

Khelvin Osvaldo Welldhar

JURNAL_221110106_Khelvin Osvaldo Welldhar

 Karya Ilmiah Mahasiswa UMBY

Document Details

Submission ID

trn:oid:::3618:146628389

Submission Date

Jul 27, 2026, 9:39 PM GMT+7

Download Date

Jul 27, 2026, 9:41 PM GMT+7

File Name

JURNAL_221110106_Khelvin Osvaldo Welldhar.docx

File Size

294.3 KB

14 Pages**3,967 Words****26,574 Characters**

19% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

- 11%  Internet sources
 - 11%  Publications
 - 16%  Submitted works (Student Papers)
-

Top Sources

- 11% Internet sources
- 11% Publications
- 16% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	fahruddin.org	3%
2	Publication	Hendra Sutrisno, Nurul Anisa Sri Winarsih. "Klasifikasi Kategori Produk untuk Ma...	<1%
3	Student papers	Universitas Trunojoyo on 2026-07-23	<1%
4	Student papers	East Union High School on 2026-07-02	<1%
5	Internet	www.mdpi.com	<1%
6	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-22	<1%
7	Internet	ejournal.catursakti.ac.id	<1%
8	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-29	<1%
9	Internet	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
10	Internet	jurnal.univrab.ac.id	<1%
11	Student papers	Universitas Khairun on 2026-07-13	<1%

12	Internet	iptek.its.ac.id	<1%
13	Internet	repository.wima.ac.id	<1%
14	Internet	stmikpontianak.ac.id	<1%
15	Publication	Khaidil Aswadi, Supatman Supatman. "SISTEM PENUNJANG KEPUTUSAN PEMILIH...	<1%
16	Student papers	UNIVERSITAS BUDI LUHUR on 2026-07-14	<1%
17	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-04-30	<1%
18	Internet	docplayer.biz.tr	<1%
19	Internet	ejurnal.provisi.ac.id	<1%
20	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-04	<1%
21	Student papers	University of Ulster on 2025-02-01	<1%
22	Publication	Yiming Zhang, Yunpeng Zhang, Hongzhi Liu, Jiakai Hu, Zhenggang An, Qizheng D...	<1%
23	Internet	ejournal.nusamandiri.ac.id	<1%
24	Publication	Dwi Rahma Firmansyah, Endang Lestariningsih. "Analisis Sentimen Ulasan Aplika...	<1%
25	Student papers	Tarumanagara University on 2026-06-21	<1%

26	Student papers	Universitas Brawijaya on 2021-06-11	<1%
27	Internet	journal.uncp.ac.id	<1%
28	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-24	<1%
29	Internet	journal.ubpkarawang.ac.id	<1%
30	Internet	smart.stmikplk.ac.id	<1%
31	Publication	Aang Alim Murtopo, Maulana Aditdya, Pingky Septiana Ananda, Gunawan Gunaw...	<1%
32	Publication	Larisa Oriana, Anisa Dwi Sanggar Wati, Anggi Putri Ramahdani, Natasya Nurul Sa...	<1%
33	Student papers	Surabaya University on 2015-03-28	<1%
34	Student papers	Universitas Amikom on 2021-01-16	<1%
35	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2026-06-04	<1%
36	Internet	ejurnal.seminar-id.com	<1%
37	Internet	pustakagalerimandiri.co.id	<1%
38	Internet	repository.its.ac.id	<1%
39	Student papers	East Union High School on 2026-06-30	<1%

40	Publication	Ilham Ismail, Fauzi Nur Maqi, Nur Hidayah. "PC Component Classification Using C...	<1%
41	Student papers	Tarumanagara University on 2026-06-21	<1%
42	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-10-01	<1%
43	Student papers	Universitas 17 Agustus 1945 Semarang on 2025-02-11	<1%
44	Student papers	Universitas Brawijaya on 2018-07-16	<1%
45	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2026-06-04	<1%
46	Student papers	Universitas Wijaya Kusuma Surabaya on 2026-07-21	<1%
47	Student papers	University of Agriculture on 2026-06-06	<1%
48	Internet	dokumen.pub	<1%
49	Internet	jurnal.ilmubersama.com	<1%
50	Publication	Indah Sartika, Imam Saputra. "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pembatas...	<1%
51	Publication	Bal S. Virdee, Tanweer Ali, Jaume Anguera, Suman Lata Tripathy. "Connecting Int...	<1%
52	Student papers	Tarumanagara University on 2026-06-25	<1%
53	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-06	<1%

CLASSIFICATION OF RICE TYPE IMAGE USING RESNET18

Khelvin Osvaldo Welldhar^{1*}, Supatman²

Program Studi Informatika, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Indonesia.

khelvinosvaldo7@gmail.com^{1*}, supatman@mercubuana-yogya.ac.id²

**Corresponding author*

Received June 30, 2026; Revised July 11, 2026; Accepted July 13, 2026; Published July 31, 2026

ABSTRACT

Rice is the primary staple food and a source of carbohydrates for most people in Indonesia. Various types of rice available on the market have differences in shape, size, color, and texture. However, some rice varieties have similar characteristics, making the identification process through visual observation still quite difficult. This study was aimed at developing a rice classification program using the Convolutional Neural Network (CNN) method with the ResNet18 architecture based on digital images. The dataset used consisted of 3,120 images divided into six classes, namely Gentong, Naga Mas, Raja Merah, Setra Ramos Alfamart, SPHP, and Wong Tani rice. Before the training process, the images underwent preprocessing, including resizing to 256×256 pixels and data normalization. The model was trained using a transfer learning approach with a data split of 80% and 20% for testing. The results showed that the ResNet18 model achieved a training accuracy of 95.81% and a testing accuracy of 84.55%. Evaluation using a confusion matrix showed that the model was able to classify most rice varieties successfully, although several misclassifications were still found among rice varieties with similar shapes and textures. Based on these results, the Convolutional Neural Network (CNN) method with the ResNet18 architecture can be used to support the automatic recognition and classification of rice varieties.

