

IDENTIFIKASI JENIS JAMUR MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* DAN *RANDOM FOREST*

Aditama Muhammad Al Farhan

Program Studi Teknik Informatika, Universitas PGRI Madiun

email: aditama2005101037@mhs.unipma.ac.id

Abstract: *Mushrooms are highly respected foods because of their different cell structures, tastes, aromas, and nutritional values. Therefore, distinguishing between poisonous and non-poisonous mushrooms will be difficult because their appearance is almost the same. Mistakes in identifying mushrooms have a harmful impact on human health who consume mushrooms for food. Therefore, research on mushrooms is important to group which types of mushrooms are dangerous and poisonous so that people know which mushrooms are suitable for consumption. Judging from the formulation of the problem above, the purpose of the research is to classify mushroom types based on images using the Convolutional Neural Network (CNN) and Random Forest (RF) methods. In this research, the system development method used is Extreme Programming (XP). XP is a software development methodology that emphasizes adaptation to changing requirements through short development cycles and rigorous technical practices. The results of the study showed that the CNN and RF methods were able to achieve an accuracy level of 100%. This shows that the effectiveness of these methods in identifying mushroom types based on images. This study shows that the CNN and RF methods can be used effectively to identify mushroom types from images and provide an adequate level of accuracy. However, this study requires the development of applications using the CNN method because this method is included in the deep learning section.*

Keywords: *convolutional neural network, random forest, mushrooms*

Abstrak: Jamur makanan yang sangat dihormati karena struktur sel, rasa, aroma, dan nilai gizinya yang berbeda. Maka dari itu untuk membedakan jenis jamur yang beracun dan tidak beracun akan menjadi sulit karena tampilannya yang hampir sama. Kesalahan dalam mengidentifikasi jamur menimbulkan dampak yang berbahaya dalam kesehatan manusia yang mengkonsumsi jamur untuk dimakan. Oleh sebab itu penelitian tentang jamur penting untuk mengelompokkan mana jenis jamur yang berbahaya dan beracun sehingga masyarakat tahu jamur yang layak konsumsi. Dilihat dari rumusan masalah di atas, tujuan penelitian dari klasifikasi jenis jamur berdasarkan citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Random Forest* (RF). Pada penelitian ini, metode pengembangan sistem yang digunakan adalah Extreme Programming (XP). XP adalah metodologi pengembangan perangkat lunak yang menekankan adaptasi terhadap perubahan kebutuhan melalui siklus pengembangan yang singkat dan tindakan teknis yang ketat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode CNN dan RF mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa efektivitas metode tersebut dalam mengidentifikasi jenis jamur berdasarkan dari citra penelitian ini menunjukkan bahwa metode CNN dan RF dapat digunakan secara efektif untuk mengidentifikasi jenis jamur dari gambar dan memberikan tingkat akurasi yang memadai. Namun dalam penelitian ini diperlukan pembangunan aplikasi menggunakan metode CNN dikarenakan metode tersebut termasuk dalam bagian deep learning.

Kata kunci: *convolutional neural network, random forest, jamur,*

Pendahuluan

Jamur adalah makanan yang sangat dihormati karena struktur sel, rasa, aroma, dan nilai gizinya yang berbeda. Mereka mengandung banyak protein, amina, asam amino bebas, asam nukleat, dan kitin, yang menjadikannya bahan yang banyak dicari di berbagai masakan di seluruh dunia [1].

Dalam sepuluh tahun terakhir (periode 2010-2020), tercatat 76 kasus keracunan akibat memakan jamur liar di Indonesia, total akumulasi korban 550 orang, 9 orang diantaranya meninggal dunia [2]. Hal ini menunjukkan pentingnya pengetahuan tentang jamur agar masyarakat mengetahui cara pemanfaatannya sesuai dengan kebutuhannya [3]. Identifikasi jenis jamur secara digital merupakan salah satu cara untuk memberikan informasi kepada masyarakat atau masyarakat yang ingin mengetahui jamur mana yang aman dikonsumsi dan mana yang tidak. [4].

