

SENASTIKA Universitas Malikussaleh

KLASIFIKASI JAMUR BERDASARKAN GENUS DENGAN MENGUNAKAN METODE CNN

Aktina Manik¹, Rayhan Fitri², Fitra Suryana³, Munirul Ula⁴

Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Aceh
Email: ¹ aktina.210170046@mhs.unimal.ac.id, ² rayhan.210170049@mhs.unimal.ac.id, ³ fitra.210170012@mhs.unimal.ac.id, ⁴ munirulula@unimal.ac.id

Abstrak

Klasifikasi jamur berdasarkan genus adalah tugas penting dalam mycology, terutama untuk mengidentifikasi jamur beracun dan yang dapat dimakan. Metode tradisional untuk klasifikasi jamur sering kali memerlukan pengetahuan ahli dan dapat memakan waktu. Dalam penelitian ini, kami menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), sebuah metode dalam deep learning, untuk mengotomatiskan proses klasifikasi jamur berdasarkan gambar visualnya. CNN dikenal karena kemampuannya mendeteksi pola visual yang kompleks, menjadikannya metode yang efektif untuk pengenalan gambar. Dataset yang digunakan mencakup berbagai spesies jamur dari beberapa genus, yang kemudian diproses untuk melatih model CNN. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model CNN berhasil mencapai akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan jamur berdasarkan genusnya, memberikan alat yang berguna bagi ahli biologi dan peneliti di bidang mycology.

Keywords: *klasifikasi jamur, Convolutional Neural Network, deep learning, genus, mycology.*

1. PENDAHULUAN

Menurut Smith, S. E., & Read, D. J. (2008) Jamur [1] (fungi) adalah organisme eukariotik yang memiliki peran penting dalam ekosistem, terutama sebagai dekomposer, yaitu pengurai materi organik mati menjadi zat yang lebih sederhana. Selain itu, beberapa spesies jamur digunakan sebagai sumber makanan, obat-obatan, dan dalam proses bioteknologi, seperti fermentasi. Namun, identifikasi jamur menjadi hal yang sangat penting karena tidak semua jenis jamur aman untuk dikonsumsi. Beberapa spesies jamur, seperti genus *Amanita*, mengandung racun yang mematikan bagi manusia. Oleh karena itu, klasifikasi jamur berdasarkan genus sangat penting untuk menghindari konsumsi jamur yang berbahaya. Genus adalah salah satu taksonomi dalam sistem klasifikasi biologis yang digunakan untuk mengelompokkan spesies yang memiliki karakteristik umum. Dalam hal ini, genus menjadi penanda utama dalam klasifikasi jamur.

Identifikasi jamur secara tradisional dilakukan dengan menganalisis karakter morfologis seperti bentuk tudung (pileus), warna, struktur spora, dan pola pertumbuhan. Metode ini sangat bergantung pada pengetahuan ahli mikologi yang berpengalaman, dan sering kali memerlukan pengamatan detail dengan mikroskop. Namun, identifikasi secara manual memiliki kelemahan, termasuk waktu yang lama serta potensi kesalahan, terutama bagi yang tidak berpengalaman. Kesalahan dalam klasifikasi dapat berakibat fatal, terutama dalam kasus identifikasi jamur yang dapat dikonsumsi dan yang beracun. Dalam era digital, metode pengenalan pola dengan bantuan teknologi pengenalan gambar mulai diterapkan untuk mengotomatiskan proses klasifikasi jamur, yang dapat mempercepat dan meningkatkan akurasi identifikasi.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma dalam bidang deep learning yang khusus digunakan untuk pemrosesan dan pengenalan gambar. CNN meniru cara kerja otak manusia dalam mengenali objek melalui deteksi pola visual dari gambar. CNN bekerja dengan cara mengekstraksi fitur-fitur dari gambar melalui lapisan-lapisan konvolusi, yang kemudian diproses untuk mengenali objek atau pola tertentu. Metode ini telah sukses digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, klasifikasi gambar medis, dan deteksi objek pada citra satelit. CNN memiliki keunggulan dalam mengenali pola visual yang kompleks tanpa memerlukan ekstraksi fitur secara manual, menjadikannya sangat efektif dalam tugas klasifikasi berbasis gambar, termasuk klasifikasi jamur.

