

# KLASIFIKASI JENIS BERAS MENGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA ARSITEKTUR MOBILENET

Abdiansyah<sup>\*1</sup>, Baharuddin<sup>2</sup>, Muhammad Sulkifly Said<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Sistem Komputer, Program Studi Sistem Informasi, STMIK Catur sakti Kendari  
e-mail: <sup>1\*</sup>abdiansyahcs@gmail.com, <sup>2</sup>st.mt.baharuddin@gmail.com, <sup>3</sup>kiflinux@gmail.com

*Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi jenis beras menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada arsitektur MobileNet. Dataset yang digunakan terdiri dari 273 citra beras yang dibagi menjadi dua kelompok: 228 citra untuk training dan 45 citra untuk testing, dengan tiga jenis beras yaitu Ketan, IR64, dan Basmathi. Proses augmentasi dan normalisasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi dan kualitas dataset. Model CNN yang dibangun dilatih menggunakan data training selama 100 epoch, dengan hyperparameter seperti optimizer Adam, learning rate 0.001, dan batch size 32. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan kinerja model seiring bertambahnya epoch, yang tercermin dalam metrik akurasi, presisi, dan recall. Evaluasi pada data testing menunjukkan akurasi sebesar 69.16%, presisi sebesar 75.14%, dan recall sebesar 61.23%. Nilai loss yang dicapai adalah 0.5664, menunjukkan kemampuan model dalam memperkirakan nilai target dengan baik.*

**Kata kunci :** CNN, MobileNet, klasifikasi beras, deep learning, pertanian.

## I. PENDAHULUAN

Di Indonesia, beras merupakan bahan pokok utama bagi sebagian besar penduduk [1]. Badan Standardisasi Nasional (BSN) mengategorikan beras menjadi dua mutu utama: premium dan medium, yang kemudian dibagi lagi menjadi empat kategori sesuai dengan Standar Nasional Indonesia (SNI): premium, medium I, medium II, dan medium III [2]. Klasifikasi ini bertujuan untuk menyediakan beragam pilihan beras sesuai dengan preferensi konsumen. Agar beras memenuhi standar kualitas, harus bebas dari hama, bau tidak sedap, campuran dedak, dan bahan kimia berbahaya [3].

Proses pemeriksaan kualitas beras umumnya dilakukan oleh ahli pertanian, namun pemeriksaan manual memiliki kelemahan, seperti waktu yang lama dan hasil yang tidak konsisten akibat keterbatasan visual dan potensi kelelahan pengamat [4]. Untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi, pengolahan citra dapat menjadi alternatif yang menjanjikan, seiring dengan kemajuan teknologi smartphone yang menyediakan kamera berkualitas.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengembangkan algoritma pemrosesan citra yang menganalisis parameter fisik beras, seperti panjang, lebar, dan warna, untuk menentukan kualitasnya. Perlindungan konsumen terhadap kualitas beras sangat penting, mengingat risiko pemalsuan dan pencampuran beras berkualitas rendah dengan yang berkualitas tinggi demi keuntungan. Oleh karena itu, diperlukan sistem pendeteksi kualitas beras yang dapat membantu konsumen dan pemerintah dalam mengawasi kualitas sesuai dengan standar BSN [5].

Beras dianggap sebagai amanah dari Allah SWT yang harus dikonsumsi dengan bijaksana. Sebagai bahan pangan, pemilihan jenis beras sangat penting dalam kehidupan sehari-hari. Dalam Al-Quran, Allah menciptakan berbagai jenis tumbuhan dan biji-bijian yang memberikan variasi konsumsi bagi manusia [5]. Beras memiliki banyak jenis, seperti beras putih, coklat, merah, basmati, hitam, dan ketan, di mana beras putih adalah yang paling banyak dikonsumsi. Pasar menawarkan beragam jenis beras, termasuk IR 64, basmati, pandanwangi, ketan, dan rojo lele. Klasifikasi beras dapat dilakukan berdasarkan berbagai faktor, seperti ukuran, bentuk, warna, dan tekstur [6].

Klasifikasi jenis beras sangat penting karena setiap varietas memiliki kandungan nutrisi yang berbeda. Dalam penelitian ini, fokus klasifikasi ditujukan pada tiga jenis beras: IR64, ketan, dan basmati, dengan memperhatikan ciri bentuk dan warna beras. Klasifikasi secara manual dilakukan dengan pengamatan visual, tetapi metode ini sering menghasilkan ketidakakuratan akibat keterbatasan waktu, kelalaian, dan kelelahan pengamat [7]. Untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, teknologi pengolahan citra digital dapat digunakan. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk mendeteksi jenis beras berdasarkan karakteristik warna dan bentuknya. Namun, hingga saat ini, banyak klasifikasi masih dilakukan secara manual [8].