Untuk memudahkan masyarakat dalam mengidentifikasi jenis jamur yang beracun dan tidak beracun maka dibutuhkanlah sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi jenis jamur dengan mudah yaitu *image classification*. Dalam bidang *image classification*, ada beberapa metode untuk mengidentifikasi jenis jamur yang beracun dan tidak beracun berdasarkan citra diantaranya yaitu metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan metode *Random Forest*. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah algoritma *Deep Learning* yang dapat menangkap *input image* atau gambar, menetapkan signifikansi (bobot yang dapat dipelajari) ke dalam aspek atau objek yang berbeda pada gambar, dan memisahkannya satu sama lain [5]. Sedangkan *Random Forest* adalah metode klasifikasi yang dilakukan dengan mengembangkan metode pohon keputusan berdasarkan pemilihan atribut secara acak pada setiap node untuk menentukan klasifikasi. Proses klasifikasi berdasarkan suara terbanyak dari pohon keputusan itu sendiri [6].

Terdapat penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dan *Random Forest* untuk sistem identifikasi tertentu. Penelitian yang dilakukan menggunakan berbagai jenis data dan model identifikasi yang sesuai dengan kebutuhan. Penelitian serupa yang dilakukan Kurniadi dkk mengenai metode *Convolutional Neural Network* yang digunakan untuk mengklasifikasi topeng Cirebon. Penelitian dengan judul "Klasifikasi Topeng Cirebon Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*" ini mendapatkan hasil bahwa pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa metode CNN mampu mengklasifikasi topeng Cirebon dengan tingkat akurasi 99% [7].

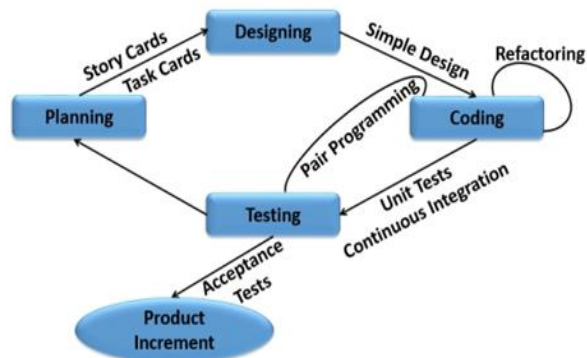
Penelitian lain yang serupa dilakukan oleh Syahputra dan Wibowo pada tahun 2020 mengenai metode *Convolutional Neural Network* yang digunakan untuk mengklasifikasi Genus tanaman anggrek. Penelitian dengan judul "Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek berdasarkan Citra Kuntum Bunga Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)" ini mendapatkan hasil bahwa pengujian yang dilakukan mampu mengklasifikasi Genus tanaman anggrek dengan tingkat akurasi 97%. Pada penelitian ini menggunakan data 900 citra jenis Genus anggrek yang dikategorikan empat kelas yaitu *Cattleya*, *Dendrobium*, *Oncidium* dan *Phalaenopsis* [8].

Penelitian serupa mengenai metode *Random Forest* dapat digunakan untuk mengukur tingkat keparahan penyakit pada daun apel. Penelitian dengan judul "Penerapan *Random Forest* untuk mengukur tingkat keparahan penyakit pada daun apel". Pada penggunaan dataset sebanyak 85-15 dengan 50 pohon keputusan. Pada tahap training menunjukkan hasil akurasi sebesar 99,9496% sedangkan pada tahap testing menunjukkan akurasi 66-76% [9].

Penelitian lain yang serupa mengenai metode *Random Forest* dapat digunakan untuk klasifikasi awal resiko awal diabetes melitus. Penelitian ini dengan judul "Klasifikasi Menggunakan Metode *Support Vector Machine* dan *Random Forest* Untuk Deteksi Awal Risiko Diabetes Melitus" menyatakan bahwa klasifikasi menggunakan metode *Random Forest* menghasilkan nilai akurasi 91%, *recall* sebesar 98%, *precision* sebesar 99% dan *F1_Score* sebesar 98% [10].

