



## KLASIFIKASI JAMUR BERACUN DAN TIDAK BERACUN MENGUNAKAN *TRANSFER LEARNING* MODEL *MOBILENETV2* PADA *TENSORFLOW* DI INDONESIA

Syafiq Hidayatullah<sup>1</sup>, Adinda Gadis Insan Cemerlang<sup>2</sup>, Rifaldi Bagas Permana<sup>3</sup>,  
Khairul Rizal<sup>4</sup>, Rahmat Hidayat<sup>5</sup>, Susliansyah<sup>6</sup>

syafiqhidayatullah08@gmail.com<sup>1</sup>, adindagadisgadis@gmail.com<sup>2</sup>, bagaspermana678@gmail.com<sup>3</sup>,  
Khairul.krl@bsi.ac.id<sup>4</sup>, rahmat.rhh@bsi.ac.id<sup>5</sup>, susliansyah.slx@bsi.ac.id<sup>6</sup>  
<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Universitas Bina Sarana Informatika

### Abstrak

Jamur memiliki peran penting dalam pangan dan kesehatan, tetapi kesamaan morfologis antara jamur beracun dan tidak beracun menyulitkan identifikasi akurat. Penelitian ini mengklasifikasikan jamur beracun dan tidak beracun di Indonesia menggunakan *Transfer Learning* dengan arsitektur *MobileNetV2* pada *TensorFlow*. Metode penelitian mengikuti tahapan *CRISP-DM* yang mencakup pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, pelatihan model, serta evaluasi kinerja. Model *MobileNetV2* mencapai akurasi 99,13%, *precision* 99,49%, *recall* 98,97%, dan *F1-score* 99%. Grafik akurasi dan *loss* menunjukkan peningkatan kinerja yang stabil tanpa *overfitting*. Hasil ini menegaskan efektivitas *Transfer Learning* menggunakan *MobileNetV2* dalam identifikasi fitur visual jamur. Model ini berpotensi diaplikasikan pada platform web atau aplikasi mobile sebagai alat bantu identifikasi jamur otomatis, mengurangi risiko keracunan.

**Kata kunci:** Klasifikasi Jamur, *Transfer Learning*, *MobileNetV2*, *TensorFlow*, *CRISP-DM*.

### Abstract

*Mushrooms play an important role in food and health, but the morphological similarities between poisonous and non-poisonous mushrooms make accurate identification difficult. This study classifies poisonous and non-poisonous mushrooms in Indonesia using Transfer Learning with the MobileNetV2 architecture on TensorFlow. The research method follows the CRISP-DM stages, which include data collection, image preprocessing, model training, and performance evaluation. The MobileNetV2 model achieved an accuracy of 99.13%, precision of 99.49%, recall of 98.97%, and an F1-score of 99%. The accuracy and loss graphs show a stable performance improvement without overfitting. These results confirm the effectiveness of Transfer Learning using MobileNetV2 in identifying visual features of mushrooms. This model has the potential to be applied on web platforms or mobile applications as an automatic mushroom identification tool, reducing the risk of poisoning.*

**Keywords:** *Mushroom Classification, Transfer Learning, MobileNetV2, TensorFlow, CRISP-DM.*

## 1. Pendahuluan

Jamur memegang peranan yang signifikan dalam bidang pangan dan kesehatan, namun kemiripan morfologi antara jenis jamur beracun dan non-beracun seringkali menjadi hambatan dalam proses identifikasi. Dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan, pendekatan *Transfer Learning* menggunakan arsitektur *MobileNetV2* mulai diadopsi untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi citra jamur. Berdasarkan penelitian yang menerapkan metode *CRISP-DM*, model *MobileNetV2* mencatatkan performa unggul dengan akurasi 96,03%, diimbangi nilai *precision*, *recall*, serta *F1-score* di atas 95%. Temuan ini mengindikasikan efektivitas model tersebut dalam mengenali karakteristik visual jamur, sehingga layak untuk diimplementasikan dalam aplikasi web maupun mobile guna mendukung identifikasi jamur secara otomatis dan mengurangi potensi risiko keracunan [1]. Penelitian terkait ini mengembangkan model klasifikasi jamur beracun dan tidak beracun menggunakan *Transfer Learning* dengan arsitektur *MobileNetV2*. Model dibangun di *TensorFlow* dengan dataset citra yang sudah dinormalisasi dan diaugmentasi. Evaluasi menunjukkan performa tinggi berdasarkan akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil ini menegaskan efektivitas deep learning untuk identifikasi jamur otomatis dalam mencegah keracunan [2].

Penelitian sebelumnya mengkaji penggunaan kecerdasan buatan untuk mendeteksi jamur beracun dan tidak beracun dengan metode *CNN* dan *YOLOv5*, yang masing-masing mencapai akurasi 55% dan 91%. Hasil ini menunjukkan potensi pembelajaran mesin dalam identifikasi jamur, namun masih diperlukan peningkatan akurasi dan efisiensi. Dengan demikian, penelitian ini menerapkan *Transfer Learning* menggunakan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengembangkan sistem klasifikasi jamur yang lebih efektif [3]. Penelitian ini secara khusus mengintegrasikan *Deep Learning* melalui *Transfer Learning* pada model *CNN* untuk membedakan jamur beracun dan layak konsumsi. Empat model dasar dievaluasi dengan berbagai learning rate pada tahap *pre-training* dan *fine-tuning*. *MobileNetV2* memberikan akurasi tertinggi sebesar 92,19%, menunjukkan efektivitas metode ini dalam mengklasifikasikan jamur secara akurat dan membantu mencegah keracunan [4].

Penelitian terdahulu telah menerapkan model *Bayesian Network* yang dilengkapi dengan algoritma *Chow-Liu* dalam klasifikasi jamur beracun dan yang layak konsumsi. Model ini menggunakan 21 variabel independen dan satu variabel kelas, dengan sampel data sebanyak 8.124 *instance*. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi mencapai 98,66% pada tahap pelatihan dan 97,97% pada tahap pengujian, yang mengindikasikan kemampuan *Bayesian Network* dalam meraih akurasi tinggi pada tugas klasifikasi tersebut. Meskipun demikian, pendekatan ini terhambat oleh ketidakmampuannya mendeteksi fitur visual jamur secara langsung. Maka dari itu, penelitian ini mengembangkan metode *Transfer Learning* berbasis arsitektur *MobileNetV2* guna mengoptimalkan performa klasifikasi citra [5].