Keywords: Rice classification, Convolutional Neural Network, ResNet18, transfer learning, digital image.

ABSTRAK

Beras merupakan bahan pangan pokok yang menjadi sumber karbohidrat bagi sebagian besar masyarakat Indonesia. Berbagai jenis beras yang beredar di pasaran memiliki perbedaan bentuk, ukuran, warna, dan tekstur. Namun, beberapa jenis beras mempunyai kemiripan karakteristik sehingga proses identifikasi secara visual masih cukup sulit dilakukan. Penelitian ini ditujukan untuk mengembangkan program klasifikasi jenis beras memakai metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet18 berbasis citra digital. Dataset yang dipakai terdiri dari 3.120 citra yang terbagi menjadi enam kelas, yakni beras Gentong, Naga Mas, Raja Merah, Setra Ramos Alfamart, SPHP, dan Wong Tani. Sebelum proses pelatihan, citra melalui tahap preprocessing berupa resize menjadi 256×256 piksel dan normalisasi data. Model dilatih menggunakan pendekatan transfer learning dengan pembagian data sebanyak 80% dan pelatihan 20% untuk pengujian. Hasil penelitian membuktikan bahwa model ResNet18 dapat memperoleh akurasi pelatihan sebanyak 95,81% dan akurasi pengujian sebesar 84,55%. Hasil evaluasi memakai confusion matrix membuktikan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar jenis beras dengan baik, walaupun masih diperoleh beberapa kesalahan klasifikasi pada jenis beras yang memiliki bentuk dan tekstur yang hampir serupa. Berdasarkan hasil tersebut, metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet18 mampu digunakan untuk membantu proses pengenalan dan pengelompokan jenis beras secara otomatis.

Kata kunci: Klasifikasi beras, Convolutional Neural Network, ResNet18, transfer learning, citra digital.

PENDAHULUAN

Beras ialah salah satu bahan pangan pokok yang mempunyai peran penting dalam kehidupan masyarakat Indonesia. Tingginya tingkat konsumsi beras menjadikan komoditas ini sebagai sumber utama karbohidrat untuk sebagian besar masyarakat Indonesia serta berperan penting dalam menjaga ketahanan pangan nasional. Berdasarkan Ariska dan Qurniawan, konsumsi beras di Indonesia menembus hingga 120 kg per kapita per tahun, lebih banyak dibanding angka konsumsi beras *global* yang berada pada kisaran 60 kg per kapita per tahun (Ariska & Qurniawan, 2021).

Tingginya tingkat konsumsi beras menyebabkan berbagai jenis dan merek beras beredar luas di pasaran. Setiap jenis beras memiliki karakteristik yang berbeda, seperti bentuk, ukuran, tekstur, dan warna. Namun, beberapa jenis beras memiliki kemiripan bentuk bulir dan warna sehingga proses membedakan jenis beras secara langsung masih cukup sulit dan berpotensi menimbulkan human error. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa dibutuhkan suatu metode bisa membantu proses identifikasi dan klasifikasi jenis beras secara otomatis memakai pengolahan citra digital dan metode deep learning (Fauzi et al., 2026). Kondisi tersebut dapat menimbulkan kesalahan dalam proses identifikasi jenis beras dan berpotensi memengaruhi keputusan pelanggan menyeleksi produk yang sesuai dengan kebutuhan mereka (Gunawan & Al-Rivan., 2023). Maka dari itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dan arsitektur ResNet18 buat klasifikasi jenis beras berdasarkan citra digital. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan arsitektur MobileNetV2, penelitian ini menerapkan ResNet18 yang memanfaatkan transfer learning sehingga model telah mempunyai kemampuan dasar yaitu mengekstraksi fitur citra sebelum proses pelatihan. Pendekatan tersebut diharapkan mampu membantu proses klasifikasi enam jenis beras secara otomatis dengan hasil yang lebih baik (Sandyka Mahendra & Putra Ramadhan, 2026).

Kebanyakan, proses identifikasi jenis beras masih dikerjakan dengan manual memakai penglihatan visual. Cara itu cukup sederhana, tetapi memiliki beberapa keterbatasan, seperti tingkat subjektivitas yang tinggi, ketidakkonsistenan hasil pengamatan, serta membutuhkan pengalaman tertentu untuk membedakan setiap jenis beras. Seiring berkembangnya teknologi, berbagai metode berbasis komputer mulai dikembangkan untuk membantu proses identifikasi objek secara otomatis, termasuk pada bidang pertanian dan pangan. Beberapa teknologi yang banyak digunakan adalah pengolahan citra digital yang dipadukan dengan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) (Muzhaffar & Suharjo, 2025).