Metode

Metode pengembangan sistem yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *Extreme Programming* (XP). *Extreme Programming* (XP) adalah cara yang ringan, efisien, berisiko rendah, fleksibel, dapat diprediksi, ilmiah, dan menyenangkan untuk mengembangkan perangkat lunak [11]. Adapun tahapan pada metode *Extreme Programming* dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 1 Konsep *Extreme Programming*

Berdasarkan pada gambar diatas, dapat dijelaskan tahapan pada *Extreme Programming*, sebagai berikut:

1. *Planning* (Perencanaan)

Langkah pertama adalah *planning*, mulai dari pengumpulan data hingga kebutuhan pengguna untuk sistem identifikasi jamur menggunakan CNN dan RF. Informasi yang diperoleh diperlukan untuk mengetahui keseluruhan fungsionalitas sistem yang akan dikembangkan.

2. *Design* (Perancangan)

Tahap desain dimulai dengan konteks desain berdasarkan analisis kebutuhan fungsional. Melalui data yang diperoleh dari permintaan pengguna, peneliti akan mengetahui hasil, karakteristik, dan fungsi sistem identifikasi jamur menggunakan CNN dan RF. Langkah ini juga fokus pada pemberian gambaran sederhana mengenai sistem agar lebih mudah dipahami oleh pengguna.

3. *Coding* (Pengkodean)

Langkah selanjutnya adalah *coding*. perancangan sistem deteksi jenis jamur yang dihasilkan menggunakan CNN dan RF diimplementasikan sebagai kode program dalam bahasa pemrograman. Komputer mengeksekusi kode program yang dihasilkan untuk menghasilkan keluaran yang memenuhi persyaratan fungsional.

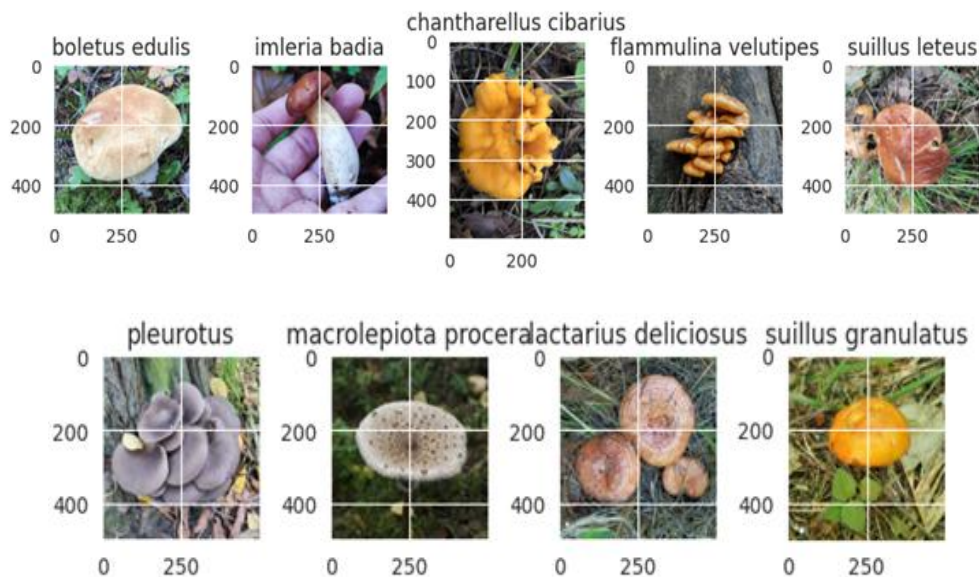
4. *Testing* (Pengujian)

Pada tahap *testing*, sistem deteksi jenis jamur menggunakan CNN dan RF diuji untuk menemukan kesalahan atau kegagalan. Pada tahap *testing*, peneliti dapat mengetahui spesifikasi fungsional seperti fungsi, input dan output sesuai kebutuhan pengguna.