Penelitian terdahulu memanfaatkan arsitektur *MobileNetV3-Large* dalam mengklasifikasikan enam kelas genus jamur, yang meliputi spesies jamur beracun serta yang dapat dikonsumsi. Melalui penerapan teknik penyeimbangan data, modifikasi parameter stride, dan penambahan lapisan pada jaringan, model berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 99,81% pada 2.076 sampel data uji. Temuan ini mengindikasikan bahwa pengembangan arsitektur *MobileNet* efektif dalam meningkatkan performa klasifikasi citra jamur secara signifikan [6]. Penelitian ini menggabungkan pendekatan segmentasi berbasis warna dan bentuk dengan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan jamur Kuping dan Champignon. Dengan dataset 246 gambar beragam pencahayaan dan latar belakang, model dilatih selama 100 epoch menggunakan augmentasi data. Hasilnya, model mencapai akurasi 92% pada pengujian, menandakan efektivitas kombinasi segmentasi dalam meningkatkan akurasi klasifikasi jamur [7].

Penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi klasifikasi jamur beracun dan tidak beracun dengan analisis korelasi pada dataset dari *Kaggle.com* menggunakan jaringan saraf tiruan *Backpropagation*. Hasil menunjukkan variabel Bruises dan Ringtype tidak signifikan dan mengganggu, sehingga setelah dihapus, akurasi meningkat dari 97,97% menjadi 99,02%, menandakan penghapusan variabel berkorelasi tinggi memperbaiki kinerja model [8]. Penelitian ini memiliki keunggulan sebagai studi inovatif yang mengaplikasikan metode *Transfer Learning* dengan arsitektur *MobileNetV2* guna mengembangkan sistem klasifikasi jamur beracun dan tidak beracun di Indonesia secara tepat dan efisien.

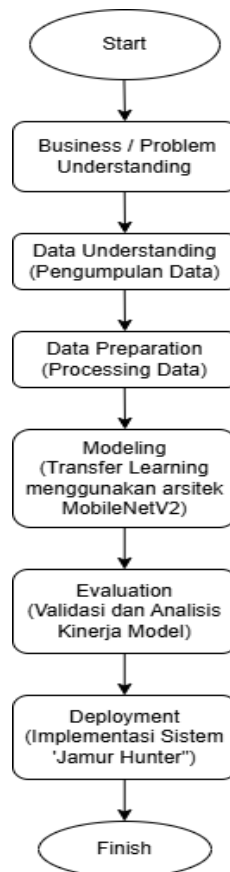
Indonesia merupakan salah satu negara dengan tingkat keanekaragaman hayati tertinggi di dunia, termasuk berbagai spesies jamur yang tumbuh di lingkungan dengan kelembapan tinggi. Sebagian dari jamur tersebut dapat dimanfaatkan sebagai sumber pangan, sementara sebagian lainnya bersifat toksik dan berisiko terhadap kesehatan manusia. Kesamaan karakteristik morfologi antara jamur yang beracun dan yang tidak sering menyebabkan kesalahan identifikasi secara manual. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan teknologi untuk klasifikasi jamur secara otomatis dengan tingkat akurasi tinggi. Metode *Deep Learning*, terutama *Convolutional Neural Network (CNN)*, telah menunjukkan efektivitasnya dalam tugas pengenalan citra.

Beberapa penelitian terdahulu juga telah mengadopsi metode serupa, seperti kombinasi segmentasi warna dan bentuk dengan *CNN* yang mencapai akurasi 92%, penggunaan *Bayesian Network* dengan akurasi 97,97%, serta aplikasi *YOLOv5* yang memperoleh akurasi 91%. Studi lain menggunakan *MobileNetV3-Large* untuk klasifikasi enam kelas genus jamur dengan akurasi mencapai 99,81%. Temuan tersebut mengindikasikan potensi signifikan dari kecerdasan buatan dalam proses identifikasi jamur. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dirancang untuk membangun model klasifikasi jamur beracun dan tidak beracun melalui penerapan *Transfer Learning* berbasis arsitektur *MobileNetV2* pada platform *TensorFlow*. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi proses pelatihan sekaligus menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi.

Penelitian ini memiliki relevansi dalam mendukung upaya pencegahan keracunan jamur, memperkuat keamanan pangan, serta memajukan penerapan kecerdasan buatan di bidang biologi dan kesehatan. Selain itu, model yang dikembangkan berpotensi diimplementasikan pada platform web maupun mobile agar masyarakat dapat mengenali jamur dengan cepat dan secara akurat.

## 2. Metode

Penelitian ini menerapkan Metode *CRISP-DM* (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai strategi dalam pengembangan model untuk mengklasifikasikan citra jamur beracun dan yang tidak beracun di Indonesia. Metode ini dipilih karena memiliki langkah-langkah terstruktur dalam proses pengolahan data, dimulai dari pemahaman masalah, pengumpulan dan pengolahan data, pengembangan model, hingga penilaian hasil. Pendekatan *CRISP-DM* dianggap cocok dengan karakteristik penelitian yang menekankan implementasi *Transfer Learning* berbasis arsitektur *MobileNetV2* pada platform *TensorFlow* guna menghasilkan sistem klasifikasi yang tepat dan efisien.



Gambar 1. Model Pengembangan Sistem Menggunakan Metode *CRISP-DM*

Sumber: Diadaptasi dari model *CRISP-DM* dan diolah penulis menggunakan *draw.io* (2025).

Tahapan *CRISP-DM* yang tercantum dalam tabel tersebut menggambarkan proses penelitian yang terstruktur, dimulai dari pemahaman masalah hingga implementasi model. Setiap tahap memiliki peran penting dalam memastikan pemahaman data yang mendalam, persiapan data yang optimal, serta penerapan teknik pemodelan yang tepat. Pendekatan ini memungkinkan pengembangan model *MobileNetV2* secara sistematis, sehingga menghasilkan klasifikasi jamur dengan tingkat akurasi tinggi dan siap diaplikasikan dalam sistem perangkat lunak.






**1. Business / Problem Understanding**




Tahap ini difokuskan pada identifikasi serta pemahaman mendalam terhadap isu pokok yang menjadi sasaran penyelesaian dalam penelitian. Dalam penelitian ini menyoroti tantangan dalam membedakan jamur beracun da tidak beracun, yang disebabkan oleh kemiripan ciri morfologinya. Dengan demikian, diperlukan pengembangan sistem klasifikasi berbasis kecerdasan buatan (AI) yang dapat mengenali jenis jamur secara otomatis dengan tingkat akurasi optimal.

**2. Data Understanding (Pengumpulan Data)**

Pada tahap *data understanding*, dilakukan identifikasi dan pemahaman terhadap karakteristik awal dataset yang dimanfaatkan dalam penelitian ini. Dataset tersebut mencakup serangkaian citra jamur dari berbagai genus, mencakup jamur beracun maupun yang dapat dikonsumsi. Setiap citra menunjukkan variasi dalam hal warna, bentuk, tekstur, serta kondisi pencahayaan, sehingga diperlukan analisis awal guna menjamin bahwa data tersebut relevan secara substansial dan representatif dengan baik. Informasi mengenai jenis jamur dalam dataset dirangkum dalam tabel, yang bertujuan menyajikan gambaran komprehensif tentang kelas-kelas jamur yang menjadi target klasifikasi model . Tabel 1 memperlihatkan daftar citra beserta genus jamur yang menjadi fokus penelitian.