Dwi Anindea Putri, Agus Arip Munawar, dan Indera Sakti Nasution (2022) melakukan penelitian yang menggunakan pengolahan citra digital untuk mengembangkan program klasifikasi kopi beras. Penelitian ini menerapkan metode rekayasa dengan objek citra yang diambil oleh sensor penangkap citra, dan mengandalkan program pengolah citra untuk

mengklasifikasikan kopi beras berdasarkan karakteristik citranya [9].

Sementara itu, Meylanie Olivya dan Eddy Tungadi (2018) menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dalam pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi jenis dan mutu kopi, dengan dataset sebanyak 10 citra kopi yang dibagi menjadi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Dalam konteks klasifikasi beras, berbagai metode pengolahan citra digital seperti Jaringan Syaraf Tiruan, K-Means Clustering, dan Convolutional Neural Network dapat diterapkan, masing-masing dengan karakteristik, kelebihan, dan kekurangan. Dalam penelitian ini, metode yang dipilih adalah Convolutional Neural Network [10].

Metode Convolutional Neural Network (CNN) merupakan bagian dari deep learning dalam machine learning yang memungkinkan komputer untuk mengeksekusi tugas mirip dengan kemampuan manusia, seperti mempelajari pola dari data pelatihan (Deng & Yu, 2013). CNN dapat melakukan pembelajaran mandiri untuk berbagai tugas, termasuk pengenalan objek, ekstraksi fitur, dan klasifikasi, dengan keunggulan dalam menangani citra beresolusi tinggi. Proses dalam CNN melibatkan berbagai lapisan pemrosesan, yang disusun dalam bentuk dua dimensi, sehingga efektif untuk pemrosesan citra. Struktur umum CNN terdiri dari tahap input, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan output [11].

Penelitian ini akan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNet untuk klasifikasi jenis beras, yaitu beras IR64, ketan, dan basmati. Implementasi CNN akan dilakukan pada perangkat Android, mengingat popularitasnya di kalangan masyarakat. Dengan menggunakan CNN pada perangkat Android, diharapkan proses klasifikasi jenis beras dapat lebih mudah dilakukan. Arsitektur MobileNet dipilih karena kesesuaiannya untuk integrasi dalam aplikasi Android, menjadikannya pilihan yang ideal untuk penelitian ini.

## II. METODE PENELITIAN

### 2.1. Desain Sistem

Desain sistem ini bertujuan untuk memberikan langkah-langkah dan perancangan aplikasi penelitian agar proses klasifikasi jenis beras dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) terstruktur dan mudah dipahami. Beberapa pertanyaan utama yang diangkat meliputi jenis sistem yang akan dibuat, alur prosesnya, dan cara kerjanya. Sistem yang dirancang terdiri dari empat tahap:

1. Data Preparation: Manipulasi data yang diperlukan untuk penelitian.
2. Pemodelan Sistem: Penentuan jumlah convolutional layer, pooling layer, filter, dan model fully connected layer dalam arsitektur CNN MobileNetV1, menghasilkan output klasifikasi jenis beras.
3. Training: Tahap krusial untuk keberhasilan sistem, di mana kualitas hasil mempengaruhi kinerja keseluruhan. Outputnya adalah model fitting yang

mencerminkan karakteristik klasifikasi jenis beras untuk validasi dan perbandingan bobot.

4. Testing: Evaluasi kinerja sistem dalam klasifikasi beras, dengan validasi yang membandingkan model fitting dari tahap training sebelumnya.
5. Pembuatan source code untuk implementasi CNN dilakukan menggunakan Framework Keras dan TensorFlow dalam Google Colaboratory, dengan bahasa pemrograman Python, dan disimpan sebagai file Jupyter Notebooks (.ipynb) di Google Drive. Dataset pelatihan diambil dari Google Drive dan disimpan sementara di Google Colaboratory. Metode yang digunakan adalah transfer learning, dengan memanfaatkan file Keras (\*.h5) yang sudah dilatih sebelumnya. Proses Feature Extraction juga dilakukan, ditambah dengan satu filter feature map tambahan untuk output klasifikasi.