Hasil dan Pembahasan

1. *Dataset*

Data citra jamur dalam penelitian ini diperoleh dari *website Kaggle*. Pada *datasets* tanaman jamur, terdapat 9 label yang terdiri dari 80% atau 720 data *training* dan 20% atau 180 data *testing* yang meliputi jenis-jenis jamur yaitu *boletus edulis*, *imleria badia*, *chantarellus cibarius*, *flammulina velutipes*, *suillus leteus*, *pleurotus*, *macrolepiota proceralactarius deliciosus*, *suillus granulatus*. Setiap label mempunyai jumlah citra sebanyak 100 data citra, sehingga terdapat 900 data citra dari semua label.



Gambar 2 Citra Jamur

2. *Data Pre-Processing*

Data pre-processing merupakan langkah untuk melakukan proses awal dalam pengolahan data. Pada tahap ini data yang diolah merupakan pencegahan terhadap data yang mengganggu (*noise*) atau data yang tidak relevan [12]. Sebelum memproses data, beberapa langkah *preprocessing* diperlukan, seperti seleksi gambar untuk menghapus data duplikat dan mengurangi *noise*. Selain itu, *resizing* dilakukan untuk mengubah dan memperkecil dimensi citra, sementara data *augmentation* digunakan untuk memperkaya variasi citra sehingga model dapat mendeteksi citra

dalam posisi yang tidak biasa dan mengurangi risiko *overfitting* [2]. *Pre-processing* data yang dapat meningkatkan akurasi model prediksi [13].

3. *Convolution Neural Network (CNN)*

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu cabang dari *Machine Learning* yang memungkinkan komputer untuk melakukan tugas-tugas yang mirip dengan kemampuan manusia. [8]. CNN terutama digunakan untuk memproses data gambar dan menangkap fitur spasial lokal. Menggabungkan CNN dengan metode lain dan memanfaatkan karakteristik unik masing-masing dapat meningkatkan kecepatan pelatihan dan efisiensi model, sambil mempertahankan informasi fitur yang digunakan dalam klasifikasi gambar generasi sebelumnya [14].

4. *Random Forest*

Random forest adalah metode pembelajaran mesin yang menggunakan konsep terbimbing dalam membuat kelas klasifikasi. Algoritma ini menggabungkan prediksi berdasarkan beberapa pohon keputusan. Dengan menggunakan metode ini, Anda bisa mendapatkan model pembelajaran dari pola atau tren pada dataset. Informasi ini kemudian akan digunakan sebagai masukan untuk tahap pengujian untuk mengukur kinerja peramalan sistem. *random forest* adalah algoritma pembelajaran mesin terawasi yang secara iteratif mengimplementasikan konsep pohon keputusan untuk membentuk hutan [15]. hutan acak merupakan metode yang efektif dalam mengekstraksi fitur otomatis untuk klasifikasi [16].

5. *Flask*

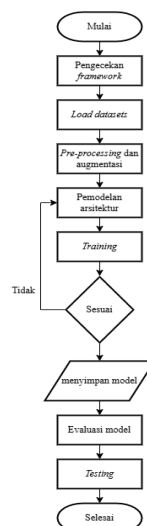
Flask adalah *microframework* yang diluncurkan oleh Armin Ronacher. *Flask* jauh lebih ringan dan cepat karena *Flask* dibuat dengan ide untuk menyederhanakan kerangka inti seminimal mungkin. *Flask* dapat membantu kita membuat *website* dengan sangat cepat, bahkan dengan perpustakaan sederhana sekalipun [17]. *Flask microframework* untuk *Python*, mampu mengidentifikasi secara akurat secara real-time [18].

Perancangan sistem ini meliputi dari pembuatan flowchart sistem, Use case diagram, Activity diagram, dan pembuatan antarmuka sistem yang telah diimplementasikan ke aplikasi identifikasi jenis jamur.

Flowchart Sistem

Flowchart merupakan suatu jenis diagram yang merepresentasikan algoritma atau langkah-langkah instruksi yang berurutan dalam sistem [19].

