

# Analisis Ciri Visual Beras Menggunakan Arsitektur Deep Learning MobileNetV2

<sup>1\*</sup>**Bayu Wijayanto, <sup>2</sup>Danar Putra Pamungkas, <sup>3</sup>Patmi Kasih**

<sup>1-3</sup> Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

<sup>1</sup> [bayuwijayanto532@gmail.com](mailto:bayuwijayanto532@gmail.com), <sup>2</sup> [danar@unpkediri.ac.id](mailto:danar@unpkediri.ac.id), <sup>3</sup> [fatkasih@gmail.com](mailto:fatkasih@gmail.com)

*Penulis Korespondens : Bayu Wijayanto*

**Abstrak**— Beras merupakan makanan pokok utama bagi sebagian besar masyarakat Indonesia. Kualitas beras, termasuk usia penyimpanannya, memengaruhi nilai gizi dan preferensi konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan usia penyimpanan beras yaitu beras baru, sedang, dan lama berdasarkan citra visual butiran beras menggunakan metode deep learning dengan arsitektur MobileNetV2. Proses penelitian mengikuti pendekatan Waterfall yang meliputi tahapan pengumpulan sampel, pengambilan gambar, preprocessing, ekstraksi fitur, pelatihan model, dan evaluasi. Dataset terdiri dari 2.500 citra beras yang telah melalui proses deteksi tepi dan normalisasi untuk meningkatkan kualitas input model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan usia beras dengan tingkat akurasi tinggi, mencapai hingga 99%. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan teknologi deep learning berbasis citra visual dapat menjadi solusi praktis dan efisien untuk membantu proses identifikasi kualitas beras secara otomatis.

**Kata Kunci**— beras, klasifikasi beras, deep learning, MobileNetV2, pengolahan citra

*Abstract*— Rice is the main staple food for most Indonesians. The quality of rice, including its storage age, affects its nutritional value and consumer preferences. This study aims to classify the storage age of rice—namely new, medium, and old rice—based on visual images of rice grains using the deep learning method with the MobileNetV2 architecture. The research process follows the Waterfall approach which includes the stages of sample collection, image capture, preprocessing, feature extraction, model training, and evaluation. The dataset consists of 2,500 rice images that have gone through edge detection and normalization processes to improve the quality of model input. The test results show that the model is able to classify the age of rice with a high level of accuracy, reaching up to 99%. These findings indicate that the application of visual image-based deep learning technology can be a practical and efficient solution to assist the automatic rice quality identification process.

**Keywords**— rice, rice classification, deep learning, MobileNetV2, image processing

This is an open access article under the CC BY-SA License.



## I. PENDAHULUAN

Beras merupakan makanan pokok utama bagi sebagian besar masyarakat Indonesia. Di Indonesia sendiri terdapat beberapa jenis beras, antara lain beras putih, beras merah, dan beras hitam [1]. Kualitas beras sangat memengaruhi cita rasa, aroma, dan tekstur nasi yang dihasilkan.

Namun, banyak orang belum menyadari bahwa usia penyimpanan beras—apakah masih baru, sedang, atau sudah lama—juga berperan penting dalam menentukan kualitas hasil masakan.

Permasalahan yang sering terjadi adalah kesulitan membedakan jenis beras berdasarkan usia simpannya, yang berdampak pada kualitas nasi dan potensi pemborosan. Sebagai solusinya, penting untuk memberikan pemahaman tentang ciri fisik dan karakteristik masing-masing jenis beras. Penelitian lain mengidentifikasi kualitas beras menggunakan citra digital dengan algoritma ID3 berhasil mencapai akurasi sebesar 96,67%[2]. Sementara itu, penelitian mengenai deteksi dan pengenalan jenis beras dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 76%, dengan tingkat ketepatan deteksi tertinggi mencapai 88%[3].

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sebuah model yang mampu mengidentifikasi perbedaan antara beras baru, sedang, dan lama dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang diimplementasikan melalui arsitektur MobileNetV2. Model ini dirancang untuk membantu proses klasifikasi beras berdasarkan usia simpannya, sehingga memudahkan konsumen dalam mengenali usia beras secara lebih praktis dan akurat.