Gambar 1. Perancangan Sistem

2.2. Input image

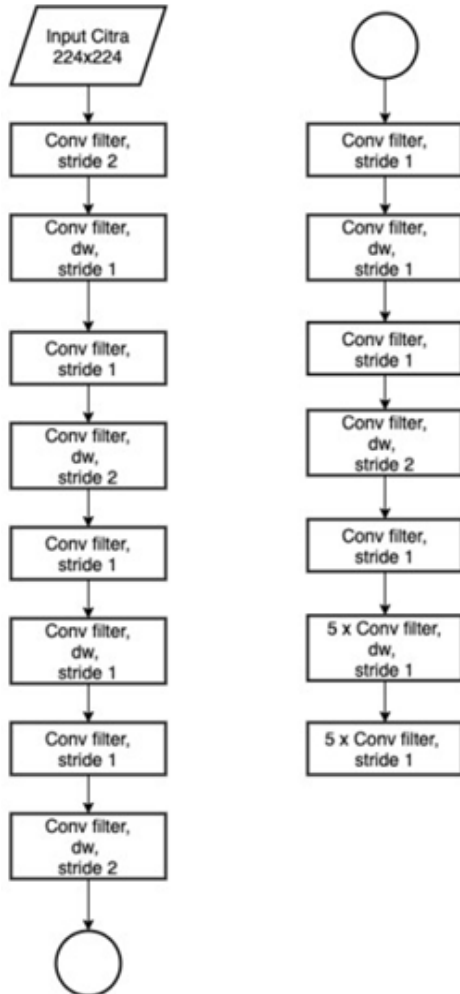
Langkah awal dalam penelitian ini melibatkan pembuatan data input yang dibagi menjadi tiga kategori:

1. Data Training: Digunakan untuk proses pembelajaran model.
2. Data Testing: Digunakan untuk menguji model.
3. Data Validation: Digunakan untuk validasi selama proses pembelajaran.

Dataset yang digunakan untuk klasifikasi jenis beras terdiri dari dataset Training dan Validation yang digunakan dalam pelatihan model arsitektur MobileNetV1.

Dalam perancangan sistem, gambar diambil dari lima objek varietas beras: beras IR64, beras basmati, dan beras ketan, menggunakan kamera smartphone dengan format .jpg. Gambar-gambar tersebut di-crop dan dimasukkan ke dalam dataset Training dan Testing di Google Drive untuk kemudian dimuat ke Google Colaboratory.

Dataset Training terdiri dari 75 gambar .jpg untuk masing-masing varietas beras, total mencapai 150 gambar untuk dua varietas. Dataset Validation diambil dari folder Training dengan total 30 gambar (15 gambar untuk setiap varietas), yang digunakan untuk menguji dan membandingkan hasil pelatihan setiap epoch. Sementara itu, dataset Testing juga memiliki 15 gambar untuk setiap varietas beras dan disimpan dalam folder terpisah, digunakan untuk menguji hasil pelatihan pada jaringan CNN yang diterapkan.



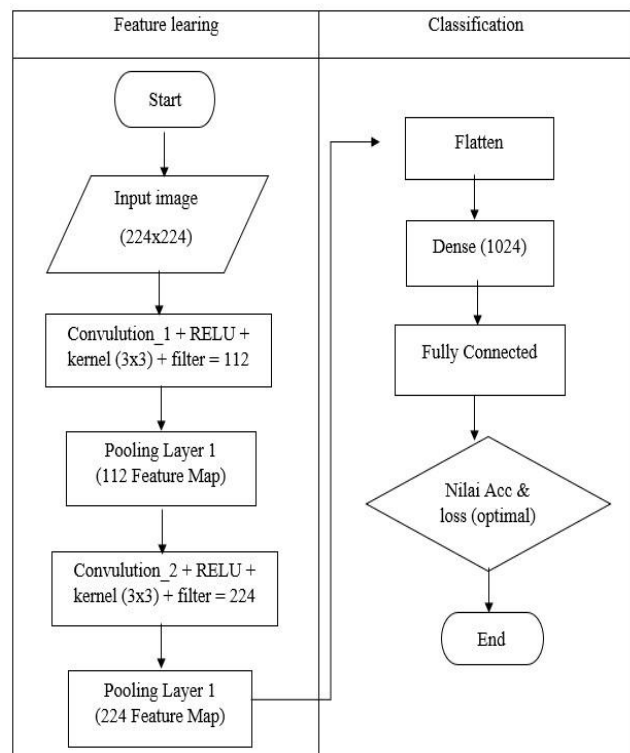
Gambar 2. Arsitektur MobileNet

Dalam gambar yang ditunjukkan, simbol "Conv" mewakili operasi konvolusi standar, sedangkan "Conv dw" merujuk pada konvolusi depthwise separable. Simbol "Stride" dilambangkan dengan "s", di mana "s1" menunjukkan ukuran stride 1x1, sementara "s2" menunjukkan ukuran stride 2x2.

Konvolusi depthwise separable terdiri dari dua lapisan: konvolusi depthwise yang menerapkan filter tunggal pada setiap saluran input, dan konvolusi pointwise, yang merupakan konvolusi 1x1 sederhana, yang berfungsi untuk menghasilkan kombinasi linier dari output lapisan depthwise. Arsitektur MobileNet juga mengintegrasikan norma batch dan fungsi nonlinier ReLU dalam kedua jenis konvolusi tersebut.