Berdasarkan analisa yang telah dilakukan penulis, maka flowchart sistem dapat dilihat seperti pada gambar 2 berikut:



Gambar 2 Flowchart Sistem

UML

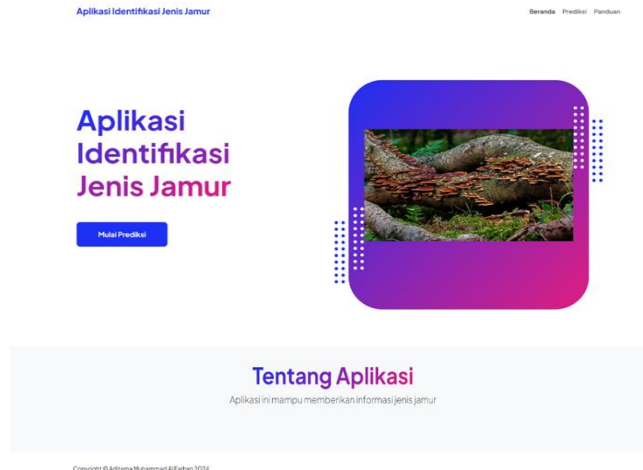
Unified Modeling Language (UML) adalah bahasa pemodelan perangkat lunak standar yang mendukung penulisan rencana perangkat lunak (*Pressman*). UML dapat digunakan untuk memvisualisasikan, menentukan, membangun, dan mendokumentasikan bagian-bagian tertentu dari suatu sistem dalam perangkat lunak [20].

Use Case

Use case adalah dialog antara aktor dan sistem yang menggambarkan fungsionalitas yang disediakan oleh sistem. *Use case* adalah pola atau bentuk perilaku yang mewakili suatu sistem. Setiap *use case* merupakan serangkaian transaksi terkait dari aktor dan sistem dalam sebuah dialog [21].

Hasil Pengembangan Sistem

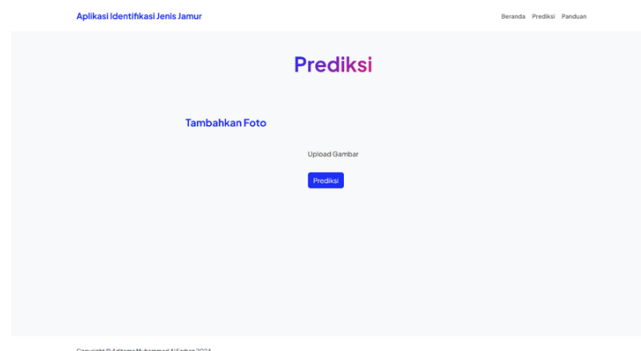
Hasil dari perancangan sistem yang telah diselesaikan kemudian diimplementasikan. Adapun implementasi sistem identifikasi jenis jamur ini sebagai berikut:
Antarmuka Beranda



Gambar 3 halaman beranda

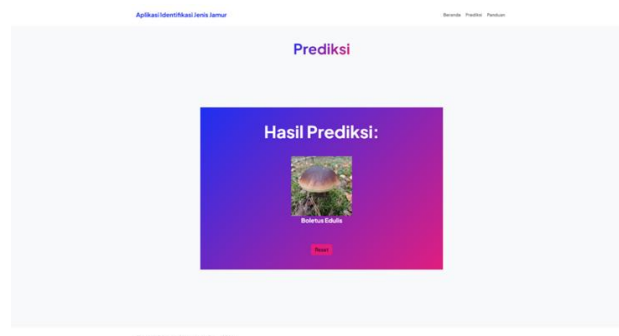
Pada halaman beranda terdapat gambar sampel jamur, selain itu ada tombol untuk tombol mulai prediksi, pada bagian pojok kanan atas terdapat *navbar* beranda, prediksi, panduan.
Antarmuka

Prediksi



Gambar 4 Halaman Prediksi

Pada halaman prediksi terdapat tombol prediksi untuk memulai prediksi dan kolom untuk mengupload foto, pada bagian pojok kanan atas terdapat *navbar* beranda, prediksi, panduan.
Antarmuka Hasil Prediksi