Tabel 1. Citra Jamur

No	Nama Citra	Jamur Citra
1	<i>Genus Gyromitra</i>	
2	<i>Amanita phalloides</i>	
3	<i>Pholiotina rugosa</i>	
4	<i>Amanita muscaria</i>	
5	<i>Calvatia gigantea</i>	

6	Flammulina filiformis	
7	Auricularia auricula-judae	
8	Pleurotus ostreatus	

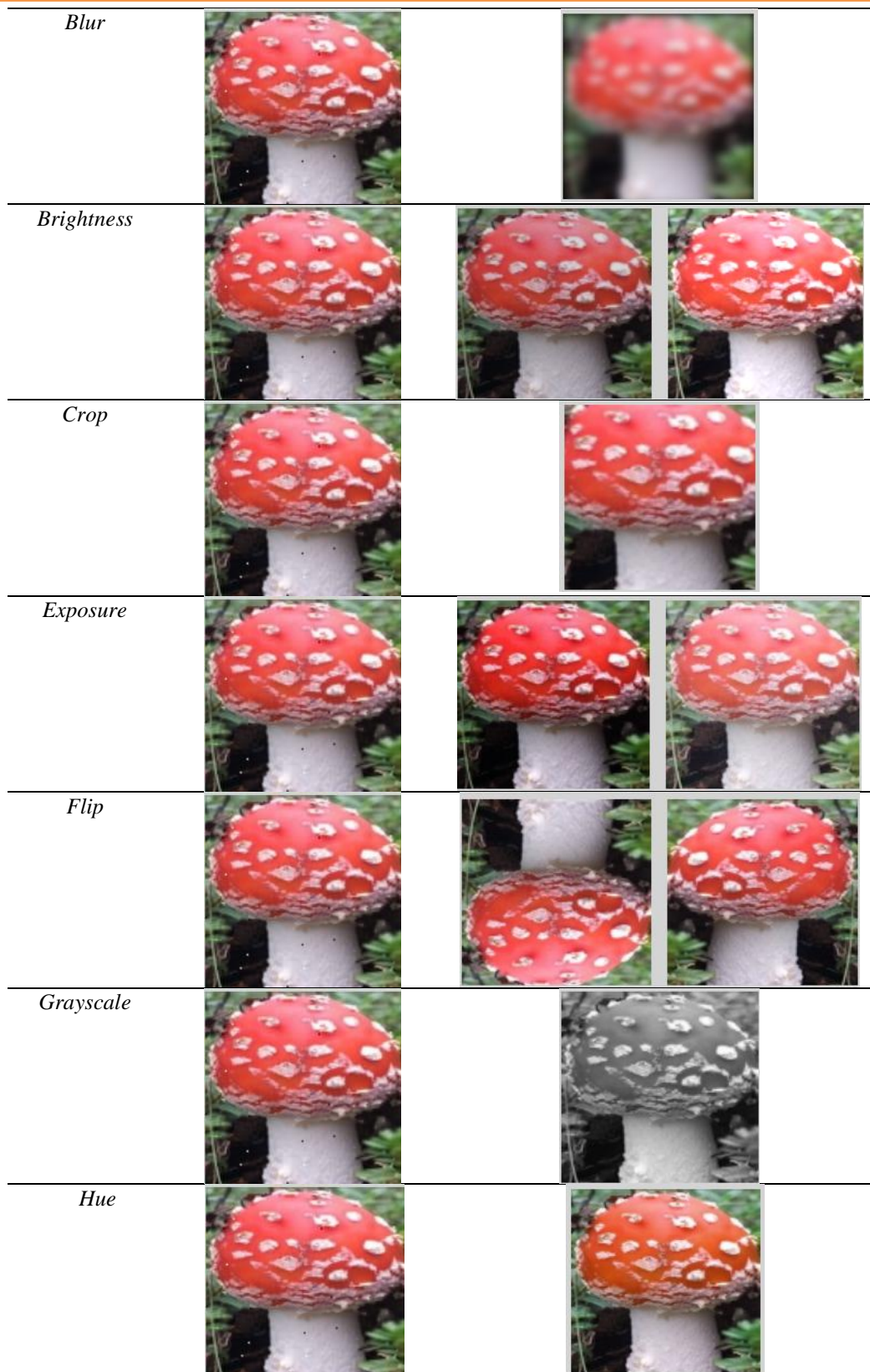
Berdasarkan tabel yang disajikan, dataset mencakup berbagai genus jamur dengan karakteristik visual yang beragam, mulai dari spesies beracun seperti *Amanita phalloides* dan *Pholiotina rugosa* hingga spesies yang dapat dikonsumsi seperti *Pleurotus ostreatus* dan *Auricularia auricula-judae*. Keanekaragaman kelas dan variasi citra ini menimbulkan tantangan dalam proses klasifikasi, terutama karena kemiripan morfologi antara jamur beracun dan tidak beracun. Oleh sebab itu, pemahaman mendalam terhadap struktur dan karakteristik data sejak awal menjadi langkah krusial agar model yang dikembangkan dapat mengoptimalkan pembelajaran fitur visual sebelum tahap pemrosesan data (*Data Preparation*).

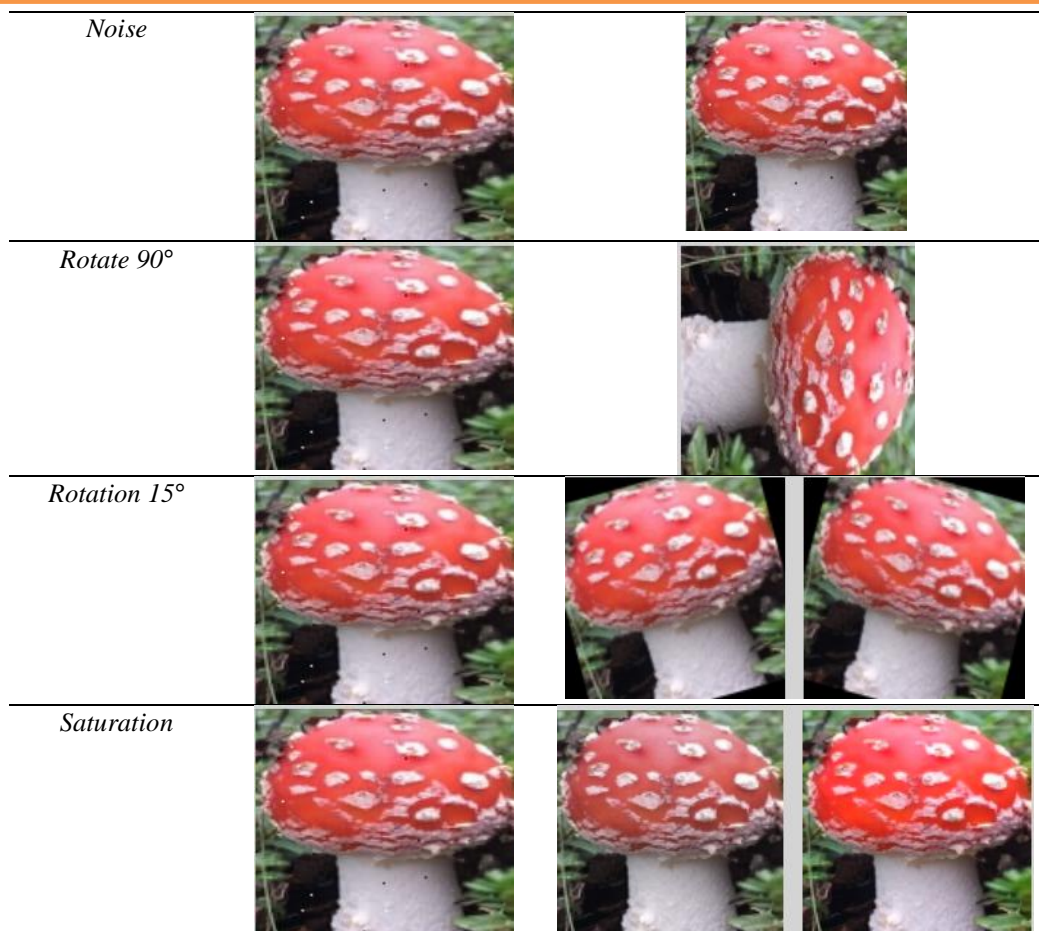
### 3. Data Preparation (Preprocessing Data)