Setelah pembuatan dataset, langkah berikutnya adalah melatih model Convolutional Neural Network (CNN). Arsitektur model ini dibagi menjadi dua tahap: feature learning dan klasifikasi. Input gambar berukuran 224x224x3, di mana angka 3 menunjukkan tiga saluran warna (Red, Green, dan Blue/RGB). Gambar input akan melalui tahapan konvolusi dan pooling selama feature learning. Rancangan ini melibatkan dua lapisan konvolusi, masing-masing dengan jumlah filter dan ukuran kernel yang berbeda. Setelah itu, dilakukan proses flatten untuk mengubah feature map dari Pooling Layer menjadi bentuk vektor, yang dikenal sebagai proses Fully Connected Layer. Berikut adalah rancangan arsitektur CNN pada penelitian ini:

Tabel 1. FlowChart Model



Dalam arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), terdapat dua tahap utama: Feature Learning dan Classification. Tahap Feature Learning berfungsi untuk secara otomatis menghasilkan representasi numerik dari gambar, dengan tujuan mengekstrak informasi yang relevan. Di sisi lain, tahap Classification memanfaatkan hasil dari feature learning untuk melakukan klasifikasi berdasarkan subclass yang telah ditentukan sebelumnya.

Hasil representasi fitur dari tahap ini digunakan untuk mengenali pola atau karakteristik yang membedakan antara kategori atau kelas yang ada.

### 2.3. Training

Proses Training adalah elemen penting untuk keberhasilan Convolutional Neural Network (CNN), di mana efektivitas CNN diukur dari hasil Training yang berhasil. Sistem akan menganalisis dan mempelajari dataset Training yang mencakup tiga jenis beras, dan model fitting yang dihasilkan akan mengaktifkan neuron yang sesuai untuk varietas beras yang dikenali. Setelah Training selesai, model fitting ini akan disimpan dan dapat digunakan kembali untuk tahap Testing.

### 2.4. Testing

Proses Testing bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana model pembelajaran dapat mengenali dan mengklasifikasikan jenis beras dalam gambar. Sistem akan menerima input dari data Testing yang belum pernah digunakan sebelumnya. Dalam tahap ini, model fitting yang dihasilkan dari proses Training akan dijadikan acuan untuk mengklasifikasikan berbagai jenis beras yang ada pada gambar input. Hasil dari proses ini akan memberikan informasi mengenai jenis beras yang sesuai berdasarkan karakteristik bentuk, ukuran, dan nama varietasnya.

### 2.5. Desain Pengujian

Proses pengujian bertujuan untuk menilai kemampuan metode yang diimplementasikan dalam melakukan klasifikasi berdasarkan data yang tersedia. Dalam penelitian ini, klasifikasi dilakukan menggunakan model TensorFlow Lite yang telah dilatih dengan 90 data dari tiga jenis beras. Setelah pelatihan, model tersebut diintegrasikan ke dalam aplikasi Android untuk klasifikasi data.

Pengujian ini akan menguji sistem dalam mengklasifikasikan beberapa jenis beras, seperti IR64, ketan, dan basmati. Selain itu, analisis dilakukan untuk menilai efektivitas metode yang digunakan serta tingkat akurasi komputasi. Pengambilan gambar untuk pengujian dilakukan dalam kotak kardus dengan pencahayaan yang bervariasi, seperti lampu putih, lampu kuning, dan kombinasi keduanya, untuk memastikan respons sistem dalam kondisi pencahayaan yang berbeda.

Sebanyak 75 data Testing diambil dari tiga jenis beras, masing-masing dengan 15 data. Hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix, yang memberikan informasi tentang kinerja model dalam memprediksi kelas sebenarnya dan menghitung nilai akurasi dari proses klasifikasi dataset.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, kami menggunakan dataset yang terdiri dari total 273 citra beras, yang dibagi menjadi dua kelompok utama: kelompok training dan kelompok testing. Kelompok training mencakup 228 citra yang dikelompokkan ke dalam tiga folder berdasarkan jenis beras, dengan masing-masing folder berisi 76 citra untuk Ketan, IR64, dan Basmathi. Pembagian ini memastikan keseimbangan data dalam pelatihan model.

Sementara itu, kelompok testing terdiri dari 45 citra yang juga diorganisir dalam tiga folder, di mana setiap folder berisi 15 citra untuk masing-masing jenis beras. Pengorganisasian dataset yang terstruktur ini penting untuk memudahkan evaluasi model, sehingga kinerjanya dapat diuji secara konsisten di setiap kategori. Dengan cara ini, model yang dilatih dapat memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan hasil evaluasi yang akurat.