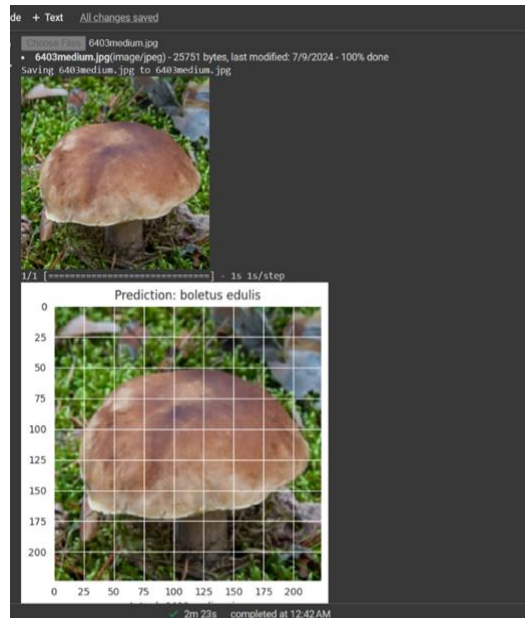


Gambar 5 Halaman Prediksi

Hasil Pengujian Sistem

Hasil Pengujian Cnn

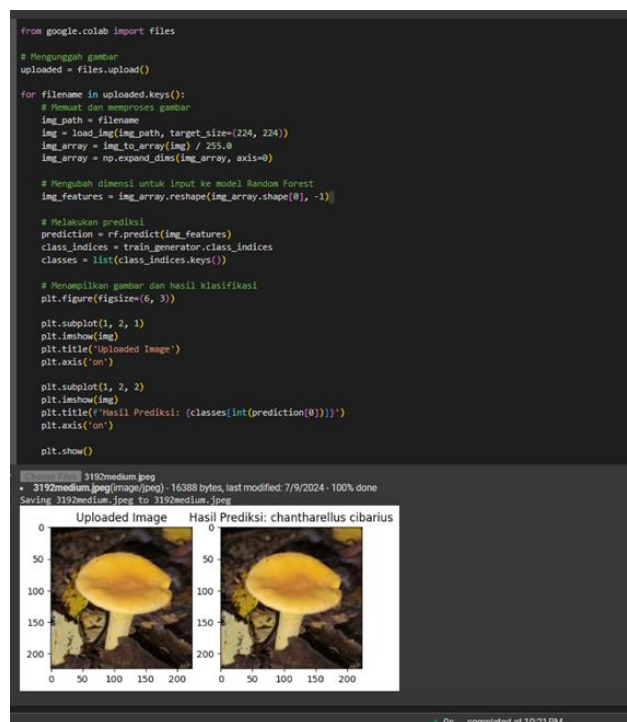
Pada pengujian model CNN, hasil *training* disimpan dalam bentuk ekstensi file berupa *.h5* yang kemudian dilakukan *input* citra jamur dan akan menghasilkan *output* berupa tampilan hasil prediksi. Pengujian model CNN dapat dilihat pada gambar 6 seperti berikut:



Gambar 6 Hasil Pengujian Cnn

Hasil Pengujian Random Forest

Pada pengujian model *Random Forest*, hasil *training* disimpan dalam bentuk ekstensi file berupa *.pkl* yang berisi informasi untuk merekonstruksi model dengan parameter dan struktur yang sama seperti saat *training*. Setelah file selesai dibuat, selanjutnya dimuat ke dalam sistem untuk melakukan prediksi pada citra jamur. Pengujian model *Random Forest* dapat dilihat pada gambar 7 seperti berikut:



Gambar 7 Hasil Pengujian Random Forest

*Classification Report*a. *Classification Report CNN*

```

=====Classification Report=====
              precision    recall  f1-score   support

   boletus edulis         1.00      1.00      1.00     124
  chantharellus cibarius  1.00      1.00      1.00     129
   flammulina velutipes  1.00      1.00      1.00     121
   imleria badia         1.00      1.00      1.00     120
  lactarius deliciosus   1.00      1.00      1.00     120
 macrolepiota procera    1.00      1.00      1.00     121
   pleurotus             1.00      1.00      1.00     122
  suillus granulatus     1.00      1.00      1.00     120
  suillus leteus        1.00      1.00      1.00     121

 accuracy                   1.00     1098
  macro avg                 1.00     1098
  weighted avg              1.00     1098