Proses persiapan data menjadi tahapan esensial dalam penelitian ini guna menjamin kualitas dataset mencapai standar optimal bagi pelatihan model. Dalam penelitian ini, data berupa citra jamur mengalami serangkaian langkah pra-pemrosesan yang mencakup normalisasi ukuran citra, penyesuaian skala warna, serta penerapan teknik augmentasi data. Teknik augmentasi ini secara khusus dirancang untuk memperkaya keragaman dataset, sehingga model mampu beradaptasi lebih baik terhadap variasi iluminasi, posisi objek, serta atribut visual jamur yang bervariasi. Selain itu, proses ini juga berperan dalam mengurangi risiko *overfitting*, khususnya ketika dataset berukuran terbatas. Parameter augmentasi yang digunakan pada data pra dan pasca-pemrosesan disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Augmentasi Data

Parameter	Sebelum Augmentasi	Sesudah Augmentasi
<i>Shear 10°</i>		





Berdasarkan tabel yang disajikan, proses augmentasi memberikan kontribusi signifikan dalam memperkaya variasi fitur visual pada dataset. Berbagai teknik augmentasi seperti rotasi, perubahan *brightness*, *flipping*, serta penambahan *noise* diterapkan untuk memungkinkan model belajar dari citra dalam berbagai kondisi. Hal ini meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mencegah model bergantung pada pola spesifik dalam citra asli, serta menjamin akurasi prediksi yang akurat terhadap data baru yang belum pernah di observasi sebelumnya. Oleh karena itu, tahap persiapan data menjadi elemen esensial yang menjamin kualitas input pelatihan, sehingga mendukung optimalisasi performa model secara keseluruhan.

#### 4. Modeling (Transfer Learning menggunakan arsitektur MobileNetV2)

Penelitian ini mengimplementasikan *Transfer Learning* dengan memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* yang dilakukan *train-ing* untuk klasifikasi sembilan kelas jamur. Model dilatih selama 20 *epoch* menggunakan fungsi *loss Categorical Cross Entropy*, *optimizer Adam*, serta didukung oleh teknik augmentasi untuk mengurangi risiko *overfitting*. Evaluasi hasil pelatihan menunjukkan performa yang memuaskan, sehingga *MobileNetV2* dinilai efektif dan andal untuk klasifikasi jenis jamur dalam aplikasi Jamur Hunter.

#### 5. Evaluation (Validasi dan Analisis Kinerja Model)

Pada fase evaluasi ini, kinerja model diukur melalui penerapan data pengujian. Metode evaluasi mencakup perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai efektivitas model dalam membedakan jamur beracun dan tidak beracun. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* memperoleh akurasi tertinggi sebesar 99,13%, yang menunjukkan bahwa model tersebut berfungsi secara efektif dan konsisten.

1) Akurasi

Akurasi didefinisikan sebagai ukuran ketepatan prediksi keseluruhan yang dicapai oleh suatu model, yakni rasio antara jumlah prediksi yang tepat terhadap keseluruhan data uji yang dievaluasi.

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

Dimana:

TP (*True Positive*): Jumlah kasus positif yang secara akurat diklasifikasikan sebagai positif oleh model prediksi. Sebagai ilustrasi, ini mencakup jamur beracun yang berhasil diidentifikasi sebagai beracun.

TN (*True Negative*): Menunjukkan jumlah kasus negatif yang tepat diprediksi sebagai negatif oleh model. Contohnya: Jamur non beracun yang benar-benar terdeteksi sebagai tidak beracun.

FP (*False Positive*): Menggambarkan jumlah kasus positif yang secara salah diprediksi sebagai negatif. Contohnya: Jamur tidak beracun yang salah diprediksi beracun.

FN (*False Negative*): Jumlah kasus positif yang secara salah diprediksi sebagai negatif. Contohnya: Jamur beracun yang keliru diklasifikasikan sebagai tidak beracun.

2) *Loss Function*

Fungsi Loss yang digunakan adalah *Categorical Cross-Entropy*, yakni ukuran ketidaksesuaian antara distribusi label sebenarnya dan output prediksi model, sehingga dapat mengevaluasi tingkat kesalahan prediksi sepanjang proses pelatihan

3) *Precision*

*Precision* merupakan ukuran ketepatan model prediksi terhadap kelas positif, yang mencerminkan rasio prediksi positif yang secara faktual tepat.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

4) *Recall*

*Recall* menggambarkan sensitivitas model dalam mendeteksi seluruh sampel benar pada kelas tertentu.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

5) *F1-Score*

*F1-Score* merupakan bentuk rata-rata harmonik dari *precision* serta *recall*, memberikan ukuran keseimbangan antara keduanya.

$$F1 - Score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (4)$$

6) *Epoch*

*Epoch* adalah satu siklus lengkap pemrosesan keseluruhan dataset pelatihan oleh model. Pada pelatihan yang didokumentasikan dalam jurnal tersebut, pelatihan model dilakukan selama 20 *epoch*, sehingga seluruh data pelatihan dimanfaatkan sebanyak 20 kali.