Tabel 2. Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian

Kelas	Jumlah Citra (Training)	Jumlah Citra (Testing)	Total Citra
Ketan	76	15	91
IR64	76	15	91
Basmathi	76	15	91
<b>Total</b>	<b>228</b>	<b>45</b>	<b>273</b>

Tabel 2. menunjukkan bahwa dataset terdiri dari tiga varietas beras: Ketan, IR64, dan Basmathi. Masing-masing varietas memiliki 76 citra dalam kelompok training dan 15 citra dalam kelompok testing, menjadikan total citra untuk setiap varietas berjumlah 91. Secara keseluruhan, dataset ini terdiri dari 228 citra untuk pelatihan dan 45 citra untuk pengujian, dengan total keseluruhan mencapai 273 citra.

### 3.2. Persiapan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini telah disiapkan melalui proses augmentasi dan normalisasi menggunakan teknik dari ImageDataGenerator yang disediakan oleh Keras. Proses augmentasi bertujuan untuk meningkatkan variasi dalam dataset pelatihan dengan menciptakan variasi baru dari citra yang sudah ada, termasuk teknik seperti rotasi, pergeseran lebar dan tinggi, pemotongan, serta pembesaran citra. Dengan augmentasi ini, model dapat belajar dari lebih banyak variasi citra, yang dapat meningkatkan kinerja dan generalisasi model. Selain itu, normalisasi dilakukan dengan mereskalakan nilai piksel citra ke rentang [0, 1] menggunakan faktor skala 1/255, yang membantu menjaga stabilitas algoritma pembelajaran mesin dan mempercepat konvergensi selama pelatihan. Penerapan teknik augmentasi dan normalisasi ini menjamin bahwa dataset yang digunakan memiliki kualitas yang baik dan siap untuk melatih model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNet.

Tabel 3. Persiapan Data

Tahap Persiapan Data	Deskripsi
Augmentasi Data	Proses augmentasi data dilakukan menggunakan teknik rotasi, pergeseran lebar dan tinggi, pemotongan, dan pembesaran citra untuk meningkatkan variasi dataset pelatihan.
Normalisasi	Data yang telah di-augmentasi dinormalisasi dengan mereskalakan nilai piksel citra ke rentang [0, 1] dengan faktor skala 1/255.

Tabel 3 berjudul "Persiapan Data" menyajikan langkah-langkah persiapan data untuk pelatihan model klasifikasi jenis beras dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Langkah-langkah ini mencakup augmentasi data dan normalisasi. Augmentasi dilakukan dengan menerapkan teknik seperti rotasi, pergeseran lebar dan tinggi, pemotongan, serta pembesaran citra, yang bertujuan untuk meningkatkan variasi dalam dataset pelatihan. Setelah proses augmentasi, data dinormalisasi dengan mereskalakan nilai piksel citra ke dalam rentang [0, 1] menggunakan faktor skala 1/255. Tahapan ini krusial untuk memastikan bahwa dataset yang digunakan dalam pelatihan model CNN mencakup variasi yang cukup dan memiliki skala yang seragam, sehingga menghasilkan output yang lebih konsisten.

3.3. Pelatihan model

Model CNN dilatih menggunakan data training selama 100 epoch untuk mengenali pola dalam citra beras. Proses pelatihan ini esensial untuk mengoptimalkan parameter model, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Selama pelatihan, metrik seperti akurasi, loss, serta metrik tambahan seperti precision, recall, dan F1-score dicatat dan dievaluasi untuk menilai kinerja model. Analisis hasil ini memberikan wawasan penting mengenai kemampuan model dalam memahami pola pada data training dan kemampuannya dalam melakukan generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Tabel 4. Hyperparameter untuk Pelatihan Model CNN

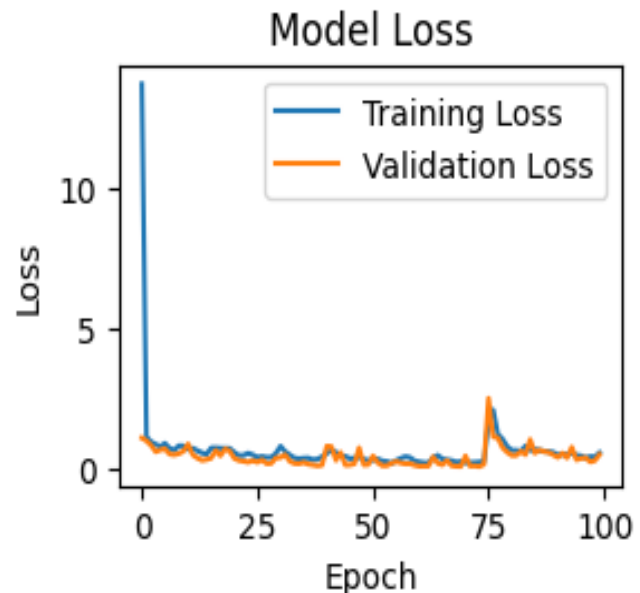
Hyperparameter	Nilai
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.001
Batch Size	32
Epoch	100
Loss Function	Categorical Crossentropy
Activation Function	ReLU
Dropout Rate	0.5

