

KLASIFIKASI PEDANG BAGUS DAN RUSAK MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Moch Dava Dwi Putra¹⁾, Muhammad Akmal Dzulfikar²⁾, Rayvan Nabhan Alfarizie³⁾, Eva Devia⁴⁾

^{1, 2, 3, 4)} Fakultas Teknik, Komputer dan desain, Universitas Nusa Putra

Jl. Raya Cibolang Cisaat No.21, Sukabumi, Indonesia 4315

e-mail: eva.devia_ti23@nusaputra.ac.id

¹⁾, muhammad.akmal.dzulfikar_ti23@nusaputra.ac.id ²⁾, rayvan.nabhan_ti23@nusaputra.ac.id, ³⁾ moch.dava_ti23@nusaputra.ac.id
⁴⁾

* Korespondensi: e-mail: eva.devia_ti23@nusaputra.ac.id

ABSTRAK

Pemeriksaan kualitas pedang secara manual masih memiliki keterbatasan seperti subjektivitas penilaian dan ketidakkonsistenan hasil. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kualitas pedang secara otomatis menggunakan pendekatan computer vision berbasis Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan terdiri dari 800 citra pedang, yaitu 400 citra pedang bagus dan 400 citra pedang rusak. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen, di mana model CNN dilatih dan diuji menggunakan data citra digital melalui platform Google Colab. Arsitektur CNN terdiri dari lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk memperoleh nilai akurasi, precision, dan recall. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN lebih baik dalam mengenali pedang rusak dibandingkan pedang bagus, dengan akurasi sebesar 60,58%. Meskipun akurasi belum optimal, hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN mampu mengenali pola visual dasar pada citra pedang dan berpotensi dikembangkan sebagai sistem klasifikasi kualitas pedang secara otomatis.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Klasifikasi Citra, Computer Vision, Pedang, Deep Learning.

ABSTRACT

Manual inspection of sword quality still has several limitations, such as subjectivity in assessment and inconsistency of results. Therefore, this study aims to develop an automatic sword quality classification system using a computer vision approach based on Convolutional Neural Networks (CNN). The dataset used in this study consists of 800 sword images, including 400 images of good swords and 400 images of damaged swords. This research employs a quantitative approach with an experimental method, in which the CNN model is trained and tested using digital image data on the Google Colab platform. The CNN architecture consists of convolutional, pooling, and fully connected layers. Model performance is evaluated using a confusion matrix to obtain accuracy, precision, and recall values. The experimental results indicate that the CNN model performs better in identifying damaged swords than good swords, achieving an accuracy of 60.58%. Although the accuracy is not yet optimal, the results demonstrate that CNN is capable of learning basic visual patterns from sword images and has the potential to be developed as an automatic sword quality classification system.

Keywords: Convolutional Neural Network, Image Classification, Computer Vision, Sword, Deep Learning.

I. PENDAHULUAN

Pedang merupakan salah satu senjata tajam yang memiliki nilai historis, fungsional, dan estetika, baik sebagai alat bela diri, koleksi, maupun produk kerajinan logam. Kualitas sebuah pedang sangat ditentukan oleh kondisi fisiknya, seperti kehalusan bilah, ketajaman, keseragaman struktur logam, serta tidak adanya cacat seperti karat, retakan, atau kerusakan permukaan. Penilaian kondisi pedang yang tidak akurat dapat menurunkan nilai guna, nilai jual, bahkan berpotensi menimbulkan risiko keselamatan saat digunakan. Pada umumnya, proses klasifikasi atau penilaian kualitas pedang masih dilakukan secara manual oleh pengrajin atau ahli, dengan mengandalkan pengamatan visual dan pengalaman. Metode konvensional ini memiliki beberapa kelemahan, antara lain bersifat subjektif, membutuhkan waktu yang

relatif lama, serta sulit diterapkan secara konsisten dalam skala besar. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang mampu membantu proses klasifikasi kualitas pedang secara otomatis, objektif, dan efisien.

Multi-Layer Perceptron (MLP), CNN memiliki struktur yang berbeda dan mampu mengatasi tugas klasifikasi citra dengan lebih efektif. Keunggulan utama CNN adalah kemampuannya untuk secara otomatis mempelajari fitur-fitur dari citra tanpa perlu proses ekstraksi fitur terpisah[1]

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Convolutional Neural Network untuk melakukan klasifikasi kondisi pedang berdasarkan citra digital. Klasifikasi difokuskan pada dua kategori, yaitu pedang bagus dan pedang rusak, dengan tujuan menghasilkan model yang mampu membantu proses inspeksi kualitas pedang secara lebih cepat dan akurat.