```

Gambar 8 *Classification Report CNN*

Berdasarkan classification report di atas yang diambil dari rata-rata nilai antara training dan testing, dapat disimpulkan model ini menunjukkan performa yang baik dalam mengenali sebagian besar kelas dengan tingkat akurasi yang tinggi. Model klasifikasi yang digunakan memiliki tingkat akurasi keseluruhan sebesar 100% yang mengindikasikan bahwa model efektif dalam mengenali dan mengklasifikasi setiap kelas dengan baik. Supaya lebih mudah untuk dipahami, *classification report* di atas dapat disajikan dalam bentuk tabel dengan satuan % (persen) sebagai berikut:

Tabel 1 Classification Report Model CNN

	<i>Precision %</i>	<i>Recall %</i>	<i>F1-Score %</i>	<i>Support</i>
Boletus edulis	100	100	100	124
Chantharellus cibarus	100	100	100	129
Flamulina velutipes	100	100	100	121
Imleria badia	100	100	100	120
Lactarius deliciosus	100	100	100	120
Macrolepiota procera	100	100	100	121
Pleurotus	100	100	100	122
Suillus granulatus	100	100	100	120
Suillus leteus	100	100	100	121
<i>Accuracy</i>			100	1098
<i>Macro Avg</i>	100	100	100	1098
<i>Weight Avg</i>	100	100	100	1098

b. *Classification Report Random Forest*

```

=====Classification Report=====
              precision    recall  f1-score   support

   boletus edulis         1.00      1.00      1.00        20
  chantharellus cibarius   1.00      1.00      1.00        20
   flammulina velutipes   1.00      1.00      1.00        20
     imleria badia         1.00      1.00      1.00        20
  lactarius deliciosus    1.00      1.00      1.00        20
 macrolepiota procera     1.00      1.00      1.00        20
     pleurotus             1.00      1.00      1.00        20
   suillus granulatus     1.00      1.00      1.00        20
     suillus leteus       1.00      1.00      1.00        20

 accuracy                   1.00        180
  macro avg                 1.00      1.00      1.00        180
  weighted avg              1.00      1.00      1.00        180
    
```

Gambar 9 *Classification Report Random Forest*

Berdasarkan *classification report* di atas yang diambil dari rata-rata nilai antara training dan testing, dapat disimpulkan model ini menunjukkan performa yang baik dalam mengenali sebagian besar kelas dengan tingkat akurasi yang tinggi. Model klasifikasi yang digunakan memiliki tingkat akurasi keseluruhan sebesar 100% yang mengindikasikan bahwa model efektif dalam mengenali dan mengklasifikasi setiap kelas dengan baik. Supaya lebih mudah untuk dipahami, *classification report* di atas dapat disajikan dalam bentuk tabel dengan satuan % (persen) sebagai berikut:

Tabel 2 *Classification Report Model RF*

	Precision %	Recall %	F1-Score %	Support
Boletus edulis	100	100	100	20
Chantharellus cibarus	100	100	100	20
Flamulina velutipes	100	100	100	20
Imleria badia	100	100	100	20
Lactarius deliciosus	100	100	100	20
Macrolepiota procera	100	100	100	20
Pleurotus	100	100	10	20
Suilus granulatus	100	100	100	20
Suillus leteus	100	100	100	20
Accuracy			100	180
Macro Avg	100	100	100	180
Weight Avg	100	100	100	180

Skor Hasil Identifikasi

Dalam evaluasi kinerja dari kedua model yang digunakan dalam penelitian ini, dilakukan pengukuran menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* secara rata-rata. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model CNN & RF dapat menghasilkan kinerja yang baik dalam melakukan identifikasi.