Hasil eksperimen dalam penelitian ini disajikan melalui beberapa grafik yang penting untuk mengevaluasi kinerja model. Gambar 3 menunjukkan grafik akurasi model, yang menggambarkan tingkat akurasi selama proses pelatihan dan validasi. Gambar 4 menyajikan grafik loss model, menggambarkan perubahan nilai loss sepanjang epoch. Selain itu, Gambar 5 dan Gambar 6 menampilkan grafik precision dan recall model, yang masing-masing memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas dengan akurat serta mengingat jumlah sampel yang relevan. Peneliti telah melakukan pelatihan dan validasi model selama 100 epoch, dengan mempertimbangkan hyperparameter yang dijelaskan dalam Tabel 4, termasuk optimizer, batch size, fungsi loss, fungsi aktivasi, dropout rate, dan jumlah

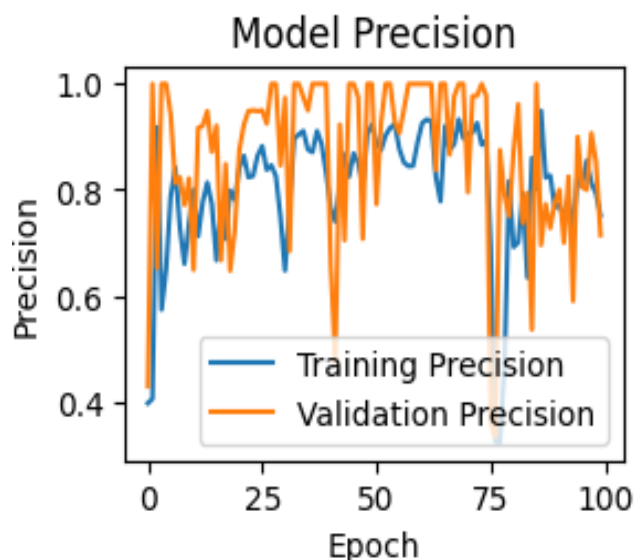
epoch. Evaluasi performa model dilakukan secara menyeluruh dengan mengamati metrik-metrik tersebut.



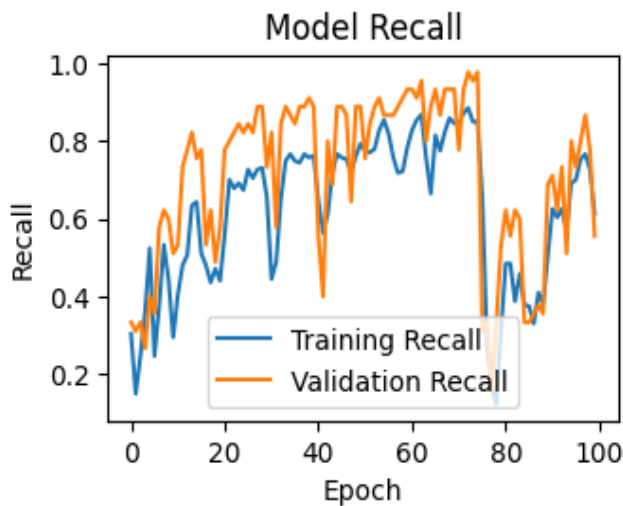
Gambar 3. Model Accurac



Gambar 4. Model Loss



Gambar 5. Model Precision



Gambar 6. Model Recall

Tabel 5. Pelatihan model dengan 100 epoch

Epoch	Loss	Accuracy	Precision	Recall
Epoch 1/100	0.7460	0.3921	0.3966	0.3040
Epoch 2/100	13.7465	0.3921	0.3966	0.3040
Epoch 3/100	1.1350	0.3392	0.4048	0.1498
Epoch 4/100	0.9539	0.3744	0.9180	0.2467
Epoch 10/100	0.8116	0.5595	0.7363	0.2952
Epoch 50/100	0.2942	0.8943	0.9231	0.7930
Epoch 60/100	0.2785	0.8502	0.8900	0.7841
Epoch 70/100	0.2518	0.8634	0.8972	0.8458
Epoch 80/100	0.7991	0.5859	0.8161	0.3128
Epoch 90/100	0.5810	0.7048	0.7667	0.5066
Epoch 100/100	0.5664	0.6916	0.7514	0.6123

Tabel 5 menunjukkan perkembangan pelatihan model selama 100 epoch, dengan fokus pada metrik evaluasi utama seperti kerugian, akurasi, presisi, dan recall. Pada epoch pertama, kerugian tinggi mengindikasikan kesulitan model dalam memahami pola data, namun seiring berjalannya waktu, kerugian menurun, menandakan perbaikan kemampuan model. Akurasi yang awalnya rendah juga meningkat signifikan seiring bertambahnya epoch, menunjukkan kemampuan model dalam melakukan prediksi yang benar semakin baik. Pada epoch pertama, akurasi tercatat sekitar 0.39, tetapi meningkat hingga 0.69 pada epoch ke-100, menunjukkan kemajuan yang berarti dalam klasifikasi.