CNN merupakan salah satu jenis neural network yang biasanya digunakan untuk pengolahan data image (Wulandari et al., 2020). Dalam metode CNN, tidak diperlukan penggunaan metode ekstraksi tambahan karena CNN sudah memiliki kemampuan internal untuk melakukan ekstraksi dan pembelajaran mandiri dalam mengenali objek (Zalvadila et al., 2023).[2]

II. KAJIAN PUSTAKA

Bab ini membahas landasan teori dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Kajian pustaka ini digunakan sebagai dasar teoritis dalam penelitian klasifikasi pedang bagus dan rusak berbasis citra digital.

Dalam penelitian ini, citra pedang diproses melalui tahap preprocessing seperti perubahan ukuran citra (resize) dan normalisasi nilai piksel. Tahapan tersebut bertujuan untuk menyeragamkan input citra sehingga dapat diproses secara optimal oleh model Convolutional Neural Network.

Penelitian Terdahulu menjadi acuan penting dalam menentukan metode dan pendekatan yang digunakan dalam suatu penelitian. Beberapa penelitian yang relevan dengan topik klasifikasi kondisi objek menggunakan CNN menunjukkan bahwa metode ini mampu memberikan performa yang baik dalam tugas klasifikasi citra.

Penelitian oleh Nandika dkk. mengembangkan sistem klasifikasi kondisi uang menjadi kategori bagus dan mampu mengklasifikasikan kondisi objek dengan akurasi yang tinggi. Penelitian lain oleh Indarti dan Noor menerapkan CNN untuk klasifikasi cacat permukaan baja sebagai bagian dari sistem pengendalian kualitas industri. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa CNN efektif dalam mendeteksi perbedaan kondisi permukaan material.[3]

Selain itu, penelitian mengenai klasifikasi cacat permukaan logam menggunakan CNN juga menunjukkan bahwa pendekatan deep learning mampu mengekstraksi fitur visual secara optimal dan memberikan hasil klasifikasi yang akurat. Penelitian-penelitian tersebut menjadi dasar dalam pengembangan metode pada penelitian ini, meskipun objek yang digunakan berbeda.[4]

Penggunaan CNN dalam permasalahan klasifikasi citra dengan jumlah data yang banyak dapat mencapai kinerja yang optimal, tetapi jika jumlah data sedikit dapat menggunakan pendekatan transfer learning dari pre-trained model CNN yang telah ada. Transfer learning adalah pendekatan CNN dengan memindahkan model yang telah terlatih pada suatu dataset yang sangat besar, biasanya menggunakan Imagenet, untuk menyelesaikan masalah pada dataset lainnya (Torrey & Shavlik, 2010). Pre-trained model CNN yang memiliki akurasi yang baik dan banyak digunakan antara lain VGG (Simonyan & Zisserman, 2014), ResNet (He et al., 2016), Inception V3 (Szegedy et al., 2016), dan Xception (Chollet, 2017). CNN mampu mengidentifikasi pola kerusakan pada barang yang memiliki tingkat kompleksitas tinggi dengan cara mempelajari serta mengenali pola tertentu pada data gambar. Selain itu, CNN juga dapat membedakan antara gambar yang masih dalam kondisi normal dan yang mengalami cacat[5]

A. Deep Learning

Deep Learning (DL) adalah cabang dari Machine Learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Networks, ANN) dengan banyak lapisan (deep neural networks). Teknik ini dirancang untuk meniru cara otak manusia memproses informasi melalui jaringan saraf biologis, dengan tujuan untuk mempelajari representasi data yang lebih abstrak dan kompleks. Deep learning memiliki banyak keunggulan dibandingkan algoritma tradisional, seperti kemampuannya dalam menangani data

dalam jumlah besar, kemampuan untuk mengekstrak fitur secara otomatis, dan kinerja yang sangat baik dalam berbagai tugas pengolahan citra, termasuk klasifikasi, deteksi objek, dan segmentasi citra.[5]

B. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk pengolahan citra dan pengenalan pola visual. CNN memanfaatkan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur dari citra input melalui lapisan-lapisan yang saling terhubung. CNN terbukti sangat efektif dalam tugas pengolahan citra karena kemampuannya untuk belajar fitur hierarkis dari gambar, mulai dari fitur dasar seperti tepi dan tekstur hingga pola yang lebih kompleks. Arsitektur CNN terdiri dari beberapa komponen penting: lapisan konvolusi, lapisan pooling, lapisan aktivasi, dan lapisan fully connected[5]

C. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan Citra Digital adalah cabang ilmu yang mempelajari cara membentuk, memproses, dan menganalisis citra untuk menghasilkan informasi yang dapat dimengerti dan dimanfaatkan oleh manusia. Salah satu tujuan utama dalam bidang ini adalah meningkatkan kejernihan gambar yang buram atau memiliki kualitas rendah.

