihat proses klasifikasi berjalan secara real-time, serta menerima hasil klasifikasi lengkap dengan tingkat kepercayaan model, nomor resi hasil ekstraksi, dan stempel waktu pemrosesan. Visualisasi menggunakan warna hijau, kuning, dan merah membantu interpretasi kepercayaan klasifikasi secara instan yang disajikan dalam Gambar 4.

Fitur keamanan dibangun secara menyeluruh, termasuk sistem autentikasi khusus yang mendukung login dengan nama pengguna atau email, perlindungan CSRF, serta pengelolaan sesi dan logout otomatis. Semua fitur utama hanya dapat diakses oleh pengguna terverifikasi. Data hasil klasifikasi disimpan secara terstruktur dalam dua model basis data dan ditampilkan dalam dua tabel interaktif berbasis DataTables yang mendukung pencarian, pengurutan, ekspor ke berbagai format, serta pratinjau gambar mini. Tampilan antarmuka dibuat responsif dan aksesibel di berbagai perangkat, dengan dukungan navigasi keyboard dan kompatibilitas screen reader.

Dari sisi teknis, aplikasi dibangun menggunakan Django, AdminLTE, Bootstrap 4, dan jQuery. Sistem klasifikasi berjalan secara sinkron saat gambar diunggah, dengan caching dinonaktifkan untuk memastikan semua data yang ditampilkan selalu diperbarui. Untuk produksi, aplikasi dikemas dalam Docker dan dikonfigurasi menggunakan Unicorn serta WhiteNoise untuk pengelolaan file statis. Ambang klasifikasi ditetapkan pada probabilitas 0.5, sebagai titik netral untuk klasifikasi biner, yang menjamin distribusi keputusan yang adil dan transparan antar dua kelas wilayah. Sistem ini siap untuk diimplementasikan dalam skala nyata dan dapat dengan mudah dikembangkan lebih lanjut sesuai kebutuhan logistik digital di Indonesia.

5 Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) mampu mengklasifikasikan wilayah pengiriman secara otomatis dari citra resi dengan akurasi tinggi, mencapai 99,87%, serta recall sempurna sebesar 100%. Arsitektur CNN yang digunakan terbukti efektif mengenali pola visual pada gambar resi yang bervariasi dalam sudut, pencahayaan, dan format. Integrasi model ke dalam sistem web yang responsif, aman, dan mudah digunakan memperkuat potensi implementasi nyata di sektor logistik digital. Meski demikian, validasi lebih lanjut menggunakan dataset eksternal diperlukan untuk menguji generalisasi model, terutama pada resi dari ekspedisi atau layout yang berbeda. Ke depan, pengembangan sistem dapat diarahkan pada klasifikasi multi-kelas wilayah serta ekstraksi informasi lebih lanjut melalui integrasi lanjutan dengan teknologi OCR.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih sebesar-besarnya kepada PT Internusa Master Niaga yang telah memberikan izin, akses, dan dukungan dalam pengumpulan data gambar resi pengiriman untuk keperluan penelitian ini. Kontribusi berupa fasilitas, informasi, serta bantuan teknis dari pihak perusahaan sangat membantu dalam pelaksanaan eksperimen dan validasi sistem klasifikasi yang dikembangkan. Tanpa dukungan dari PT Internusa Master Niaga, penelitian ini tidak akan dapat terlaksana dengan baik.