Meskipun ada fluktuasi kecil dalam beberapa metrik sekitar epoch 80, hal ini menunjukkan tantangan dalam proses pembelajaran pada saat itu, yang menyoroti pentingnya pemantauan dan perbaikan selama pelatihan. Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam kinerja model, namun evaluasi lebih lanjut terhadap data baru diperlukan untuk memastikan efektivitas model dalam situasi nyata.

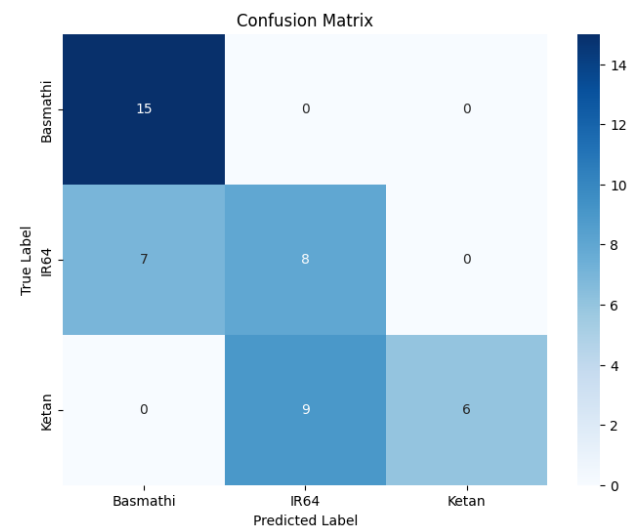
### 3.4. Hasil Pengujian

Setelah melakukan serangkaian pengujian dengan data uji yang telah disiapkan, model menghasilkan beberapa

metrik evaluasi yang mencerminkan kinerjanya. Nilai "loss" model tercatat sebesar 0.5664, yang menunjukkan seberapa baik model memperkirakan nilai target; semakin rendah nilai ini, semakin baik performa model. Akurasi model mencapai 0.6916, yang berarti sekitar 69.16% dari total data uji berhasil diprediksi dengan tepat.

Selain itu, presisi model berada pada angka 0.7514, menandakan bahwa sekitar 75.14% dari hasil yang diprediksi sebagai positif adalah benar-benar positif. Sementara itu, recall model mencapai 0.6123, menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi sekitar 61.23% dari semua kasus positif yang sebenarnya. Dengan demikian, hasil pengujian ini memberikan gambaran menyeluruh tentang kemampuan model dalam melakukan klasifikasi yang akurat pada data uji yang independen.

### 3.5. Confusion Matrix



Gambar 7. Confusion Matrix

Gambar 7 menampilkan matriks kebingungan (confusion matrix) untuk klasifikasi jenis beras menggunakan metode Convolutional Neural Network pada arsitektur MobileNet. Matriks ini berfungsi sebagai alat evaluasi untuk menilai kinerja model dengan membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya dari data uji. Terdapat tiga kelas beras yang dievaluasi: Basmathi, IR64, dan Ketan.

Diagonal matriks menunjukkan prediksi yang benar, sedangkan sel di luar diagonal mencerminkan kesalahan prediksi. Model berhasil memprediksi 15 sampel sebagai Basmathi. Untuk kelas IR64, model benar dalam memprediksi 7 sampel, tetapi salah mengklasifikasikan 8 sampel IR64 sebagai Basmathi. Sementara itu, model memprediksi dengan benar 9 sampel Ketan, tetapi 6 sampel Ketan salah dikategorikan sebagai IR64.

Matriks kebingungan ini memberikan wawasan mengenai kemampuan model dalam membedakan antara ketiga jenis beras, serta menunjukkan area di mana model mengalami kesulitan dalam klasifikasi.

## IV. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi jenis beras dengan menggunakan

Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur MobileNet. Berdasarkan hasil yang diperoleh, beberapa kesimpulan dapat ditarik sebagai berikut:

1. Efektivitas CNN pada Arsitektur MobileNet: Implementasi model CNN pada arsitektur MobileNet menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan jenis beras dari citra digital yang diberikan.
2. Kinerja Model: Model yang telah dikembangkan menunjukkan kinerja yang memuaskan dengan nilai akurasi, presisi, dan recall yang berada pada level yang dapat diterima. Meski demikian, masih ada potensi untuk meningkatkan kinerja model, terutama dalam aspek recall.
3. Potensi Penerapan Teknologi: Penggunaan Convolutional Neural Network dalam klasifikasi jenis beras memiliki peluang besar untuk diterapkan di sektor pertanian dan pangan, yang dapat meningkatkan efisiensi serta kualitas dalam proses identifikasi berbagai jenis beras.
4. Hasil Evaluasi Model: Penelitian ini mencatat nilai loss sebesar 0.5664, akurasi sebesar 69.16%, presisi sebesar 75.14%, dan recall sebesar 61.23%. Angka-angka ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan baik, mengklasifikasikan kelas dengan akurat, dan mengenali sampel positif dengan tingkat keberhasilan yang cukup baik.