## II. METODE

Penelitian ini menggunakan metode Waterfall sebagai pendekatan sistematis dalam pelaksanaan setiap tahapan. Metode Waterfall dipilih karena memberikan alur kerja yang terstruktur dan terurut[4], sehingga memudahkan dalam perencanaan, pelaksanaan, hingga evaluasi penelitian. Model ini membagi proses pengembangan menjadi beberapa tahap yang saling berurutan dan tidak dapat dilompati, dimulai dari Pengumpulan Sampel, Pengambilan Gambar, Preprocessing Gambar, Ekstraksi Fitur, Klasifikasi ,dan Evaluasi.

### 2.1 Pengumpulan Sampel

Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan sampel beras yang bertempat di Desa Sanan, Kecamatan Pace, Kabupaten Nganjuk. Sampel dikelompokkan ke dalam tiga kategori utama berdasarkan usia penyimpanan, yaitu beras baru, beras sedang, dan beras lama.



Gambar 1 Varietas Dan Usia Beras

Pada gambar 1 merupakan gambar per butir dari data varietas dan usia jenis beras yang digunakan dalam penelitian ini. Jenis beras yang digunakan untuk kategori beras baru terdiri dari varietas 32, 42, dan Mberamo, sedangkan untuk kategori beras sedang dan beras lama hanya menggunakan varietas beras 32. Beras baru merupakan beras yang baru dipanen dan belum melewati masa penyimpanan lebih dari satu bulan. Beras sedang merupakan beras yang telah disimpan selama kurang lebih 3 hingga 6 bulan, sedangkan beras lama disimpan lebih dari 6 bulan.

## 2.2 Pengambilan Gambar

Setelah sampel dikumpulkan, dilakukan proses pengambilan gambar menggunakan kamera dengan mode *Pro*. Gambar diambil dalam kondisi pencahayaan yang seragam serta menggunakan latar belakang polos berwarna hitam untuk menghindari gangguan visual dan memperjelas objek beras. Posisi pengambilan gambar diatur sedemikian rupa agar fitur utama seperti warna, bentuk, dan tekstur bulir beras terlihat dengan jelas. Setiap kategori beras difoto sebanyak 500 gambar, dengan rasio aspek 1:1, guna memastikan keseragaman data citra yang akan digunakan dalam proses pelatihan model.

## 2.3 Preprocessing Gambar

Pada penelitian ini, dilakukan proses preprocessing citra guna meningkatkan kualitas data input yang digunakan dalam pelatihan model deep learning berbasis arsitektur MobileNetV2. Preprocessing data merupakan tahapan krusial dalam alur kerja data science karena dapat memengaruhi kualitas serta akurasi hasil analisis secara signifikan[5]. Tahapan ini bertujuan untuk menstandarkan ukuran gambar, menonjolkan fitur visual penting pada bulir beras, serta menyesuaikan format data agar sesuai dengan kebutuhan jaringan saraf konvolusional yang digunakan dalam proses klasifikasi.



```
1  def custom_preprocess(img):
2      img = cv2.resize(img, (224, 224))
3
4
5      green_channel = img[:, :, 1]
6      edges = cv2.Canny(green_channel, 50, 150)
7      edges = cv2.cvtColor(edges, cv2.COLOR_GRAY2RGB)
8
9
10     combined = cv2.addWeighted(img, 0.8, edges, 0.2, 0)
11
12     return combined / 255.0
```

Gambar 2 Pre-Processing

Pada Gambar 2 ditunjukkan alur proses *preprocessing* citra yang digunakan dalam penelitian ini. Setiap gambar terlebih dahulu diubah ukurannya menjadi  $224 \times 224$  piksel menggunakan fungsi `cv2.resize`, yang merupakan ukuran input standar untuk arsitektur MobileNetV2[6]. Setelah itu, citra diproses lebih lanjut dengan mengekstrak kanal hijau dari format RGB. Kanal hijau dipilih karena dianggap memiliki kestabilan pencahayaan yang lebih baik serta kontras yang cukup tinggi, sehingga efektif dalam menampilkan detail visual penting pada bulir beras.