D. Hipotesis

Berdasarkan latar belakang, kajian pustaka, dan kerangka teori yang telah dibahas, maka hipotesis dalam penelitian Klasifikasi Pedang Bagus dan Rusak Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network adalah sebagai berikut:

1. H_1 (Hipotesis Alternatif)

Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi pedang menjadi kategori bagus dan rusak berdasarkan citra digital dengan tingkat akurasi yang baik.

2. H_0 (Hipotesis Nol)

Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) tidak mampu mengklasifikasikan kondisi pedang menjadi kategori bagus dan rusak berdasarkan citra digital dengan tingkat akurasi yang baik.

E. Analisis SWOT

Analisis SWOT digunakan untuk mengidentifikasi kekuatan (Strengths), kelemahan (Weaknesses), peluang (Opportunities), dan ancaman (Threats) dari penerapan algoritma Convolutional Neural Network dalam klasifikasi kondisi pedang berdasarkan citra digital.

Tabel I. Analisis SWOT

Aspek SWOT	Uraian
Strengths (Kekuatan)	Convolutional Neural Network mampu mengekstraksi fitur citra secara otomatis tanpa memerlukan perancangan fitur manual.
Weaknesses (Kelemahan)	Membutuhkan dataset citra dalam jumlah cukup besar untuk menghasilkan model yang optimal.
Opportunities (Peluang)	Dapat dikembangkan menjadi sistem inspeksi kualitas pedang secara otomatis. Berpotensi diterapkan pada klasifikasi kualitas produk logam lainnya.
Threats (Ancaman)	Variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar dapat memengaruhi akurasi klasifikasi.

Berdasarkan hasil analisis SWOT pada Tabel 3.2, dapat disimpulkan bahwa penerapan sistem klasifikasi pedang berbasis Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kekuatan utama dalam meningkatkan akurasi dan konsistensi penilaian kondisi pedang secara otomatis. Meskipun demikian, sistem ini masih memiliki kelemahan berupa ketergantungan pada kualitas dan jumlah data citra serta kebutuhan sumber daya komputasi yang cukup besar. Peluang pengembangan sistem terbuka luas untuk diterapkan pada inspeksi kualitas produk logam lainnya, sedangkan ancaman utama berasal dari variasi kondisi pengambilan citra yang dapat mempengaruhi kinerja model. Oleh karena itu, diperlukan strategi optimasi data dan metode pelatihan untuk meningkatkan keandalan sistem.

F. Analisis 5W+1H

Analisis 5W+1H dilakukan untuk memperjelas arah dan fokus penelitian melalui identifikasi enam aspek utama, yaitu *What*, *Why*, *Who*, *Where*, *When*, dan *How*. Analisis ini membantu menentukan konteks penelitian serta batasan kegiatan yang akan dilakukan.

Tabel II. Analisis 5W+1H

Aspek	Uraian
What (Apa)	Sistem klasifikasi kondisi pedang menjadi kategori bagus dan rusak menggunakan algoritma Convolutional Neural Network berbasis citra digital.
Why (Mengapa)	Untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi pemeriksaan kualitas pedang serta mengurangi subjektivitas pada proses inspeksi manual.
Who (Siapa)	Penelitian ini ditujukan bagi peneliti, akademisi, dan pihak industri atau pengrajin pedang yang membutuhkan sistem inspeksi kualitas berbasis teknologi.
Where (Di mana)	Penelitian dilakukan pada lingkungan komputasi menggunakan perangkat lunak pengolahan citra dan deep learning seperti Google Colab.
When (Kapan)	Sistem digunakan pada tahap pemeriksaan kualitas pedang setelah proses produksi atau sebelum distribusi.
How (Bagaimana)	Dengan mengumpulkan citra pedang, melakukan preprocessing, melatih model CNN menggunakan data latih, serta menguji performa model dalam mengklasifikasikan kondisi pedang.

G. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi. Confusion matrix menyajikan perbandingan antara hasil prediksi model dengan kelas sebenarnya. Confusion matrix terdiri dari empat komponen utama, yaitu:

- True Positive (TP): data positif yang diprediksi benar
- True Negative (TN): data negatif yang diprediksi benar
- False Positive (FP): data negatif yang diprediksi sebagai positif
- False Negative (FN): data positif yang diprediksi sebagai negatif

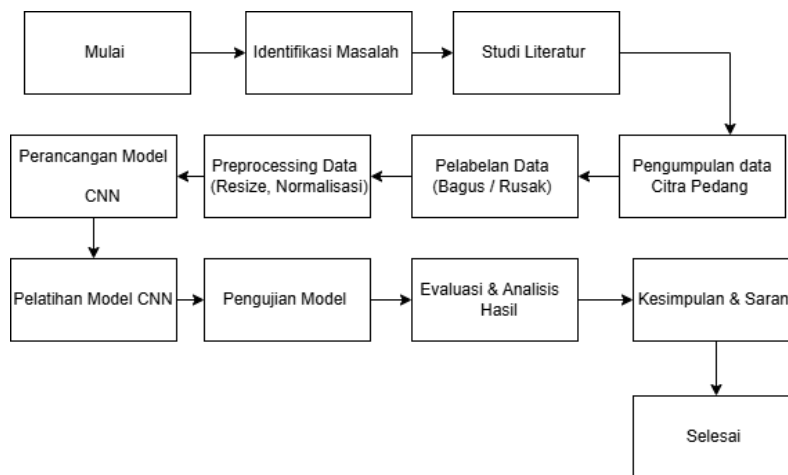
Confusion matrix sering digunakan dalam penelitian klasifikasi citra untuk mengevaluasi performa model secara menyeluruh.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian ini berfokus pada pengujian model secara terukur untuk memperoleh nilai akurasi dan performa klasifikasi kondisi pedang. Metode eksperimen dilakukan melalui proses pelatihan dan pengujian model Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan citra pedang sebagai data masukan. Berikut merupakan alur penelitian yang dilakukan:



Gambar I. Flowchart Penelitian
Sumber: Dokumentasi Peneliti

B. Populasi dan Sampel Penelitian

1. Populasi Penelitian

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh citra pedang yang merepresentasikan kondisi fisik pedang, baik dalam kondisi bagus (normal) maupun rusak, yang dapat digunakan sebagai data dalam proses klasifikasi berbasis citra digital.

2. Sampel Penelitian

Sampel penelitian merupakan bagian dari populasi yang digunakan secara langsung dalam penelitian. Sampel pada penelitian ini terdiri dari 800 citra digital pedang yang terbagi ke dalam dua kelas, yaitu 400 citra pedang normal (bagus) dan 400 citra pedang rusak. Pengambilan sampel dilakukan menggunakan teknik purposive sampling, dengan mempertimbangkan kualitas citra dan kesesuaian objek penelitian. Seluruh sampel kemudian digunakan sebagai dataset penelitian dan dibagi menjadi data latih (training data) dan data validasi (validation data) untuk proses pelatihan dan pengujian model Convolutional Neural Network (CNN).

Sampel penelitian merupakan bagian dari populasi yang digunakan secara langsung dalam proses penelitian. Sampel pada penelitian ini berupa citra digital pedang yang dikumpulkan dan diseleksi sesuai dengan kebutuhan penelitian. Citra pedang yang digunakan sebagai sampel dipilih berdasarkan kriteria tertentu, antara lain kejelasan objek, pencahayaan yang cukup, serta kemampuan citra dalam menampilkan kondisi permukaan pedang secara visual. Salah satu contoh citra pedang yang digunakan sebagai sampel penelitian ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar II. Contoh Citra Pedang Bagus

Sumber: Dokumentasi Peneliti

Citra pedang yang dijadikan sampel kemudian diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yaitu pedang bagus (normal) dan pedang rusak. Pedang bagus merupakan pedang yang secara visual tidak menunjukkan adanya kerusakan signifikan seperti karat berlebih, retakan, atau cacat pada bilah, sedangkan pedang rusak merupakan pedang yang menampilkan indikasi kerusakan fisik pada permukaan bilah, seperti noda karat, goresan dalam, atau ketidakraturan struktur permukaan.