Perkembangan Artificial Intelligence khususnya pada bidang Deep Learning telah memberikan banyak kemajuan bagi tugas klasifikasi citra. Deep Learning ialah Sebagian dari cabang Machine Learning memakai jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) dan banyaknya lapisan yang dipelajari pola dari data secara otomatis. Metode ini bisa melaksanakan ekstraksi fitur mandiri tanpa memakai proses ekstraksi fitur dengan manual

25 sehingga banyak dipakai pada penelitian klasifikasi citra dan pengenalan objek Lasniari et al. (2022). Di antara metode yang paling banyak digunakan ialah **Convolutional Neural Network (CNN)**. CNN punya kemampuan untuk mengekstraksi fitur secara otomatis dari sebuah citra sehingga mampu memahami pola dan karakteristik objek nilai akurasi yang tinggi. Keunggulan tersebut membuat CNN banyak juga diterapkan pada beberapa penelitian klasifikasi citra, termasuk identifikasi dan klasifikasi jenis beras (Abdiansyah et al., 2024; Zainal Altim et al., 2022).

37 Penelitian mengenai klasifikasi beras menggunakan CNN telah banyak yang melakukan dan menunjukkan hasil yang cukup baik. Gunawan dan Al-Rivan menerapkan arsitektur Residual Network (ResNet) dengan optimizer SGD untuk mengklasifikasikan jenis beras putih dan memperoleh akurasi sebesar 97,93% (Gunawan & Al-Rivan, (2023). resnet sendiri Adalah bagian dari transfer learning, yang dimana Transfer learning dapat mempersingkat proses pelatihan dan peningkatan akurasi model terutama ketika jumlah data pelatihan terbatas (Gunawan & Al-Rivan, (2023). Penelitian lain yang dilakukan oleh Muzhaffar dan Suharjo menggunakan arsitektur **ResNet-50** untuk membedakan beras organik dan anorganik melalui citra mikroskopik. Hasil penelitian tersebut menampilkan arsitektur ResNet bisa memberi performa yang baik bagi proses klasifikasi citra beras yang punya karakteristik visual yang mirip (Muzhaffar & Suharjo, 2025).

Selain penggunaan arsitektur ResNet, beberapa penelitian juga mengimplementasikan CNN dengan pendekatan yang berbeda. Mahendra dan Ramadhan berhasil menerapkan CNN untuk klasifikasi kualitas beras berbasis citra digital dan menunjukkan bahwa metode tersebut mampu membantu proses identifikasi kualitas beras secara otomatis (Yusuf et al., 2024). Abdiansyah, Baharuddin, dan Said menggunakan arsitektur MobileNet untuk klasifikasi jenis beras dan memperoleh hasil yang baik melalui penerapan teknik augmentasi data serta proses pelatihan yang terstruktur (Abdiansyah et al., 2024). Sementara itu, penelitian yang dilaksanakan oleh Altim dkk. memperlihatkan bahwa CNN mampu mengenal karakteristik visual berbagai jenis beras dengan baik sehingga dapat dipakai sebagai solusi klasifikasi berbasis citra digital (Zainal Altim et al., 2022).

Penelitian lain yang dilaksanakan oleh Ardiansyah dan Sela menggunakan CNN untuk klasifikasi jenis beras berdasarkan citra digital. Dengan memanfaatkan teknik augmentasi data, jumlah dataset berhasil ditingkatkan dan menghasilkan akurasi pengujian tertinggi sebesar 98,06% (Sela & Ardiansyah, 2023). Selain itu, Yusuf dkk. mengembangkan sistem klasifikasi kualitas beras berbasis CNN pada perangkat Android yang memperlihatkan bahwa teknologi Deep Learning punya potensi besar untuk diterapkan pada sistem identifikasi beras secara praktis dan mudah digunakan oleh masyarakat (Yusuf et al., 2024).

Walaupun berbagai penelitian terdahulu telah memperlihatkan hasil yang bagus, pengembangan model klasifikasi jenis beras masih terus diperlukan untuk memperoleh performa lebih baik. Beberapa arsitektur CNN yang banyak dipakai pada bermacam tugas klasifikasi citra yaitu Residual Network (ResNet). Arsitektur ini memiliki keunggulan berupa skip connection atau residual connection yang membuka peluang proses pelatihan

jaringan tanpa mengalami masalah vanishing gradient. Selain itu, ResNet juga membantu penerapan transfer learning maka model dapat memanfaatkan nilai hasil pelatihan sebelumnya untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi pada dataset yang relatif lebih kecil (Gunawan & Al-Rivan, 2023; Muzhaffar & Suharjo, 2025).