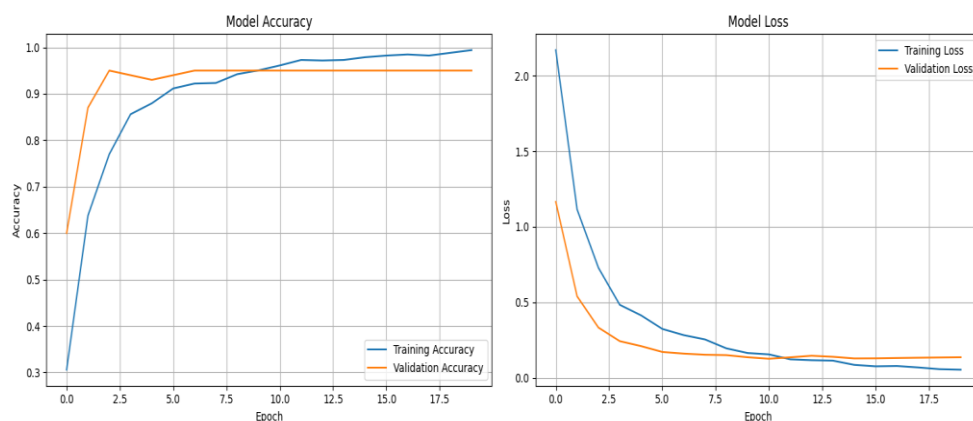
## 6. Deployment (Implementasi Sistem Jamur Hunter)

Tahap akhir dari metodologi *CRISP-DM* adalah penerapan model pada lingkungan operasional. Setelah menjalani tahap pelatihan serta pengujian yang teliti, model tersebut diwujudkan menjadi aplikasi berbasis web dan perangkat seluler bernama *Jamur Hunter*. Aplikasi ini dirancang untuk memberikan kemampuan identifikasi otomatis bagi masyarakat terhadap berbagai jenis jamur, sehingga berkontribusi pada pencegahan kasus keracunan dan penguatan keamanan pangan di Indonesia.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* melalui metode *Transfer Learning* guna mengklasifikasikan beragam spesies jamur berdasarkan citra visual. Model dilatih dengan arsitektur *MobileNetV2* dan metode *Transfer Learning* untuk mengklasifikasikan jenis jamur dari citra visual. Selama tahap pelatihan model, nilai akurasi dan loss pada kumpulan data pelatihan serta validasi dipantau secara berkelanjutan guna menilai kapabilitas model dalam mendeteksi pola pada citra jamur. Pengamatan metrik akurasi serta loss pada kumpulan data pelatihan dan validasi dilakukan guna mengevaluasi kinerja model. Grafik akurasi dan loss digunakan sebagai indikator utama dalam menilai stabilitas dan efektivitas proses pelatihan. Grafik tersebut berfungsi sebagai indikator stabilitas dan efektivitas pelatihan. Perubahan nilai-nilai tersebut selama *epoch* menunjukkan bagaimana model beradaptasi terhadap data dan mencapai keseimbangan antara kemampuan belajar (*learning ability*) dan generalisasi. Perubahan nilai selama *epoch* mencerminkan adaptasi dan keseimbangan antara pembelajaran dan generalisasi. Perkembangan nilai akurasi serta *loss* sepanjang tahap pelatihan divisualisasikan dalam Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Grafik Akurasi dan Loss Model *MobileNetV2* Selama Proses Pelatihan

Berdasarkan Gambar 1, hasil evaluasi menunjukkan bahwa tingkat akurasi model meningkat secara bertahap dan konsisten hingga mencapai titik konvergensi, dimana akurasi pada data pelatihan menyentuh 99,13% serta akurasi pada data validasi mencapai 95%. Selain itu, nilai loss untuk data pelatihan terus merosot ke angka 0,0264 sementara loss pada data validasi tercatat sebesar 0,1262 yang mencerminkan berkurangnya tingkat kesalahan prediksi seiring dengan penambahan jumlah *epoch*. Pola peningkatan akurasi yang teratur disertai penurunan *loss* yang terkendali ini menggarisbawahi kemampuan model dalam menyerap fitur-fitur khas citra jamur secara optimal tanpa tanda-tanda *overfitting*. Dengan demikian, arsitektur *MobileNetV2* terbukti efektif dalam membentuk model klasifikasi jamur yang efisien dan akurat untuk membedakan antara jamur beracun dan tidak beracun.

### 3.2 Evaluasi Kinerja Model

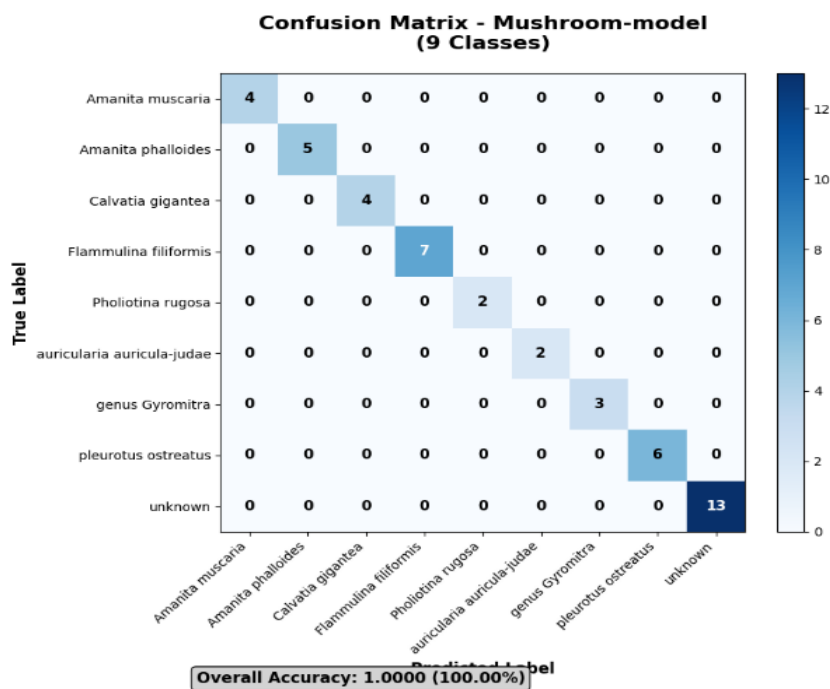
Tahap evaluasi kinerja model difokuskan pada pengukuran sejauh mana *MobileNetV2* mampu mengklasifikasikan beragam jenis jamur dengan tingkat ketepatan yang optimal. Penelitian ini memanfaatkan metrik-metrik utama seperti *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy* yang dihitung

secara terpisah untuk setiap kategori jamur. Hasil evaluasi berdasarkan prediksi model pada setiap kelas jamur disajikan dalam Tabel 3 berikut.