Langkah selanjutnya adalah proses deteksi tepi menggunakan algoritma Canny, dengan nilai ambang bawah dan atas masing-masing 50 dan 150. Proses ini menghasilkan kontur atau garis tepi dari bentuk bulir beras[7]. Hasil deteksi tepi kemudian dikonversi kembali ke format RGB dan digabungkan dengan citra asli menggunakan teknik *weighted addition*—dengan komposisi 80% citra asli dan 20% citra hasil deteksi tepi. Penggabungan ini bertujuan untuk

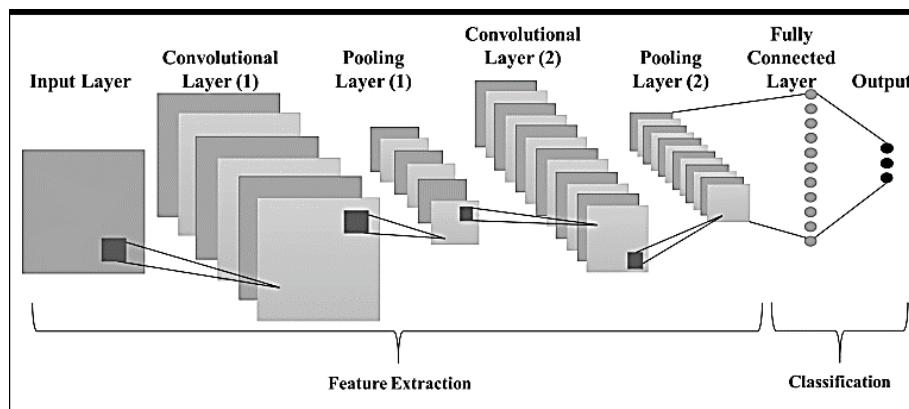
memperkuat fitur visual seperti bentuk dan tekstur bulir, tanpa menghilangkan informasi warna asli. Sebagai tahap akhir, seluruh nilai piksel dinormalisasi ke dalam skala [0,1] dengan cara membagi setiap nilai RGB dengan 255. Normalisasi ini dilakukan untuk mempercepat konvergensi saat pelatihan dan menjaga kestabilan kinerja model.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 2.500 gambar, yang mewakili tiga kategori usia penyimpanan beras: beras baru, beras sedang, dan beras lama. Setiap kategori memiliki jumlah data yang seimbang guna menghindari bias selama proses pelatihan. Seluruh dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data pelatihan (*training*) dan 20% untuk data validasi (*validation*). Pembagian ini dirancang untuk memastikan bahwa model dapat belajar secara optimal dari data pelatihan sekaligus diuji kemampuannya dalam mengenali data baru, sehingga dapat meminimalkan risiko *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi.

#### 2.4 Arsitektur Model dan Proses Klasifikasi

Pada tahap ini, dilakukan proses ekstraksi fitur dari citra beras untuk mendapatkan representasi numerik dari karakteristik visual seperti warna dominan, tekstur permukaan, dan bentuk butiran. Ekstraksi ini sangat penting karena membantu model dalam mengenali perbedaan antar kategori beras. Dalam penelitian ini, digunakan pendekatan *deep learning* dengan memanfaatkan arsitektur MobileNetV2 sebagai *feature extractor* yang mampu secara otomatis mengambil fitur-fitur penting dari gambar[8].

Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur tersebut digunakan dalam proses klasifikasi. Klasifikasi merupakan salah satu fungsi utama dalam data mining yang bertujuan membentuk model untuk memprediksi kelas atau kategori dari objek-objek yang ada dalam basis data[9]. Dalam konteks penelitian ini, klasifikasi digunakan untuk menentukan apakah citra beras termasuk dalam kategori beras baru, sedang, atau lama. Pendekatan ini memungkinkan proses identifikasi usia beras dilakukan secara otomatis, cepat, dan akurat.



Gambar 3 Arsitektur Algoritma CNN

Gambar 3 menggambarkan arsitektur dasar Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan usia beras. Arsitektur ini terdiri dari dua tahap utama: ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada tahap awal, citra beras yang telah diproses dimasukkan ke *input layer*, lalu melewati beberapa *convolutional layer* dan *pooling layer* untuk mengekstraksi fitur penting seperti bentuk, warna, dan tekstur butiran beras. Proses ini diperkuat dengan preprocessing yang menonjolkan tepi dan warna dominan.