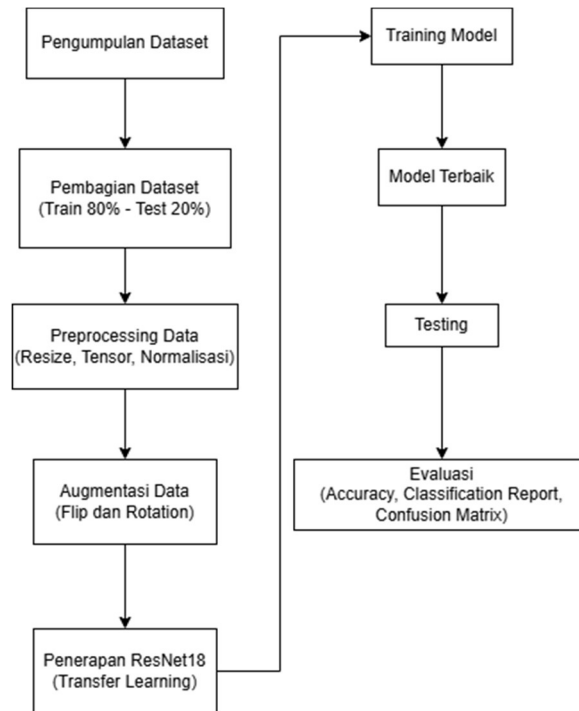
Berdasarkan penelitian terdahulu, CNN dan ResNet telah digunakan bagi klasifikasi citra beras. Tetapi, sebagian penelitian masih berfokus pada klasifikasi kualitas beras atau menggunakan dataset yang berbeda dengan kondisi beras di Indonesia. Oleh sebab itu, hasil ini mengaplikasikan metode Convolutional Neural Network (CNN) memakai arsitektur ResNet18 berbasis transfer learning untuk mengklasifikasikan enam jenis beras yang umum dijumpai di pasaran Indonesia berdasarkan citra hasil pengambilan secara langsung. ResNet18 dipilih karena menerapkan residual connection (skip connection) yang dapat mengatasi masalah vanishing gradient sehingga proses pelatihan menjadi stabil. Penelitian ini memiliki tujuan mengetahui kemampuan model ResNet18 melewati pengukuran accuracy, precision, recall, dan F1-score (Setiawan, 2021).

Penelitian ini memakai data 3.120 citra beras yang diperoleh dari pasar dan warung. Data lalu dipecah menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan perbandingan 80:20. Sebelum tindakan pelatihan dilakukan, citra melewati tahap preprocessing yang mencakup resize, normalisasi, dan data augmentation. Selanjutnya model ResNet18 dilatih memakai pendekatan transfer learning dan dievaluasi memakai metrik akurasi, classification report, dan confusion matrix dapat memahami kesanggupan model mengklasifikasikan beberapa jenis beras.

Hasil penelitian ini diinginkan dapat berkontribusi pada pengembangan teknologi klasifikasi citra digital, khususnya pada proses identifikasi jenis beras menggunakan metode deep learning. Pengolahan citra digital memungkinkan informasi pada citra dimanfaatkan untuk proses klasifikasi secara otomatis, sehingga Penelitian ini diinginkan bisa menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya pada objek dan bidang yang berbeda (Syarifah et al., 2022). Sementara itu, penelitian ini juga didambakan bisa menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dibidang pengolahan citra digital dan pelaksanaan Deep Learning pada sektor pangan dan pertanian.

METODE PENELITIAN

Merujuk Gambar 1 dimulai dari pengumpulan dataset, pembagian data, preprocessing, penerapan model ResNet18, proses pelatihan (training), pengujian (testing), hingga evaluasi model memakai accuracy, classification report, dan confusion matrix.



Gambar 1. Blok Diagram

Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini, data yang dipakai berupa citra enam jenis beras, yaitu beras Gentong, beras Naga Mas, beras Raja Merah, beras Setra Ramos (Alfamart), beras SPHP, dan beras Wong Tani. Sampel beras dipilih karena merupakan jenis beras yang mudah dijumpai dan banyak beredar di pasaran. Seluruh sampel diperoleh dari toko dan agen beras di sekitar lokasi penelitian, kemudian setiap jenis beras difoto secara langsung menggunakan kamera dalam kondisi pencahayaan dan latar belakang yang sama agar kualitas citra tetap seragam. Pengambilan data dilakukan untuk memperoleh sampel yang mewakili jenis beras yang umum dijumpai oleh masyarakat.

Pada tabel 1 hasil pengambilan citra menghasilkan 520 citra untuk setiap jenis beras, sehingga dataset yang dipakai sebanyak 3.120 citra. Seluruh citra lalu dikelompokkan berdasarkan jenis beras dan diperiksa kembali untuk memastikan setiap gambar sesuai dengan kelasnya sebelum dipakai proses pelatihan dan pengujian model. Model ResNet18 dipilih karena mempunyai jumlah parameter yang sedikit dari pada beberapa arsitektur CNN lainnya, sehingga jumlah parameter yang diproses menjadi lebih sedikit dengan tetap memberikan hasil klasifikasi yang baik.

Tabel 1. Dataset

No	Jenis beras	Jumlah citra
1	Beras gentong	520
2	Beras Naga mas	520
3	Beras Raja merah	520
4	Beras Setra ramos (alfamart)	520
5	Beras Sphp	520

6	Beras Wong tani	520
Total		3120

Setelah proses mengumpulkan data selesai, data kemudia dibagi dua data pelatihan (training) dan data pengujian (testing). Pemisahan data dilakukan dengan rasio 80:20. Pada setiap kelas, sebanyak 410 citra dipakai data pelatihan dan 110 citra dipakai data pengujian.