Gambar III. Contoh Citra Pedang rusak sebagai Sampel Penelitian

Sumber: Dokumentasi Peneliti

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Penelitian

Penelitian ini menghasilkan sebuah model Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk mengklasifikasikan citra pedang menjadi dua kelas, yaitu pedang bagus (normal) dan pedang rusak. Model CNN dibangun dan dilatih menggunakan dataset citra pedang yang telah dipersiapkan pada tahap sebelumnya. Berdasarkan hasil implementasi model pada Google Colab, arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu lapisan konvolusi (Conv2D), lapisan pooling (MaxPooling2D), lapisan flatten, serta lapisan fully connected (Dense). Model diawali dengan empat lapisan konvolusi yang masing-masing memiliki jumlah filter yang meningkat, yaitu 32, 64, 128, dan 256 filter. Setiap lapisan konvolusi diikuti oleh lapisan max pooling yang berfungsi untuk mereduksi dimensi fitur dan mempertahankan informasi penting pada citra. Setelah melalui proses ekstraksi fitur, hasil keluaran dari lapisan konvolusi dan pooling kemudian diratakan menggunakan lapisan Flatten dengan ukuran vektor fitur sebesar 43.264 neuron. Selanjutnya, fitur tersebut diproses oleh lapisan Dense dengan 512 neuron sebagai lapisan fully connected untuk melakukan proses klasifikasi tingkat lanjut. Pada lapisan akhir digunakan satu neuron output yang berfungsi untuk menentukan kelas citra pedang, yaitu pedang bagus atau pedang rusak.

Berdasarkan ringkasan model (model summary), jumlah total parameter pada model CNN ini adalah sebanyak 22.540.609 parameter, seluruhnya merupakan parameter yang dapat dilatih (trainable parameters). Besarnya jumlah parameter menunjukkan bahwa model memiliki kapasitas yang cukup besar untuk mempelajari pola visual yang kompleks pada citra pedang, khususnya dalam membedakan kondisi permukaan pedang yang normal dan rusak.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 242, 242, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 121, 121, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 119, 119, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 59, 59, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 57, 57, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 128)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 26, 26, 256)	295,168
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 43264)	0
dense (Dense)	(None, 512)	22,151,680
dense_1 (Dense)	(None, 1)	513

Total params: 22,540,609 (85.99 MB)
 Trainable params: 22,540,609 (85.99 MB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar IV. *Arsitektur model Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi pedang bagus dan rusak*

Sumber: Dokumentasi Peneliti

B. Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan menggunakan data validasi untuk mengetahui kemampuan model Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan citra pedang menjadi dua kelas, yaitu pedang bagus dan pedang rusak. Hasil pengujian ditampilkan dalam bentuk confusion matrix, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4. Berdasarkan confusion matrix yang diperoleh, hasil klasifikasi dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Sebanyak 24 citra pedang bagus berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai pedang bagus.
2. Sebanyak 20 citra pedang bagus salah diklasifikasikan sebagai pedang rusak.
3. Sebanyak 39 citra pedang rusak berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai pedang rusak.
4. Sebanyak 21 citra pedang rusak salah diklasifikasikan sebagai pedang bagus.

Dengan demikian, total data uji yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebanyak 104 citra, yang terdiri dari dua kelas.

C. Evaluasi Kinerja Model

Berdasarkan confusion matrix, diperoleh nilai evaluasi kinerja model sebagai berikut:

1) Akurasi

Akurasi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji.

$$Akurasi = \frac{24 + 39}{24 + 20 + 21 + 39} = \frac{63}{104} \approx 60,58\%$$

Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN mampu mengklasifikasikan citra pedang dengan tingkat akurasi sebesar **60,58%**.

2) Precision

Precision menunjukkan tingkat ketepatan prediksi pada masing-masing kelas.

- Precision kelas Pedang Bagus:

$$\frac{24}{24 + 21} \approx 53,33\%$$

- Precision kelas Pedang Rusak:

$$\frac{39}{39 + 20} \approx 66,10\%$$

3) Recall

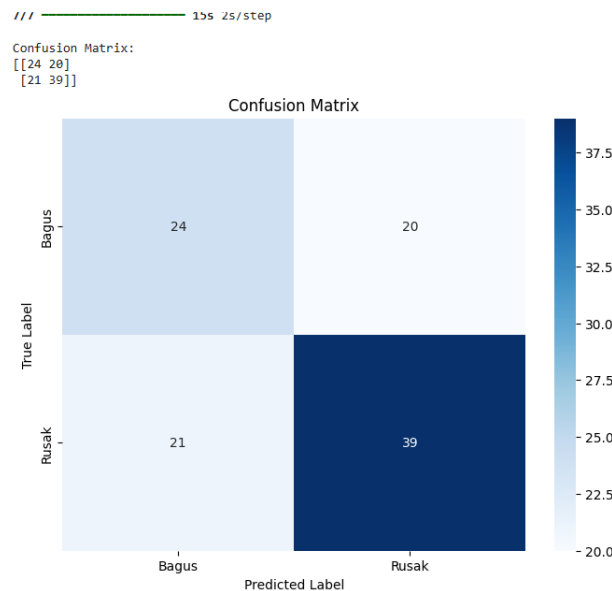
Recall menunjukkan kemampuan model dalam mengenali data yang benar pada setiap kelas.