Setelah fitur diperoleh, data diteruskan ke *fully connected layer* untuk dianalisis dan diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: beras baru, sedang, dan lama. CNN memungkinkan model

mengenali perbedaan visual secara otomatis dan efisien, mendukung tujuan penelitian untuk membantu konsumen mengenali usia beras berdasarkan citra.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menjelaskan mengenai hasil implementasi sistem klasifikasi usia penyimpanan beras dengan memanfaatkan arsitektur deep learning MobileNetV2. Pembahasan meliputi proses implementasi model, pengujian kinerja, serta evaluasi akurasi menggunakan metrik yang relevan. Tujuan utama dari bab ini adalah untuk mengevaluasi sejauh mana model mampu mengklasifikasikan kategori usia beras baru, sedang, dan lama berdasarkan karakteristik visual citra butiran beras secara efektif dan akurat.

#### 3.1 Implementasi

Pada tahap implementasi, sistem klasifikasi usia penyimpanan beras dibangun menggunakan pendekatan deep learning dengan arsitektur MobileNetV2. Dataset yang digunakan terdiri dari 2.500 citra beras yang mewakili tiga kategori usia penyimpanan: baru, sedang, dan lama. Data kemudian dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Setiap gambar diproses melalui tahap praproses, meliputi penyesuaian ukuran menjadi  $224 \times 224$  piksel, deteksi tepi menggunakan kanal hijau dan algoritma Canny, serta penggabungan antara citra asli dan citra tepi untuk menonjolkan fitur visual. Hasil akhir kemudian dinormalisasi agar sesuai dengan input standar jaringan konvolusional. Model MobileNetV2 digunakan sebagai feature extractor, yang dihubungkan dengan beberapa layer fully connected dan softmax untuk klasifikasi akhir. Proses pelatihan dilakukan menggunakan fungsi loss categorical crossentropy dan optimisasi Adam. Model juga dilengkapi dengan callback seperti checkpoint dan early stopping untuk menjaga kestabilan pelatihan dan mencegah overfitting.

#### 3.2 Pengujian

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi beras berdasarkan usia simpannya setelah melalui proses pelatihan. Tahapan pengujian mencakup skenario uji, prosedur pelaksanaan pengujian, serta analisis hasil berdasarkan dataset yang belum pernah dilihat model sebelumnya.

Pengujian dirancang untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra beras ke dalam tiga kategori, yaitu beras baru, beras sedang, dan beras lama. Data uji terdiri dari 500 gambar yang berasal dari subset validasi (20% dari total dataset), dan tidak digunakan selama proses pelatihan dapat dilihat pada gambar 4. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menilai akurasi prediksi model terhadap data baru yang merepresentasikan kondisi nyata.



```
1 batch_size = 16
2 img_size = (224, 224)
3 train_dir = 'dataset1/train'
4 val_dir = 'dataset1/val'
```