Pada tabel 2 data pelatihan dipakai membantu model bisa memahami pola dan karakteristik dari jenis-jenis beras, sedangkan data pengujian dipakai mengevaluasi kemampuan model mengklasifikasikan citra yang belum dipelajari sebelumnya. Pemisahan tersebut, total data pelatihan yang digunakan sebanyak 2.460 citra dan total data pengujian sebanyak 660 citra.

Tabel 2. Pembagian Dataset

Jenis beras	Data Training	Data Testing	Total
Beras gentong	410	110	520
Beras Naga mas	410	110	520
Beras Raja merah	410	110	520
Beras Setra ramos (alfamart)	410	110	520
Beras Sphp	410	110	520
Beras Wong tani	410	110	520
Total	2460	660	520

Preprocessing dan Augmentasi Data

Sebelum melakukan proses pelatihan, citra terlebih dahulu melewati tahap preprocessing. Tahap ini bertujuan menyeragamkan data agar dapat diproses dengan baik oleh model CNN. Proses preprocessing yang dilakukan mencakup perubahan ukuran citra (resize) menjadi 256×256 piksel, konversi citra ke bentuk tensor, dan normalisasi memakai parameter ImageNet (Ariska & Qurniawan, 2021).

Selain preprocessing, dilakukan juga proses augmentasi data latih menggunakan teknik Random Horizontal Flip dan Random Rotation sebesar 10°. Augmentasi data bertujuan untuk menambah variasi citra pelatihan hingga model bisa mengenali objek dari berbagai kondisi dan mempunyai kemampuan generalisasi yang lebih baik (Simangunsong et al., 2025).

Hasil dari tahap preprocessing dan augmentasi kemudian dipakai sebagai masukan (input) model ResNet18 untuk proses pelatihan dan klasifikasi jenis beras.

Penerapan Model ResNet18

Metode ini dipakai dalam penelitian yaitu Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet18. CNN metode Deep Learning yang dirancang mengekstraksi fitur dari citra secara otomatis hingga bisa mengenali pola dan karakteristik objek dengan baik Islah et al. (2025). Arsitektur CNN terdapat lapisan-lapisan utama, yaitu Convolution Layer, Activation Layer, Pooling Layer, dan Fully Connected Layer yang bekerja dengan cara mengurutkan untuk menghasilkan prediksi kelas (Simangunsong et al., 2025).

Pada penelitian ini digunakan model ResNet18 pre-trained yang sudah dilatih menggunakan dataset ImageNet. Selanjutnya, lapisan fully connected pada model dimodifikasi biar sesuai jumlah kelas yang digunakan, yaitu enam kelas jenis beras. Pemakaian model *pre-trained* membantu mempercepat proses pelatihan karena model telah memiliki kemampuan dasar dalam mengekstraksi fitur citra (Setiawan, 2021).

Pelatihan dan Pengujian Model

Proses pelatihan model memakai optimizer Adam dengan learning rate sebanyak 0,001 dan fungsi kerugian (loss function) berupa Cross Entropy Loss. Pelatihan dilakukan selama 10 epoch dengan batch size 16.

Setelah proses pelatihan selesai, pada tabel 3 model terbaik dipakai untuk melakukan pengujian terhadap data testing. Hasil prediksi lalu dibanding dengan label sebenarnya untuk mengerti kesanggupan model dalam mengklasifikasikan jenis beras (Islah et al., 2025).

Tabel 3. Parameter Pelatihan

Parameter	Nilai
Arsitektur	Resnet-18
Epoch	10
Batch size	16
Learning rate	0,001
Optimizer	Adam
Loss function	Cross entropy loss
Ukuran citra	256 x 256

Evaluasi Model

Evaluasi model mengerti tingkat performa model ResNet18 untuk mengklasifikasikan jenis beras. Hasil ini dipakai beberapa metrik evaluasi, ialah Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, dan Confusion Matrix.

Accuracy

Accuracy dipakai menghitung tingkat ketepatan model melakukan klasifikasi terhadap seluruh data pengujian.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

Substitusi rumus:

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Jumlah seluruh data}} \times 100\%$$

Keterangan:

TP (True Positive) memperlihatkan data yang diperkirakan dengan baik, TN (True Negative) menunjukkan data yang dikenali dengan baik sebagai bukan anggota suatu kelas, FP (False Positive) memperlihatkan perkiraan salah pada suatu kelas, sedangkan FN (False Negative) menunjukkan data seharusnya masuk ke suatu kelas tapi diprediksi ke kelas lain.

Precision

Precision dipakai menghitung tingkat ketepatan prediksi model pada suatu kelas.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Substitusi rumus:

$$Precision = \frac{\text{Data yang diprediksi benar}}{\text{Seluruh data yang diprediksi positif}}$$

Keterangan:

TP (True Positive) ialah data yang diperkirakan dengan baik, sedangkan FP (False Positive) adalah data yang diperkirakan sebagai suatu kelas tapi sebenarnya berasal dari kelas lain. Semakin naik nilai precision, semakin baik ketepatan perkiraan yang dihasilkan oleh model.