- Recall kelas Pedang Bagus:

$$\frac{24}{24 + 20} \approx 54,55\%$$

- Recall kelas Pedang Rusak:

$$\frac{39}{39 + 21} = 65,00\%$$

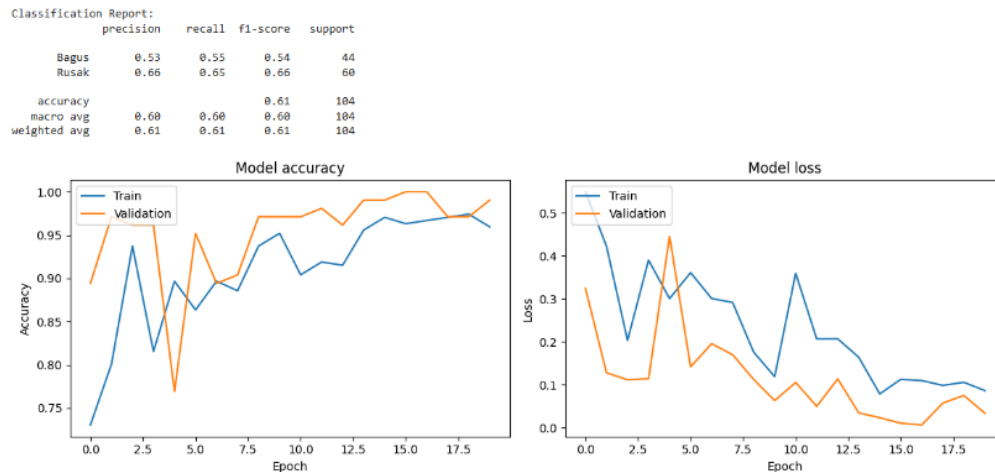


Gambar V. Confusion matrix hasil pengujian model CNN pada klasifikasi pedang bagus dan rusak
Sumber: Dokumentasi Peneliti

Berdasarkan hasil pengujian, model CNN menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mengenali pedang rusak dibandingkan pedang bagus, yang ditunjukkan oleh nilai precision dan recall yang lebih tinggi pada kelas pedang rusak. Kesalahan klasifikasi pada pedang bagus umumnya disebabkan oleh kemiripan visual dengan pedang rusak ringan, serta pengaruh pencahayaan dan sudut pengambilan citra. Meskipun akurasi yang diperoleh belum tinggi, hasil ini menunjukkan bahwa CNN mampu mengenali pola visual dasar pada citra pedang. Kinerja model masih dapat ditingkatkan melalui penambahan data latih, perbaikan kualitas citra, dan optimasi arsitektur model. Secara keseluruhan, pendekatan computer vision berbasis CNN berpotensi digunakan untuk klasifikasi kualitas pedang secara otomatis. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh classification report yang menunjukkan performa model CNN sebagai berikut:

1. Akurasi keseluruhan (accuracy) sebesar 61%, yang berarti model mampu mengklasifikasikan 61 dari 100 data uji dengan benar.
2. Untuk kelas pedang Bagus, diperoleh nilai *precision* sebesar 0,53, *recall* sebesar 0,55, dan *F1-score* sebesar 0,54 dari total 44 data uji.
3. Untuk kelas pedang Rusak, diperoleh nilai *precision* sebesar 0,66, *recall* sebesar 0,65, dan *F1-score* sebesar 0,66 dari total 60 data uji.

Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN memiliki performa yang lebih baik dalam mengklasifikasikan pedang Rusak dibandingkan dengan pedang Bagus.



Gambar VI. Hasil evaluasi model CNN pada klasifikasi pedang Bagus dan Rusak berdasarkan classification report serta grafik akurasi dan loss selama pelatihan.

Sumber: Dokumentasi Peneliti

Berdasarkan grafik akurasi model, akurasi pada data pelatihan (training accuracy) mengalami peningkatan signifikan seiring bertambahnya jumlah epoch dan mencapai nilai mendekati 97%. Sementara itu, akurasi pada data validasi (validation accuracy) juga menunjukkan tren yang menunjukkan kestabilan dengan nilai di atas 95%. Pada grafik loss model, terlihat bahwa nilai *training loss* dan *validation loss* mengalami penurunan secara bertahap hingga mendekati nol. Hal ini mengindikasikan bahwa proses pembelajaran model berjalan dengan baik dan model mampu meminimalkan kesalahan selama pelatihan.