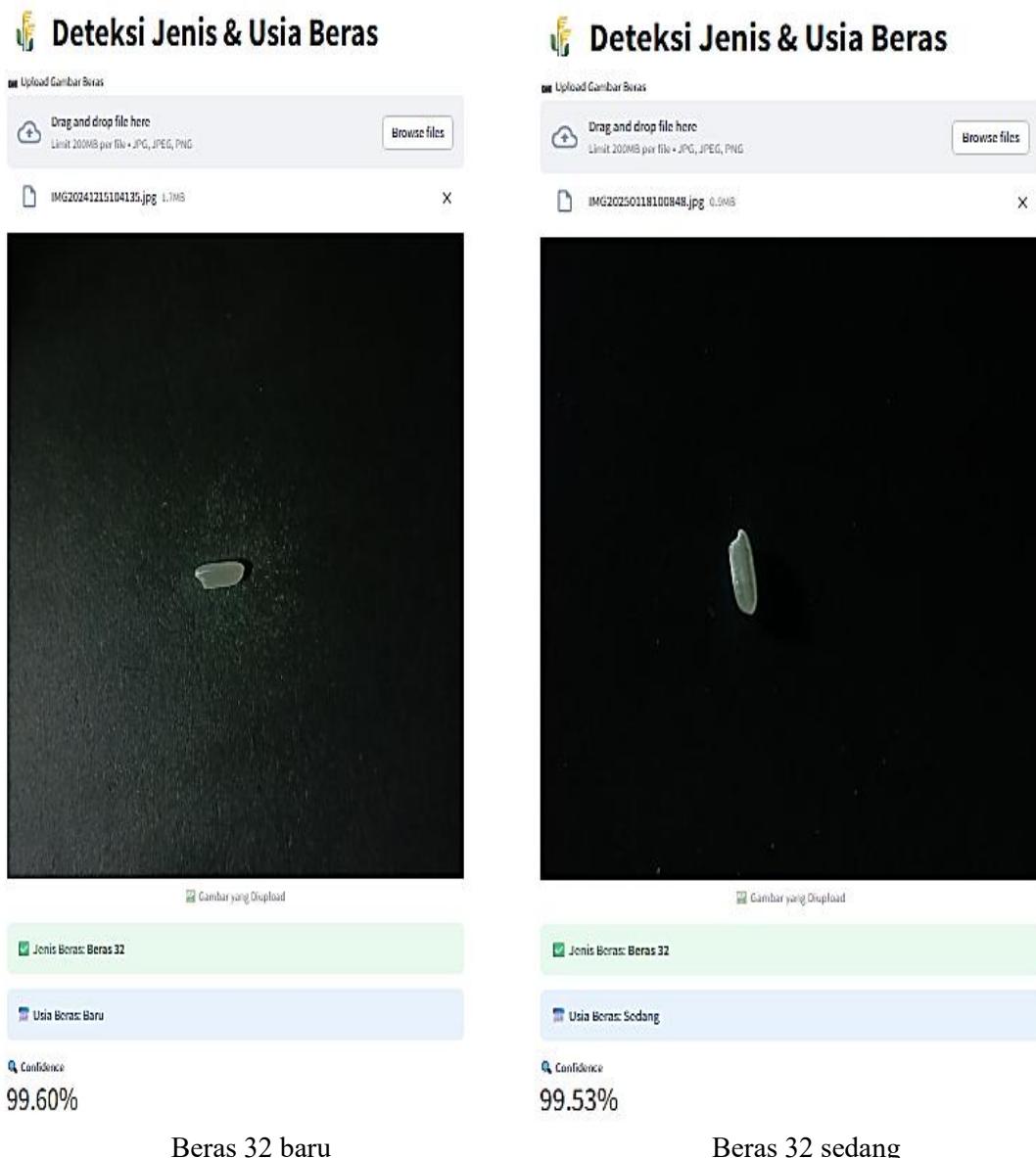
Gambar 4 Dataset training dan validasi

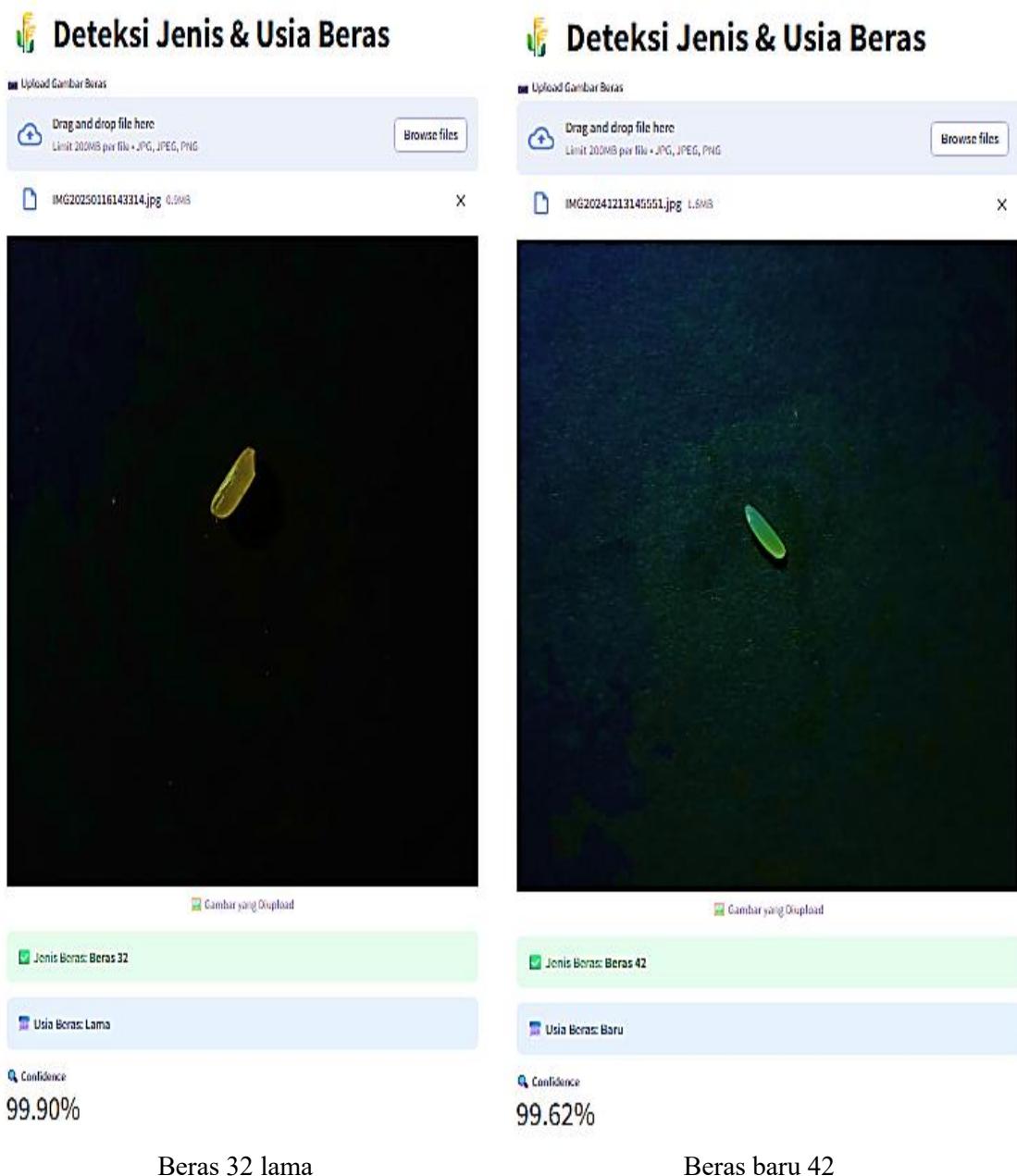
Proses pengujian dilakukan dengan memberikan citra uji yang telah melalui tahapan preprocessing yang sama seperti pada data pelatihan. Gambar diuji satu per satu oleh model yang telah dilatih, dan setiap prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya. Dapat dilihat pada tabel 1 untuk hasil pelatihannya dengan menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 1 Uji Data

No	Jenis beras dan usia	Presisi	Recall	F1-Score
1.	Beras baru 32	1.00	0.87	0.93
2.	Beras baru 42	0.98	1.00	0.99
3..	Beras baru Memberamo	0.88	0.97	0.92
4.	Beras sedang 32	0.97	0.98	0.98
5.	Beras lama 32	1.00	1.00	1.00
<b>Akurasi</b>				<b>0.96</b>

Model menghasilkan output berupa probabilitas dari setiap kelas, di mana kelas dengan probabilitas tertinggi akan menjadi hasil klasifikasi dapat dilihat di gambar 5. Merupakan hasil benar dari prediksi beras