#### B. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, berikut adalah beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut:

1. Pengembangan Model: Diperlukan penelitian lanjutan untuk menciptakan model dengan arsitektur yang lebih rumit atau menerapkan teknik-teknik canggih, dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja model, khususnya dalam hal recall.
2. Perluasan Dataset: Memperluas dataset dengan variasi yang lebih beragam dari citra beras dapat berkontribusi pada peningkatan kemampuan generalisasi model, sehingga memungkinkan pengenalan jenis beras yang lebih akurat.
3. Optimasi Hyperparameter: Melakukan optimasi terhadap hyperparameter pada model CNN untuk menemukan kombinasi parameter yang paling efektif dalam meningkatkan performa model.
4. Penerapan pada Skala yang Lebih Besar: Implementasi model ini dalam konteks yang lebih luas, seperti dalam sistem pengolahan beras otomatis, dapat memberikan dampak signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan kualitas proses produksi beras.
5. Pengembangan Lanjutan: Mengingat penelitian ini masih berada pada tahap awal, disarankan untuk melanjutkan eksplorasi ke tahap berikutnya guna mencapai akurasi yang lebih tinggi. Dengan mendalami pemahaman dan eksplorasi di bidang ini, diharapkan akan muncul inovasi baru yang

dapat memperbaiki kinerja dan penerapan teknologi ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] "View of PERBANDINGAN METODE FTS DAN MA PADA PERAMALAN PERSEDIAAN BERAS." Accessed: Nov. 10, 2023. [Online]. Available: <http://jurnal.polinema.ac.id/index.php/jip/article/view/2637/2086>
- [2] V. F. HIDARLAN, "Rancang Bangun Klasifikasi Varietas Beras berdasarkan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Android," Feb. 2020.
- [3] K. Kelayakan Beras Menggunakan Metode Laplacian of Gaussian, K. Kelayakan Beras Menggunakan Metode, K. Abdullah, and A. Akbar Riadi, "Klasifikasi Kelayakan Beras Menggunakan Metode Laplacian of Gaussian," *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 312–320, Aug. 2021, doi: 10.30645/JURASIK.V6I2.353.G332.
- [4] A. A. Fardhani, D. I. N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi harga eceran beras di pasar tradisional di 33 kota di Indonesia menggunakan algoritma backpropagation," *J. Infomedia Tek. Inform. Multimed. Jar.*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, 2018.
- [5] A. Riandi, "PENGARUH TINGKAT PENYOSOHAN DAN JENIS BERASTERHADAP SIFAT FISIK, KIMIA DAN TINGKAT KESUKAANTAPE BERAS PROBIOTIK," 2020.
- [6] R. Eviyati and siti wahyuni, "KEPUASAN KONSUMEN TERHADAP PEMILIHAN KUALITAS DAN RASA BERAS," *Agrijati J. Ilm. Ilmu-Ilmu Pertan.*, vol. 16, no. 1, Apr. 2017, Accessed: Nov. 10, 2023. [Online]. Available: <https://jurnal.ugj.ac.id/index.php/agrijati/article/view/398>
- [7] E. Herlina and B. Abdullah, "Karakter Beras Dan Nasi Galur-Galur Turunan Basmati," 2017.
- [8] E. N. Arrofiqoh and H. Harintaka, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi," *Geomatika*, vol. 24, no. 2, pp. 61–68, 2018.
- [9] D. A. Putri, A. A. Munawar, and I. S. Nasution, "Klasifikasi Mutu Fisik Biji Kopi Beras Robusta menggunakan Pengolahan Citra Digital," *J. Ilm. Mhs. Pertan.*, vol. 7, no. 2, pp. 490–498, 2022, doi: 10.17969/jimfp.v7i2.19797.
- [10] M. Olivya, E. Tungadi, and N. B. Rante, "Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Ekspor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *J. Inf. Sains dan Teknol.*, vol. 3, no. 2, pp. 299–308, 2018.
- [11] L. Deng and D. Yu, "Deep Learning for signal and information processing," *Microsoft Res. Monogr.*, 2013.
- [12] W. Dadang, "Memahami kecerdasan Buatan berupa Deep Learning dan machine learning," in 10. *Prosiding industrial research workshop and National Seminar*, 2018.