Recall

Recall dipakai menghitung kemampuan model mengenali data-data yang termasuk ke dalam suatu kelas.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Substitusi rumus:

$$Recall = \frac{\text{Data yang diprediksi benar}}{\text{Seluruh data aktual positif}}$$

Keterangan:

TP (True Positive) yaitu data yang diperkirakan dengan baik, sedangkan FN (False Negative) yaitu data yang seharusnya berada pada suatu kelas tapi diperkirakan sebagai kelas lain. Semakin tinggi nilai recall, semakin bagus kemampuan model mengenali data pada kelas sebenarnya.

F1-Score

F1-Score ialah kombinasi diantara nilai Precision dan Recall yang dipakai mengukur keseimbangan performa model.

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Substitusi rumus:

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1-Score = \frac{2(Precision \times Recall)}{Precision + Recall}$$

Keterangan:

Precision memperlihatkan ketepatan perkiraan model, lalu recall menunjukkan kemampuan model mengenali data. F1-Score dipakai perhitungan seimbang antara kedua metrik tersebut.

Confusion Matrix

Confusion Matrix pada tabel 4 dipakai mengevaluasi hasil klasifikasi yang membandingkan label aktual dan label perkiraan yang dihasilkan model.

Tabel 4. Struktur Confusion Matrix

Aktual / Prediksi	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Keterangan:

TP menunjukkan perkiraan baik pada suatu kelas, TN menunjukkan perkiraan benar di luar kelas tersebut, FP menunjukkan perkiraan salah masuk ke suatu kelas, sedangkan FN menunjukkan data seharusnya masuk ke suatu kelas tetapi diperkirakan ke kelas lain.

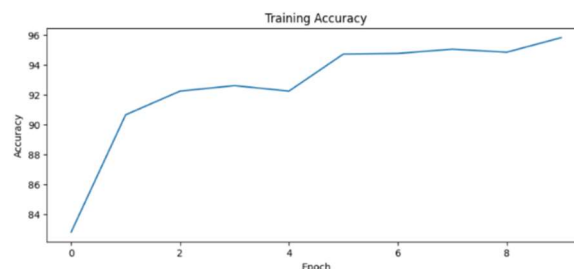
Confusion Matrix dipakai buat mengetahui pola kesalahan klasifikasi serta mengkaji performa model bagi setiap kelas yang diuji.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Hasil Pelatihan Model

Merujuk pada Gambar 2 penelitian ini, proses pelatihan dijalankan menggunakan arsitektur ResNet18 dengan jumlah epoch sebanyak 10, batch size 16, dan learning rate sebesar 0,001. Pelatihan dilakukan terhadap 2.460 data latih yang terdiri dari enam kelas jenis beras.



Gambar 2. Grafik Akurasi Pelatihan

Berdasarkan Gambar 3, nilai akurasi pelatihan mengalami peningkatan pada setiap epoch. Pada epoch pertama, model mendapatkan akurasi sekitar 82,8%, kemudian terus

naik mencapai akurasi terbagus sebesar 95,81% pada epoch ke-10. Peningkatan tersebut memperlihatkan bahwa model ResNet18 dapat belajar karakteristik citra dari masing-masing jenis beras dengan bagus selama proses pelatihan.

Training selesai!
Akurasi terbaik: 95.81%

Gambar 3. Hasil Akurasi Pelatihan Terbaik

Hasil pelatihan memperlihatkan bahwa model berhasil mendapatkan akurasi yang tinggi pada data latih. Nilai akurasi tersebut memperlihatkan bahwa model dapat mengetahui pola dan fitur visual dari setiap jenis beras yang digunakan dalam penelitian.

Hasil Pengujian Model

Setelah pelatihan selesai, model terbaik dipakai melakukan pengujian menggunakan 660 data testing pada gambar 4.

===== HASIL TESTING =====
Total Data : 660
Prediksi Benar : 558
Accuracy Testing : 84.55%

Gambar 4. Hasil Akurasi Testing

Pada gambar 5 berdasarkan hasil pengujian, model mendapatkan akurasi sebesar 84,55% dengan jumlah prediksi benar sebanyak 558 citra dari total 660 citra. Hasil tersebut memperlihatkan model dapat melaksanakan klasifikasi jenis beras dengan tingkat ketepatan yang cukup bagus pada data yang belum dipakai saat proses pelatihan.

===== CLASSIFICATION REPORT =====				
	precision	recall	f1-score	support
beras gentong	1.00	0.81	0.89	110
beras naga mas	0.97	0.91	0.94	110
beras raja merah	0.76	0.74	0.75	110
beras setra ramos (alfamart)	0.68	0.97	0.80	110
beras sphp	1.00	0.91	0.95	110
beras wong tani	0.77	0.74	0.75	110
accuracy			0.85	660
macro avg	0.86	0.85	0.85	660
weighted avg	0.86	0.85	0.85	660