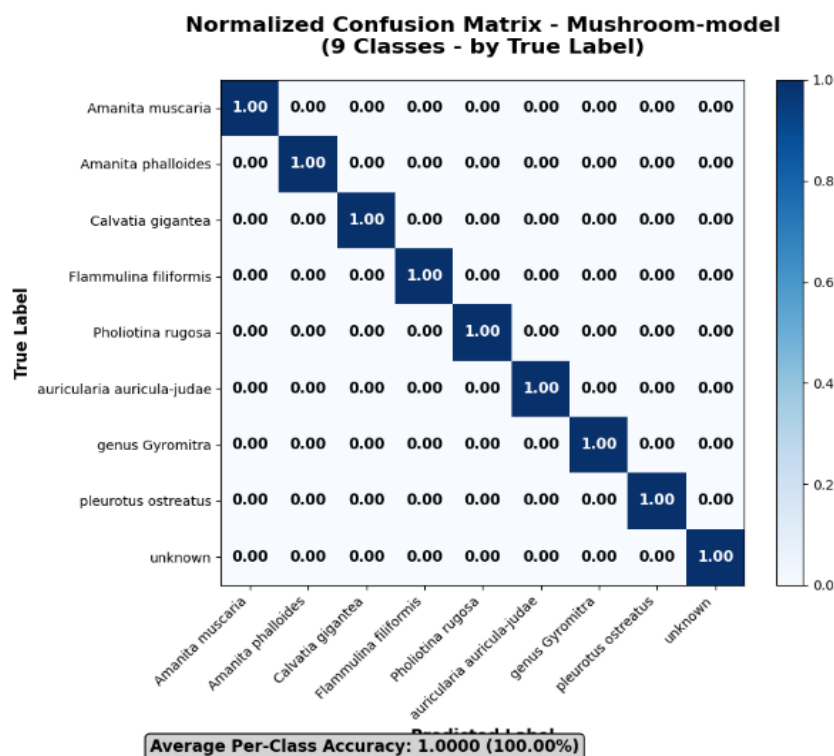
Tabel 3. Hasil Evaluasi Model Berdasarkan Kelas Jamur

No	Jenis Jamur	Precision	Recall	F1-Store	Accuracy
1	<i>Amanita muscaria</i>	1.00	1.00	1.00	100%
2	<i>Amanita phalloides</i>	1.00	1.00	1.00	100%
3	<i>Calvatia gigantea</i>	1.00	1.00	1.00	100%
4	<i>Flammulina filiformis</i>	1.00	1.00	1.00	100%
5	<i>Pholiotina rugosa</i>	1.00	1.00	1.00	100%
6	<i>Auricularia auricula-judae</i>	1.00	1.00	1.00	100%
7	Genus <i>Gyromitra</i>	1.00	1.00	1.00	100%
8	<i>Pleurotus ostreatus</i>	1.00	1.00	1.00	100%
9	Unknown Class	1.00	1.00	1.00	100%

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Tabel 3, seluruh kelas jamur mencapai nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy* sebesar 100%. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa model berhasil mengklasifikasikan seluruh jenis jamur secara akurat sempurna, tanpa menunjukkan satupun kesalahan prediksi di kategori manapun. Konsistensi hasil evaluasi pada semua metrik menegaskan bahwa *MobileNetV2* memiliki kemampuan yang unggul dalam mengekstraksi ciri visual jamur, baik untuk kelas dengan karakteristik morfologi yang berbeda maupun yang memiliki kemiripan bentuk. Dengan demikian, model ini menunjukkan performa generalisasi yang optimal dan sangat andal dalam membedakan antara jamur beracun dan tidak beracun pada dataset yang digunakan .



Gambar 2. Final Model Confusion Matrix  
Sumber: dari framework TensorFlow



Gambar 3, Normalized Confusion Matrix  
Sumber: dari framework TensorFlow

Berdasarkan analisis data yang tergambar pada Gambar 2 dan Gambar 3, model yang telah dirancang mampu mengklasifikasikan semua kelas jamur dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Setiap kelas, yakni *Amanita muscaria*, *Amanita phalloides*, *Calvatia gigantea*, *Flammulina filiformis*, *Pholiotina rugosa*, *Auricularia auricula-judae*, *Genus Gyromitra*, serta *Pleurotus ostreatus*, menunjukkan nilai akurasi sebesar 100% pada Final Model *Confusion Matrix* maupun *Normalized Confusion Matrix*. Tidak terdapat kesalahan klasifikasi antar kelas, yang mengindikasikan kemampuan model dalam mengenali pola visual dan ciri morfologis tiap jenis jamur secara sangat baik. Secara kuantitatif, model mencapai akurasi keseluruhan 100%, dengan nilai *precision 100%*, *recall 100%*, dan *F1-score 100%*. Hasil ini menegaskan kemampuan model untuk melakukan klasifikasi citra jamur dengan tingkat kesalahan yang sangat minimal. Kesalahan klasifikasi yang terjadi terbatas pada sejumlah kecil citra yang memiliki kesamaan morfologi dan warna antara jamur beracun dan jamur konsumsi. Secara komprehensif, hasil ini menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* dengan metode *Transfer Learning* mampu menghasilkan tingkat akurasi dan konsistensi yang akurat terhadap beragam kelas jamur yang telah diuji.

Selain disajikan melalui *Confusion Matrix*, hasil evaluasi model juga dipaparkan dalam tabel ringkasan guna memperjelas kinerja model pada setiap kelas jamur yang dianalisis. Tabel tersebut menyajikan indikator pokok dalam evaluasi performa klasifikasi yang mencakup nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada setiap kelas. Dengan adanya ringkasan ini, analisis yang lebih komprehensif dapat dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali citra jamur secara konsisten pada seluruh kelas yang diuji.

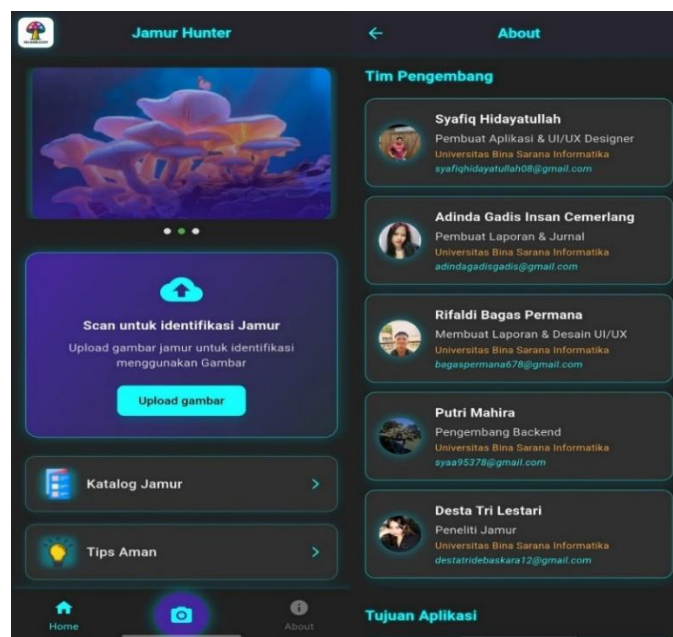
Tabel 4. Ringkasan *Confusion Matix* model *MobileNetV2*