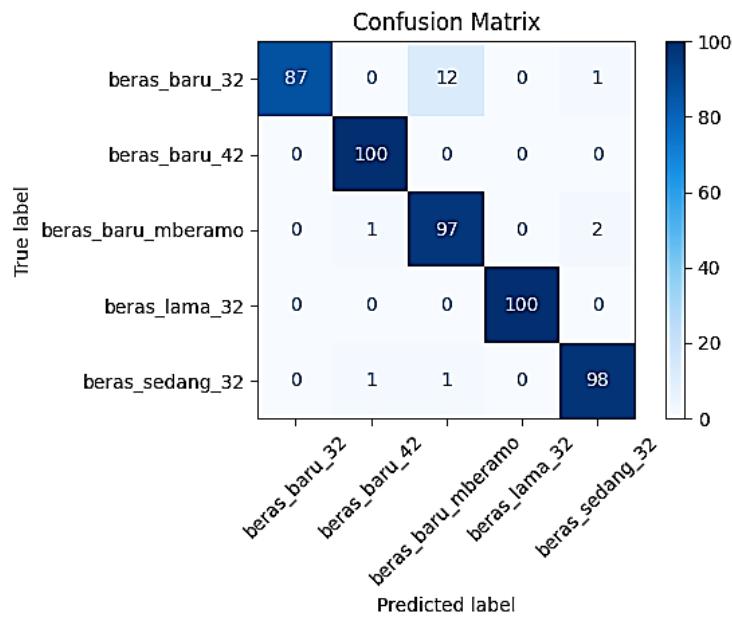
Gambar 5 Gambar Hasil Deteksi Benar

### 3.3 Evaluasi

Evaluasi model bertujuan untuk mengukur kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan usia penyimpanan beras ke dalam lima kelas, yaitu beras\_baru\_32, beras\_baru\_42, beras\_baru\_mberamo, beras\_sedang\_32, dan beras\_lama\_32. Evaluasi dilakukan melalui dua aspek utama, yaitu metrik klasifikasi berupa confusion matrix serta visualisasi tren akurasi dan loss selama pelatihan. Confusion matrix berfungsi untuk membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya, sehingga mampu memberikan gambaran tingkat ketepatan klasifikasi model secara detail [10].

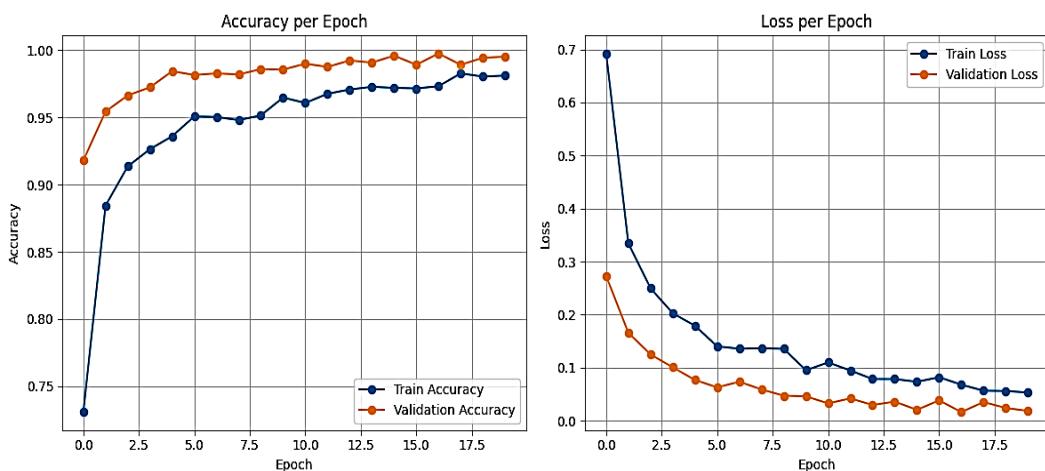
Pengujian dilakukan menggunakan 500 citra uji (20% dari total dataset 2500 gambar), yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa evaluasi dilakukan secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat model sebelumnya.

Gambar 6 , model menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik. Hampir semua kelas dikenali dengan akurasi tinggi. Kelas beras\_baru\_42 dan beras\_lama\_32 memperoleh hasil sempurna tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Namun, terdapat beberapa kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan visual. Sebanyak 12 gambar beras\_baru\_32 diklasifikasikan sebagai beras\_baru\_mberamo, serta 2 gambar beras\_baru\_mberamo yang salah diklasifikasikan sebagai beras\_sedang\_32. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun performa model secara keseluruhan sangat baik, masih terdapat tantangan dalam membedakan kelas beras yang memiliki karakteristik visual serupa.