Pada proses pelatihan model CNN, pelatihan dilakukan menggunakan 30 *epoch*. Hasil akurasi yang didapatkan sebesar 100% dengan jumlah data *testing* sebanyak 180 data. Dengan demikian, model dapat mengidentifikasi data dengan sangat baik. Sedangkan pada proses pelatihan model *Random Forest*, pelatihan dilakukan menggunakan *n_estimator* sebanyak 151. Hasil akurasi yang

didapatkan sebesar 100% dengan jumlah data *testing* yang sama yaitu 180 data. Maka, model dapat mengidentifikasi data dengan cukup baik. Perbandingan hasil uji dari kedua model dapat disajikan dalam bentuk tabel dengan satuan % (persen) sebagai berikut:

Tabel 3 Perbandingan Hasil Uji Model

	<i>Accuracy %</i>	<i>Precision %</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score %</i>
CNN	100	100	100	100
RF	100	100	100	100

Simpulan

Pengukuran tingkat akurasi dari metode CNN dan RF dalam mengidentifikasi jenis jamur berdasarkan citra jamur dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi dari model yang dibangun dengan label asli dari dataset jamur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode CNN dan RF mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 100%. Hal ini menunjukkan efektivitas metode tersebut dalam mengidentifikasi jenis jamur berdasarkan citra.

Daftar Pustaka

- [1] P. Farshbaf Aghajani, M. Soltani Firouz, and P. Bohlol, "Revolutionizing Mushroom Identification: Improving efficiency with ultrasound-assisted frozen sample analysis and deep learning techniques," *J. Agric. Food Res.*, vol. 15, no. December 2023, 2024, doi: 10.1016/j.jafr.2023.100946.
- [2] A. I. Rizal and T. N. Suharsono, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Jamur Berbasis Mobile," *J. Soc. Sci. Res.*, vol. 3, pp. 864–875, 2023.
- [3] G. M. C. Batubara, A. Desiani, and A. Amran, "Klasifikasi Jamur Beracun Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors," *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 1, pp. 33–42, 2023, doi: 10.54082/jiki.68.
- [4] A. A. Mahran, R. K. Hapsari, and H. Nugroho, "Penerapan Naive Bayes Gaussian Pada Klasifikasi Jenis Jamur Berdasarkan Ciri Statistik Orde Pertama," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 5, no. 2, p. 91, 2020, doi: 10.21107/nero.v5i2.165.
- [5] G. A. Sandag and J. Waworundeng, "Identifikasi Foto Fashion Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Identify Fashion Images Using Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Cogito Smart*, vol. 7, no. 2, pp. 305–314, 2021.
- [6] S. Agustiani, Y. Tajul Arifin, A. Junaidi, S. Khotimatul Wildah, and A. Mustopa, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram," *J. Komputasi*, vol. 10, no. 1, 2022, doi: 10.23960/komputasi.v10i1.2961.
- [7] F. I. Kurniadi, "Klasifikasi Topeng Cirebon menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 163–169, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i1.568.
- [8] M. I. Syahputra and A. T. Wibowo, "Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek berdasarkan Citra Kuntum Bunga Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 2, pp. 8015–8023, 2020, [Online]. Available: <https://www.programmersought.com/article/3724355693/>
- [9] L. Ratnawati and D. R. Sulistyningrum, "Penerapan Random Forest untuk Mengukur Tingkat Keparahan Penyakit pada Daun Apel," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 8, no. 2, 2020, doi: 10.12962/j23373520.v8i2.48517.
- [10] C. Z. V. Junus, T. Tarno, and P. Kartikasari, "Klasifikasi Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Random Forest Untuk Deteksi Awal Risiko Diabetes Melitus," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 3, pp. 386–396, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.3.386-396.
- [11] E. Programming, "About the Tutorial Copyright & Disclaimer".
- [12] F. Alghifari and D. Juardi, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes," *J. Ilm. Inform.*, vol. 9, no. 02, pp. 75–81, 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.3755.
- [13] D. S. Lee, C. W. Lai, and S. K. Fu, "A short- and medium-term forecasting model for roof PV systems with data pre-processing," *Heliyon*, vol. 10, no. 6, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e27752.