Kelas Jamur	Prediksi Benar	Prediksi Salah	Akurasi Kelas(%)
<i>Amanita muscaria</i>	4	0	100
<i>Amanita phalloides</i>	5	0	100
<i>Calvatia gigantea</i>	4	0	100
<i>Flammulina filiformis</i>	7	0	100
<i>Pholiotina rugosa</i>	2	0	100
<i>Auricularia auricula-judae</i>	2	0	100
<i>Genus Gyromitra</i>	3	0	100
<i>Pleurotus ostreatus</i>	6	0	100
<i>Unknown</i>	13	0	100

Berdasarkan data yang disajikan pada Tabel 4, seluruh kelas jamur memperoleh tingkat akurasi mencapai 100%. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan setiap citra jamur dengan tingkat ketepatan yang sempurna. Tidak ditemukan kesalahan prediksi antar kelas, baik pada jamur beracun maupun jamur yang dapat dikonsumsi. Temuan ini mengindikasikan bahwa arsitektur *MobileNetV2* dengan pendekatan *Transfer Learning* memiliki kemampuan untuk mengenali fitur visual jamur secara konsisten dan akurat, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

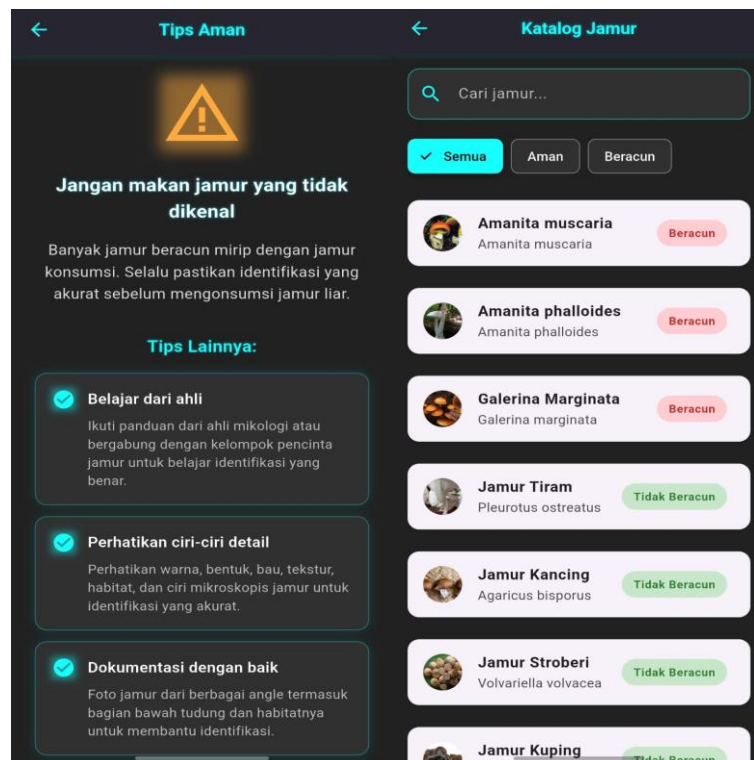
### 3.3 Implementasi Sistem Aplikasi “Jamur Hunter”

Implementasi sistem aplikasi Jamur Hunter mengintegrasikan model *MobileNetV2* untuk mengidentifikasi jamur beracun dan tidak beracun secara otomatis berdasarkan gambar yang diunggah pengguna. Aplikasi ini dikembangkan melalui pendekatan desain berbasis pengguna dengan antarmuka yang ringkas, sehingga memungkinkan aksesibilitas bagi beragam kelompok pengguna. Fitur utama meliputi pemindaian citra, katalog jamur, panduan konsumsi aman, dan informasi aplikasi, serta dioptimalkan untuk perangkat *mobile* dengan tampilan yang modern dan responsif



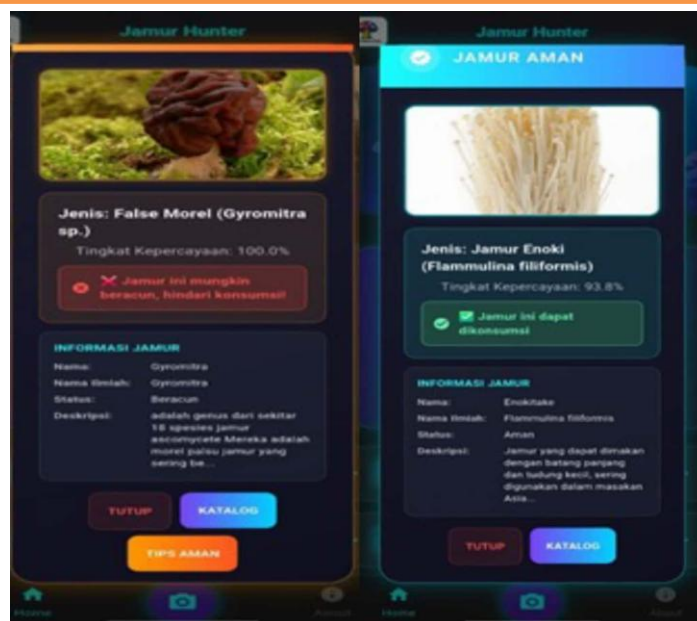
Gambar 4. Tampilan Menu Utama dan Halaman Tentang Aplikasi *Jamur Hunter*

Gambar 4 menampilkan antarmuka utama aplikasi *Jamur Hunter* menyajikan menu dengan struktur yang sistematis dan informatif. Pengguna diberikan akses langsung ke fitur-fitur utama, seperti mengunggah gambar jamur untuk dianalisis, meninjau hasil klasifikasi, serta mengakses katalog informasi terkait jamur. Desain visual dirancang dengan menitikberatkan pada kemudahan navigasi serta kejelasan tampilan guna memastikan pengguna dapat memahami fungsi setiap fitur secara optimal. Selain itu, penataan tombol dan teks dilakukan secara proporsional untuk menunjang kemudahan interaksi pada perangkat desktop maupun mobile.



Gambar 5. Tampilan Fitur Katalog Jamur dan Tips Aman pada Aplikasi Jamur Hunter

Gambar 5 memperlihatkan halaman katalog jamur beserta fitur panduan keamanan yang tersedia. Katalog jamur menyajikan daftar lengkap berbagai spesies jamur, termasuk nama ilmiah, ilustrasi visual, serta klasifikasi berdasarkan status keamanan konsumsi (beracun atau tidak beracun). Sedangkan fitur panduan keamanan berfungsi sebagai sumber informasi umum yang memberikan petunjuk praktis dalam mengidentifikasi jamur yang aman untuk dikonsumsi serta langkah-langkah pencegahan keracunan. Antarmuka dirancang secara interaktif untuk memudahkan akses informasi secara cepat dan efisien bagi pengguna.



Gambar 6. Tampilan Fitur Scan Jamur Aman dan Beracun pada Aplikasi Jamur Hunter

Gambar 6 memperlihatkan fitur Scan Jamur ketika diklik, akan mengakses kamera pengguna. Ketika pengguna memfoto gambar jamur akan teridentifikasi hasil dari gambar jamur tersebut. Apakah beracun atau tidak beracun Dan akan menampilkan nama jamur,dekrripsi,nama ilmiah. Pengguna juga bisa mengakses katalog dan tips aman.