Gambar 6 Confusion matrix

Selain itu, pada Gambar 7 ditampilkan grafik akurasi dan loss per epoch yang memperlihatkan tren pelatihan yang stabil. Akurasi validasi mengalami peningkatan yang konsisten hingga mendekati 99%, menunjukkan bahwa model berhasil belajar secara efektif dari data pelatihan. Di sisi lain, nilai loss mengalami penurunan tajam dari awal hingga akhir pelatihan, yang mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting dan mampu mempelajari fitur-fitur penting dari data secara optimal.



Gambar 7 Grafik Accuracy dan Loss

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 yang diterapkan dalam penelitian ini mampu mengklasifikasikan jenis beras berdasarkan usia penyimpanan dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Kombinasi antara akurasi klasifikasi yang baik dan kestabilan performa pelatihan menjadikan model ini sebagai solusi yang efektif untuk klasifikasi citra beras secara otomatis.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi usia penyimpanan beras menggunakan pendekatan deep learning dengan arsitektur MobileNetV2. Proses meliputi pengumpulan sampel dari berbagai usia penyimpanan beras, pengolahan gambar secara sistematis, hingga pelatihan dan evaluasi model. Hasil evaluasi menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi klasifikasi yang tinggi, didukung oleh visualisasi confusion matrix dan grafik akurasi yang stabil. Model mampu mengidentifikasi kategori beras baru, sedang, dan lama secara otomatis dengan tingkat ketepatan yang tinggi, bahkan mendekati 99%. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan CNN melalui MobileNetV2 sangat efektif dalam mengenali perbedaan visual dari butiran beras berdasarkan usia simpannya. Penelitian ini dapat menjadi solusi inovatif untuk membantu konsumen dan industri dalam mengidentifikasi kualitas beras secara cepat dan efisien menggunakan teknologi pengolahan citra digital.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Hernawan and V. Meylani, “Analisis Karakteristik Fisikokimia Beras Putih, Beras Merah, dan Beras Hitam,” *J. karakteristik beras*, vol. 15, no. 1, pp. 79–91, 2016.
- [2] A. A. Nurcahyani and R. Saptono, “Identifikasi Kualitas Beras dengan Citra Digital,” *Sci. J. Informatics*, vol. 2, no. 1, pp. 63–72, 2016, doi: 10.15294/sji.v2i1.4530.
- [3] S. Tegar Prabowo and W. Hadikurniawati, “Deteksi Dan Pengenalan Jenis Beras Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 163–167, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6150.
- [4] N. Hidayati, “Penggunaan Metode Waterfall Dalam Rancang Bangun Sistem Informasi Penjualan,” *Gener. J.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2019, [Online]. Available: <https://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/gj/article/view/12642>
- [5] I. M. Hamdani<sup>1</sup> *et al.*, “INTISARI Jurnal Inovasi Pengabdian Masyarakat Edukasi dan Pelatihan Data Science dan Data Preprocessing,” *Juni*, vol. 2, no. 1, pp. 19–26, 2024, doi: 10.58227/intisari.v2i1.125.
- [6] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, “Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2018, pp. 4510–4520.
- [7] S. Ani, M. Furqan, and R. S. TP. Bolon, “Deteksi Tepi Pola Tulisan Arab Menggunakan Metode Canny pada Nisan Kuno di Sumatera Utara,” *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. dan Sist. Komput. TGD)*, vol. 6, no. 1, p. 86, 2023, doi: 10.53513/jsk.v6i1.7385.
- [8] N. Arief, W. Putra, D. Septian, and D. Pratama, “Implementasi Cnn Arsitektur Mobilenetv2 Untuk Klasifikasi Tulisan Aksara Jawa,” *Pros. Semin. Nas. Teknol. dan Sains*, vol. 3, pp. 298–303, 2024.
- [9] Heliyanti Susana, “Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet,” *J. Ris. Sist. Inf. dan Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2022, doi: 10.52005/jursistekni.v4i1.96.
- [10] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.