Referensi

- [1] S. S. Viollina (2022). Ketika Pak Pos tidak hanya mengantar Surat: Jasa Pengiriman Pos Indonesia di Mata Pedagang Online. *Lembaran Antropologi*, 1(1), 34–46. <https://doi.org/10.22146/la.3531>
- [2] F. M. Muhammad, A. B. Elfandra, I. P. A. Amin, A. F. Wicaksono (2023). Pengembangan Model untuk mendeteksi Kerusakan pada Terumbu Karang dengan Klasifikasi Citra. arXiv preprint. arXiv:2308.04337
- [3] L. G. M. L. Susanti and N. N. J. Arsawati (2021). Implementasi *Deep Learning* dengan *Convolutional Neural Network* untuk Klasifikasi Gambar Sampah Organik dan Anorganik. *JISTI*, 6(2), 162–171. <https://doi.org/10.57093/jisti.v6i2.176>
- [4] M. Abdalla, M. S. Kasem, M. Mahmoud, B. Yagoub, M. F. Senussi, A. Abdallah, S. H. Kang, H. S. Kang (2025). *ReceiptQA: A Question-Answering Dataset for Receipt Understanding*. *Mathematics*, 13(11), 1760. <https://doi.org/10.3390/math13111760>
- [5] B. D. Mardiana, W. B. Utomo, U. N. Oktaviana, G. W. Wicaksono, A. E. Minarno (2023). *Herbal Leaves Classification Based on Leaf Image using CNN Architecture Model VGG16*. *Jurnal RESTI*, 7(1), 20–26. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i1.4550>
- [6] M. Toyib, T. D. K. Pratama, I. Aqil (2024). Penerapan Algoritma CNN untuk mendeteksi Tulisan Tangan Angka Romawi dengan Augmentasi Data. *Algoritma*, 2(3), 108–120. <https://doi.org/10.62383/algoritma.v2i3.69>.
- [7] I. K. I. Saputra (2023). Klasifikasi Citra Mutu Kemasan menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* dengan *Arsitektur MobileNetV2*. *Progresif*, 19(2), 613–622. <https://doi.org/10.24198/progresif.v19i2.1411>
- [8] T. W. Qur'ana (2023). *Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Motif Citra Sasirangan*. *Madani*, 1(7), 649–656. <https://doi.org/10.30656/madani.v1i7.825>
- [9] S. Aisyah, R. Astuti, F. M. Basysyar, O. Nurdiawan, I. Ali (2024). *Convolutional Neural Networks for Classification Motives and the Effect of Image Dimensions*. *Jurnal RESTI*, 8(1), 181–188. <https://doi.org/10.29207/resti.v8i1.5623>
- [10] J.-M. Yu and H.-J. Ma (2024). *Receipt Recognition Technology Driven by Multimodal Alignment and Lightweight Sequence Modeling*. *Electronics (Basel)*, 14(9), 1717. <https://doi.org/10.3390/electronics14091717>
- [11] P. A. K. Setiaji and B. Surarso (2024). *Deep Learning Algorithm as an Alternative of Automatic Classification of Dirty Eggs*. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, 29(2), 177–183. <https://doi.org/10.18280/isi.290201>
- [12] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah dengan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)," *Jurnal Gaussian*, Vol. 9, No. 3, pp. 273-282, Aug. 2020. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.9.3.273-282>
- [13] A. Antoni (2023). Implementasi Algoritma CNN untuk Klasifikasi Citra Kemasan Kardus *Defect* dan *No Defect*. *BITS*, 4(4), 1941–1950. <https://doi.org/10.47065/bits.v4i4.3270>
- [14] S. Auliaddina and T. Arifin (2024). *Use of Augmentation Data and Hyperparameter Tuning in Batik Type Classification using the CNN Model*. *SISTEMASI*, 13(1)
- [15] I. U. W. Mulyono (2024). *A High Accuracy of Deep Learning Based CNN Architecture: Classic, VGGNet, and ResNet-50 for Covid-19 Image Classification*. *Telkomnika*, 22(5), 1187–1195. <https://doi.org/10.12928/telkomnika.v22i5.26017>
- [16] E. Miranda and M. Aryuni (2021). Klasifikasi Tutupan Lahan menggunakan *Convolutional Neural Network* pada Citra Satelit Sentinel-2. *SISTEMASI*, 10(2), 233–241. <https://doi.org/10.24198/stmsi.v10i2.1226>
- [17] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Weather Image Classification using *Convolutional Neural Network* with Transfer Learning," *AIP Conference Proceedings*, Vol. 2470, No. 1, Art. No. 050004, Apr. 25, 2022, <https://doi.org/10.1063/5.0080195>
- [18] Triyanto, W. A., Adi, K., & Suseno, J. E. (2024). *Indoor Location Mapping of Lameness Chickens with Multi Cameras and Perspective Transform using Convolutional Neural Networks*. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 11(2), 539–548. <https://doi.org/10.18280/mmep.110227>