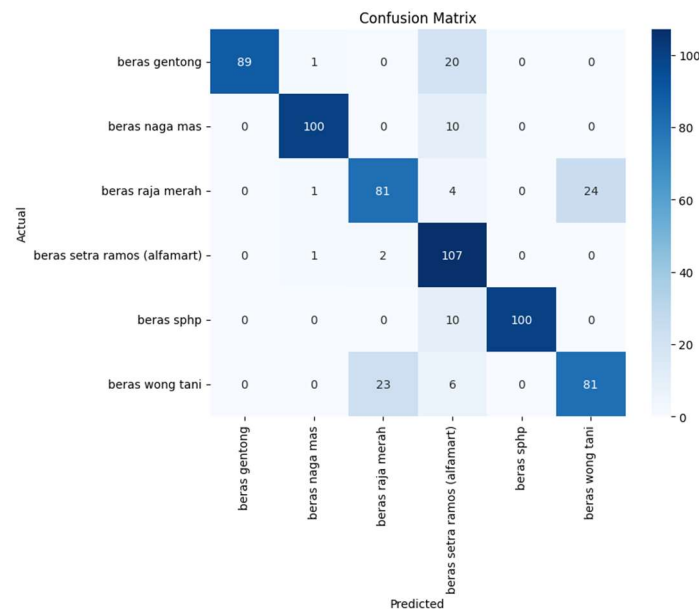
Gambar 5. Classification Report

Hasil classification report, memperoleh nilai precision, recall, dan f1-score yang dimana masing-masing kelasnya seperti diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Classification Report

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Beras Gentong	1.00	0.81	0.89
Beras Naga Mas	0.97	0.91	0.94
Beras Raja Merah	0.76	0.74	0.75
Beras Setra Ramos (Alfamart)	0.68	0.97	0.80
Beras SPHP	1.00	0.91	0.95
Beras Wong Tani	0.77	0.74	0.75

Pada gambar 6 secara umum, model mendapat nilai *accuracy* sebesar 0,85, *macro average* sebesar 0,85, dan *weighted average* sebesar 0,85. Nilai tersebut memperlihatkan model dapat mengklasifikasikan enam jenis beras dengan tingkat ketepatan yang baik serta memiliki hasil yang hampir merata pada setiap kelas. Namun, ada terdapat kesalahan pada klasifikasi akibat kemiripan bentuk dan warna antarjenis beras sehingga nilai evaluasi pada beberapa kelas lebih rendah dibandingkan kelas lainnya.



Gambar 6. Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar data terklasifikasi dengan baik yang diperlihatkan pada nilai pada diagonal utama. Kelas beras setra ramos (alfamart) mempunyai jumlah prediksi benar tertinggi yaitu 107 data dari 110 data. Selain itu, kelas beras naga mas dan beras SPHP juga memperlihatkan performa yang sangat baik dengan masing-masing 100 prediksi betul.

Kesalahan klasifikasi masih ditemui di beberapa kelas akibat kemiripan bentuk dan warna antarjenis beras. Kelas beras Gentong sebanyak 20 data diprediksi sebagai beras Setra Ramos (Alfamart). Selain itu, sebanyak 24 data beras Raja Merah diprediksi sebagai beras Wong Tani, sedangkan 23 data beras Wong Tani diprediksi sebagai beras Raja Merah. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa ketiga jenis beras tersebut memiliki ciri yang hampir sama sehingga memengaruhi hasil klasifikasi model.

Pembahasan

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur ResNet18 mendapatkan akurasi pelatihan sebesar 95,81% dan akurasi pengujian sebesar 84,55%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ResNet18 dapat dipakai untuk mengklasifikasikan enam jenis beras berdasarkan citra digital. Hasil ini senada dengan penelitian Dani Achmad et al. (2026) yang juga memperlihatkan bahwa arsitektur ResNet18 dapat memberikan hasil yang bagus pada tugas klasifikasi citra.

Berdasarkan classification report dan confusion matrix, kelas beras Naga Mas dan beras SPHP menjadi kelas dengan hasil klasifikasi terbaik, yang diperlihatkan nilai precision, recall, dan F1-score yang baik. Hasil penelitian ini senada dengan penelitian Abdiansyah et al. (2024) yang memperlihatkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) bisa dipakai pada klasifikasi jenis beras. Sebaliknya, kelas beras Raja Merah dan beras Wong Tani masih sering mengalami kesalahan klasifikasi. Perbedaan tersebut diduga dipengaruhi oleh jumlah dataset, arsitektur model, serta kemiripan bentuk, warna, dan tekstur butiran beras sehingga kedua kelas lebih sulit dibedakan.

Secara keseluruhan, hasil penelitian memperlihatkan bahwa penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) memakai arsitektur ResNet18 memperoleh akurasi pengujian sebesar 84,55%. Hasil ini senada dengan penelitian Abdiansyah et al. (2024) yang memperlihatkan bahwa metode CNN dapat diterapkan untuk klasifikasi jenis beras memakai arsitektur MobileNet, meskipun penelitian tersebut menggunakan tiga jenis beras dan dataset yang lebih sedikit. Penelitian ini, kebaruan terletak pada penggunaan arsitektur ResNet18 untuk mengklasifikasikan enam jenis beras yang umum dijumpai di pasaran Indonesia dengan dataset hasil pengambilan citra secara langsung. Hasil ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam pengembangan teknologi klasifikasi citra digital untuk identifikasi jenis beras maupun objek pangan lainnya (Abdiansyah et al., 2024).