Tabel 5. Hasil Uji Inferensi Model *MobileNetV2* pada Berbagai Perangkat *Mobile*

Perangkat	RAM(GB)	Processor	Waktu Inferensi (detik)	Akurasi (%)
Samsung A14	6	Media Tek Helio G80	2,80	99,9%
Samsung A04	4	MediaTek Helio P35	8,19	98,6%
IQOO 11	16	Snapdragon 8 Gen 2	0,47	98,1%
POCO C85	6	MediaTek Helio G81	3,97	97,0%
Realme 9	8	Snapdragon 680	4,18	99,0%

### 3.4 Pembahasan

Pengguna pendekatan *Transfer Learning* berbasis arsitektur *MobileNetV2* menunjukkan efektivitas yang tinggi dalam peningkatan ketepatan klasifikasi citra jamur. Pencapaian akurasi sebesar 99,13% menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang mengandalkan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* konvensional maupun arsitektur lain seperti *YOLOv5* dan *Bayesian Network*. Keberhasilan model ini didukung oleh kemampuan *MobileNetV2* dalam mengekstraksi fitur visual melalui mekanisme *depthwise separable convolution* dan *residual connection*, yang memungkinkan proses komputasi menjadi lebih efisien tanpa mengurangi akurasi. Selain itu, penerapan augmentasi data secara terstruktur memperkaya variasi dataset sehingga meningkatkan adaptabilitas model terhadap kondisi citra yang beragam, seperti variasi pencahayaan dan orientasi objek.

Penelitian ini juga membuktikan bahwa penerapan metode *Transfer Learning* dapat menghasilkan performa optimal meskipun menggunakan dataset yang terbatas, dikarenakan model memanfaatkan bobot awal yang sudah dilatih pada data berskala besar, seperti *ImageNet*. Dengan demikian, efisiensi pelatihan dapat meningkat dan waktu komputasi dapat dikurangi secara signifikan. Secara praktis, sistem klasifikasi ini memiliki potensi untuk diterapkan dalam *Jamur Hunter*, sebuah platform berbasis web dan mobile

yang dirancang guna membantu pengguna dalam mengenali jenis jamur secara cepat dan akurat. Aplikasi tersebut diharapkan dapat mendukung upaya pencegahan keracunan jamur, meningkatkan keamanan pangan, serta mendorong implementasi kecerdasan buatan dalam bidang bioteknologi dan kesehatan masyarakat.

## 4. Kesimpulan dan Saran

### 4.1 Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan keberhasilan pemanfaatan metode *Transfer Learning* berbasis arsitektur *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan jamur beracun dan tidak beracun yang tercapai melalui tingkat akurasi yang sangat memadai, yaitu mencapai 100%. Model yang dikembangkan memperlihatkan performa yang konsisten tanpa tanda-tanda *overfitting* dan menghasilkan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat minimal. Selain itu, implementasi sistem pada aplikasi *Jamur Hunter* terbukti efektif dalam mendukung proses identifikasi jamur secara cepat dan akurat.

### 4.2 Saran

Penelitian selanjutnya disarankan memanfaatkan kumpulan data yang lebih luas dan variatif, sehingga model mampu menggeneralisasi dengan lebih baik terhadap beragam spesies jamur. Selain itu, pengujian harus dilakukan pada kondisi pencahayaan yang menantang, seperti bayangan kuat, intensitas cahaya yang fluktuatif, dan latar belakang yang kompleks, untuk menjamin akurasi model dalam situasi dunia nyata. Pengembangan lebih lanjut juga dapat mengeksplorasi penerapan arsitektur model yang lebih ringan, seperti *MobileNetV3*, *EfficientNet-Lite*, atau *ShuffleNet*, agar kinerja aplikasi pada perangkat mobile tetap optimal meskipun berjalan di perangkat dengan spesifikasi rendah. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan ketahanan, efisiensi, dan keandalan sistem dalam implementasi aplikasi *Jamur Hunter* di masa depan dan menambahkan fitur untuk scan secara *real-time*.

## Daftar Pustaka

- [1] H. A. Ali Hasan, R. Siwi Pradini, and M. Anshori, "Klasifikasi Spesies Jamur Beracun *Agaricus Xanthodermus* dan *Amanita Muscaria* Menggunakan Transfer Learning dengan Arsitektur *MobileNetV2*," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 5, no. 9, pp. 2443–2451, 2025, doi: 10.52436/1.jpti.785.
- [2] M. R. Ramadhani, "Penerapan Transfer Learning *MobileNetV2* untuk Deteksi Jamur Beracun Menggunakan Convolutional Neural Network," no. December, pp. 0–5, 2024, doi:10.13140/RG.2.2.24170.63689.
- [3] N. Fajria, dan Yulindon, J. Teknik Elektro, P. Negeri Padang, J. Limau Manih Padang, and C. Author, "Deteksi Jamur Beracun dan Tidak Beracun Menggunakan CNN dan YOLO," *Elektron J. Ilm.*, vol. 16, no. 1, pp. 14–21, 2024.
- [4] E. I. Haksoro and A. Setiawan, "Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network," *J. ELTIKOM*, vol. 5, no. 2, pp. 81–91, 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i2.428.
- [5] M. G. Wahdini, A. Lawi, and others, "Klasifikasi Jamur dapat Dikonsumsi dan Beracun Menggunakan Model Bayesian Network," *Semin. Nas. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 234–238, 2023.
- [6] I. P. Putra and R. Hermawan, "Identifikasi Jamur Beracun *Clitocybe* sp. di Gresik, Indonesia (Studi Kasus)," *Media Penelit. dan Pengemb. Kesehat.*, vol. 31, no. 2, pp. 119–124, 2021, doi: 10.22435/mpk.v31i2.4352.
- [7] N. D. Salsabila, Y. Pranajelita, E. Erdiyanto, A. Rafi, and H. Maulana, "Deteksi Jamur Kuping dan *Champignon* Menggunakan Segmentasi Warna dan Bentuk Berbasis Metode Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 4, pp. 45–49, 2024.
- [8] A. Hermawan and A. P. Wibowo, "Implementasi Korelasi untuk Seleksi Fitur pada Klasifikasi Jamur Beracun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. INTEK*, vol. 5, no. 1, pp. 63–67, 2022.

- [9] Y. P. Permana, *Kecerdasan Buatan: Mengubah Dunia dengan Teknologi*, Jawa Barat: CV.Mega Press Nusantara, 2025.
- [10] R. Rustiyana , M. C. M. Lase, N. Imamah, O. Yendri and L. Judijanto, *Pengolahan Citra Digital: Digital Image Processing*, Jambi: Penerbit Buku Sonpedia, 2025.
- [11] P. D. Kusuma, *Machine Learning Teori, Program, Dan Studi Kasus*, Yogyakarta: CV Budi Utama, 2020.