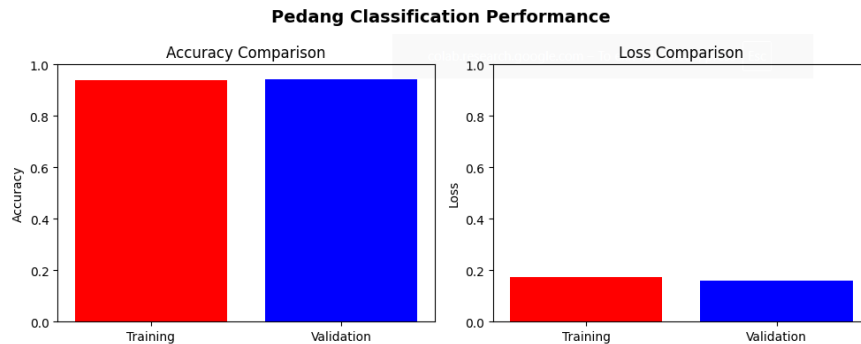


Gambar VII. Hasil evaluasi model CNN pada klasifikasi pedang Bagus dan Rusak berdasarkan classification report serta grafik akurasi dan loss selama pelatihan.

Sumber: Dokumentasi Peneliti

Foto tersebut menampilkan hasil pengujian (inferensi) model Convolutional Neural Network (CNN) terhadap satu citra input pedang. Pada bagian atas gambar ditunjukkan citra pedang asli yang dijadikan masukan (input) ke dalam sistem klasifikasi. Berdasarkan hasil pengujian, model CNN memprediksi citra tersebut sebagai kelas “Bagus”. Hal ini ditunjukkan oleh nilai probabilitas kelas Bagus sebesar 0,9705 (97,05%), sedangkan probabilitas kelas Rusak hanya sebesar 0,0295 (2,95%). Nilai

probabilitas ini menunjukkan tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi yang diberikan. Tingginya probabilitas pada kelas Bagus mengindikasikan bahwa model berhasil mengenali ciri visual pedang dalam kondisi baik, seperti permukaan bilah yang relatif halus, tidak adanya retakan atau kerusakan signifikan, serta bentuk bilah yang masih utuh. Ciri-ciri tersebut sesuai dengan pola yang telah dipelajari model selama proses pelatihan. Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN mampu melakukan klasifikasi citra pedang secara individual dengan tingkat kepercayaan yang tinggi, sehingga sistem yang dibangun berpotensi untuk digunakan sebagai alat bantu otomatis dalam proses identifikasi kondisi pedang.



Gambar VIII. Perbandingan performa model CNN pada klasifikasi pedang Bagus dan Rusak berdasarkan nilai akurasi dan loss pada data pelatihan (training) dan validasi (validation).

Sumber: Dokumentasi Peneliti

Gambar tersebut menampilkan perbandingan performa model CNN dalam klasifikasi pedang Bagus dan Rusak berdasarkan akurasi dan nilai loss pada data pelatihan (training) dan validasi (validation). Pada grafik *Accuracy Comparison*, terlihat bahwa akurasi pelatihan mencapai sekitar **95%**, sedangkan akurasi validasi berada pada kisaran **94%**. Nilai akurasi yang relatif seimbang antara data pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik serta memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik. Pada grafik *Loss Comparison*, nilai *training loss* dan *validation loss* masing-masing berada pada kisaran **0,17** dan **0,16**. Nilai loss yang rendah dan tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan antara pelatihan dan validasi mengindikasikan bahwa proses pembelajaran model berjalan secara stabil dan tidak mengalami underfitting. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan memiliki performa yang baik pada tahap pelatihan dan validasi. Namun demikian, perbedaan hasil ini dengan akurasi data uji yang lebih rendah mengindikasikan perlunya pengujian lebih lanjut menggunakan dataset yang lebih beragam agar kemampuan generalisasi model dapat ditingkatkan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma Convolutional Neural Network (CNN) mampu digunakan untuk mengklasifikasikan citra pedang ke dalam dua kelas, yaitu pedang bagus dan pedang rusak, berdasarkan karakteristik visual pada citra digital. Model CNN yang dibangun dapat mengekstraksi fitur secara otomatis dan mengenali perbedaan kondisi permukaan pedang.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki performa yang lebih baik dalam mengenali pedang rusak dibandingkan pedang bagus. Meskipun tingkat akurasi yang diperoleh belum optimal, hasil ini membuktikan bahwa pendekatan computer vision berbasis CNN memiliki potensi untuk dikembangkan sebagai sistem klasifikasi kualitas pedang secara otomatis.