KESIMPULAN

Hasil penelitian ini berhasil mempraktikkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) memakai arsitektur ResNet18 untuk mengklasifikasikan enam jenis beras, yaitu beras gentong, beras naga mas, beras raja merah, beras setra ramos (Alfamart), beras SPHP, dan beras wong tani berdasarkan citra digital. Model yang dibangun mampu memperoleh akurasi pelatihan sebesar 95,81% dan akurasi pengujian sebesar 84,55%, yang memperlihatkan bahwa ResNet18 mempunyai kemampuan yang cukup bagus dalam mengenal karakteristik visual setiap jenis beras. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kelas beras naga mas dan beras SPHP mempunyai performa klasifikasi yang lebih bagus dibandingkan kelas lainnya, sedangkan kelas beras raja merah dan beras wong tani masih mendapati beberapa kesalahan prediksi akibat kemiripan bentuk, warna, dan tekstur butiran beras. Secara keseluruhan, metode yang digunakan terbukti mampu mendukung proses identifikasi jenis beras secara otomatis. Untuk pengembangan selanjutnya, jumlah dan variasi dataset dapat ditingkatkan agar model bisa mempelajari

karakteristik beras dengan lebih baik, serta dilakukan perbandingan arsitektur *deep learning* lain seperti ResNet50, DenseNet, EfficientNet, atau MobileNet guna mendapat performa klasifikasi yang lebih baik.

REFERENSI

- Abdiansyah, Baharuddin, & Sulkifly Said, M. (2024). Klasifikasi Jenis Beras Menggunakan Metode Convolutional Neural Network pada Arsitektur MobileNet. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, 9(2), 299–305. <https://doi.org/10.51876/simtek.v9i2.1334>
- Ariska, F. M., & Qurniawan, B. (2021). Perkembangan Impor Beras di Indonesia. *Journal of Agriculture and Animal Science*, 1(1), 27–34. <https://doi.org/10.47637/agrimals.v1i1.342>
- Dani Achmad, A., Arysespajayadi, Tandungan, S., Takdir Muslihi, M., & Triska Muliana, A. (2026). Perbandingan Arsitektur CNN untuk Klasifikasi Penyakit Pada Buah Mangga Studi Kasus: MobileNetV3, EfficientNetB3, dan ResNet-18. *JTE UNIBA*, 10(2), 797–805. <https://doi.org/10.36277/jteuniba.v10i2.1328>
- Fauzi, I. H., Sulaeman, M. S., Apandi, T. H., & Fauzi, W. M. (2026). Klasifikasi Jenis Beras Menggunakan Deep Learning Berbasis Computer Vision dengan Platform Roboflow. *JSIA*, 4(1), 1–12. <https://doi.org/10.52958/jsia.v4i1.13175>
- Gunawan, B., & Al-Rivan, M. E. (2023). Klasifikasi Jenis Beras Putih Menggunakan CNN Residual Network Optimizer SGD. *MDP Student Conference (MSC) 2023*, 2(1), 128–132. <https://doi.org/10.35957/mdp-sc.v2i1.4305>
- Islah, M., Suswanto, F. I., Dhafa, M., Mindara, G. P., & Giri, E. P. (2025). Klasifikasi Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Menggunakan ResNet18 Berbasis Citra RGB. *Journal of Informatics and Communications Technology*, 7(2), 136–145. <https://doi.org/10.52661/jict.v7i2.478>
- Lasniari, S., Jasril, Sanjaya, S., Yanto, F., & Affandes, M. (2022). Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 3(4), 450–457. <https://doi.org/10.30865/json.v3i4.4167>
- Muzhaffar, R., & Suharjo, I. (2025). Penerapan CNN Berbasis Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Mikroskopik Beras Organik dan Anorganik. *Jurnal Pustaka Data (Pusat Akses Kajian Database, Analisa Teknologi, Dan Arsitektur Komputer)*, 5(2), 351–358. <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakadata.v5i2.1117>
- Sandyka Mahendra, O., & Putra Ramadhan, A. (2026). Klasifikasi Kualitas Beras Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Citra Digital. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains*, 5(1), 650–655. <https://doi.org/10.29407/tb2rb846>
- Sela, E. I., & Ardiansyah, R. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Jenis Beras Berdasarkan Citra Digital. *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, 12(6), 4172–4182. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i6.3520>

- Setiawan, W. (2021). Klasifikasi Citra Histopatologi Kanker Payudara menggunakan Data Resampling Random dan Residual Network. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 11(1), 70–77. <https://doi.org/10.21456/vol11iss1pp70-77>
- Simangunsong, J., Simanjuntak, N. D., & Matondang, A. A. (2025). Penerapan Transfer Learning untuk Klasifikasi Citra Bunga Berbasis Convolutional Neural Network. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(1), 1062–1067. <https://doi.org/10.33395/jmp.v14i1.14980>
- Syarifah, A., Riadi, A. A., & Susanto, A. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan*, 7(2), 27–35. <https://doi.org/https://doi.org/10.37438/jimp.v7i1.417>
- Yusuf, M., Ruimassa, R., Tawainella, A. I., & Maharani, D. A. (2024). Klasifikasi Kualitas Beras Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Android. *Jurnal Komputer dan Informatika*, 12(2), 186–192. <https://doi.org/10.35508/jicon.v12i2.18004>
- Zainal Altim, M., Salmiah, F., Kasman, Yudhistira, A., & Amalia Syamsul, R. (2022). Pengklasifikasi Beras Menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network). *Jurnal Instek*, 7(1), 151–155. <https://doi.org/10.24252/instek.v7i1.28922>