Dengan demikian, penelitian ini dapat dijadikan sebagai dasar untuk pengembangan sistem inspeksi kualitas pedang yang lebih akurat dan efisien di masa mendatang melalui peningkatan kualitas data, penambahan jumlah dataset, serta optimasi arsitektur dan parameter model.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Ibu Anggun Fergina, M.Kom. selaku

dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berharga selama proses penyusunan dan penyelesaian penelitian ini. Berkat dukungan dan kesabaran beliau, penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Universitas Nusa Putra yang telah memberikan dukungan fasilitas serta lingkungan akademik yang kondusif, sehingga penulis dapat melaksanakan penelitian ini dengan lancar. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang computer vision dan kecerdasan buatan.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. P. Nandika et al., “Deteksi kondisi uang bagus dan rusak dengan pengolahan citra digital berbasis CNN,” *J. Media Infotama*, vol. 21, no. 1, pp. 340–348, 2025.
- [2] D. Indarti, “Pengendalian Kualitas Produksi Lembaran Baja Melalui Klasifikasi Jenis Cacat Permukaan Menggunakan CNN,” *J. Rekayasa Sist. Ind.*, vol. 12, no. 2, pp. 165–172, 2023, doi: 10.26593/jrsi.v12i2.5862.165-172.
- [3] R. L. Gaho, I. T. Ali, and E. Prakasa, “Klasifikasi Kualitas Permukaan Jalan Raya Menggunakan Metode Cnn Berbasis Arsitektur Xception,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 354–365, 2024, doi: 10.35314/isi.v9i1.4213.
- [4] N. B. Pamungkas and A. Suhendar, “Penerapan Metode Convolutional Neural Network pada Sistem Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel berdasarkan Citra Daun,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 675–684, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i2.27958.
- [5] S. Ashillah, S. Adventino Gulo, Y. Rahmi, and D. Yandra Niska, “Implementasi Algoritma Pengolahan Citra Digital untuk Perbaikan Kualitas Gambar,” *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 8, no. 3, pp. 274–280, 2025, doi: 10.47970/siskom-kb.v8i3.823.
- [6] N. P. Sari, “Analisis Performa Algoritma CNN dalam Klasifikasi Citra Medis Berbasis Deep Learning Analysis Of CNN Algorithm In Deep Learning-Based Medical Image Classification,” *J. Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 87–92, 2024.
- [7] G. A. Pratama, E. Y. Puspaningrum, and H. Maulana, “Convolutional Neural Network Dan Faster Region Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Arabika,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 2776–2785, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4887.
- [8] S. R. D. Amiril, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Penyakit Padi Melalui Citra Daun,” *Dspace.Uii.Ac.Id*, p. 23, 2020, [Online]. Available: [https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/30189%0Ahttps://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/30189/16611043 Siti Rahmah Danur Amiril.pdf?sequence=1](https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/30189%0Ahttps://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/30189/16611043%0ASiti%20Rahmah%20Danur%20Amiril.pdf?sequence=1)
- [9] D. W. Pratama, M. Ismail, R. Nurraudah, A. P. Rifai, and H. T. Nguyen, “Classification of Metal Surface Defects Using Convolutional Neural Networks (CNN),” *Green Intell. Syst. Appl.*, vol. 5, no. 1, pp. 93–105, 2025, doi: 10.53623/gisa.v5i1.581.
- [10] F. Huda and M. P. K. Putra, “Klasifikasi Buah Pisang,” vol. 1, no. 3, pp. 100–105, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti/article/view/61/57>
- [11] P. S. Bimbingan, F. Ilmu, P. Dan, P. Sosial, and U. I. Pgri, “PROPOSAL PENELITIAN KUALITATIF ‘ Penerapan Teknologi Informasi dalam kegiatan Guru Bimbingan Konseling di Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) 10 Jakarta Timur ’ Dosen Pengampu : Lusiana Wulansari , S . P . , M . Pd . Disusun oleh : Nuraya Adhyatma,” 2020.
- [12] R. Kusumawardani and P. D. Karningsih, “Deteksi dan Klasifikasi Cacat Kemasan Kaleng Menggunakan Convolutional Neural Network,” *PROZIMA (Productivity, Optim. Manuf. Syst. Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–11, 2020.