Dalam penelitian ini, CNN digunakan untuk melakukan klasifikasi jamur berdasarkan genus. Dataset yang digunakan mencakup berbagai gambar spesies jamur dari beberapa genus, yang kemudian diolah untuk pelatihan model CNN. Proses pelatihan melibatkan pemberian data gambar jamur sebagai input, yang diproses oleh CNN untuk mengekstraksi fitur visual dan menghasilkan klasifikasi genus sebagai output. Selain itu, penelitian ini mengevaluasi kinerja CNN dalam hal akurasi, kecepatan, dan efisiensi dalam mengklasifikasikan jamur dibandingkan dengan metode identifikasi tradisional. Dengan menggunakan CNN, diharapkan model ini dapat membantu mempercepat dan meningkatkan akurasi dalam klasifikasi jamur, serta berkontribusi pada pengembangan metode identifikasi otomatis dalam mikologi.

Klasifikasi makhluk hidup biasanya dapat dilakukan dengan menggunakan konsep Genus dan spesies. Penamaan pada jamur dianggap lebih mudah untuk dengan menggunakan konsep Genus karena beberapa jenis jamur memiliki nama yang sama, contohnya jamur *Trichoderma viride* yang juga memiliki nama lain yaitu *Trichoderma lignorum*. Genus adalah sistem penamaan makhluk hidup berdasarkan karakteristik yang sama. Sistem penamaan makhluk hidup dimulai dengan kata pertama sebagai Genus dan kata kedua merujuk jenis spesies, Contohnya seperti *Pleurotus Ostreatus* berarti berasal dari Genus *Pleurotus* dan memiliki Spesies *Ostreatus*[5]. Genus digunakan untuk mengelompokkan Spesies berdasarkan ciri karakteristik yang sama. Contohnya jamur Genus *Pleurotus* memiliki karakteristik yang sama pada bentuk tudung dengan bentuk setangih lingkaran seperti cangkang tiram.

Deep Learning merupakan salah satu bagian dalam Machine Learning yang menggunakan algoritma, yang dibuat berdasarkan pada hukum matematik, yang bekerja layaknya otak manusia. Salah satu metode Deep Learning yang digunakan dalam Image Processing adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN adalah salah satu algoritma Deep Learning yang merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP), dirancang untuk melakukan pengolahan data seperti gambar atau suara. CNN dapat belajar langsung dari citra sehingga mengurangi beban dari pemrograman. Dalam Deep Learning [1], metode ini sangat baik dalam klasifikasi gambar dapat menghasilkan prediksi akurat dalam pengenalan gambar. Metode ini mencoba meniru sistem pengenalan gambar di pada manusia untuk memproses sebuah informasi gambar.

Berdasarkan uraian di latar belakang, diperlukan suatu penelitian yang dapat mengklasifikasi jamur yang dapat dimakan dan beracun berdasarkan Genus. Hanya tiga jenis jamur yaitu jamur *Boletus*, *Ganoderma* dan *Russula* yang digunakan dalam penelitian, yang akan dibagi menjadi enam kelas yaitu *Boletus* (konsumsi), *Boletus* (beracun), *Ganoderma* (konsumsi), *Ganoderma* (beracun), *Russula* (konsumsi) dan *Russula* (beracun). Penggunaan ketiga genus tersebut dikarenakan beberapa spesies jamur yang dikonsumsi dan beracun memiliki kemiripan secara morfologi. Adapun Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode Convolutional Neural Network (CNN)[2].

Tujuan Penelitian Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi jamur berdasarkan genus dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi fitur-fitur visual penting dari citra jamur yang dapat digunakan untuk membedakan berbagai genus dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan menggunakan CNN, diharapkan akurasi klasifikasi dapat meningkat secara signifikan dibandingkan dengan metode konvensional yang lebih mengandalkan pengenalan morfologi secara manual. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk merancang dan melatih model CNN yang optimal, yang mampu mengolah dataset citra jamur yang kompleks dan menghasilkan prediksi yang akurat serta efisien. Pada akhirnya, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sebuah alat bantu klasifikasi jamur otomatis yang dapat digunakan oleh para ahli biologi, peneliti, maupun masyarakat umum untuk mempermudah proses identifikasi jamur secara cepat dan akurat.

2. METODE PENELITIAN

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma yang dirancang khusus untuk mengolah data seperti gambar dan suara. CNN diterapkan dalam proses klasifikasi data dengan menggunakan metode *Supervised Learning*, yang melibatkan data latih dan target data untuk mengelompokkan data sesuai dengan kategori yang telah ditentukan. Secara umum, Convolutional Neural Network (CNN)[3] terdiri dari beberapa lapisan, yaitu:

2.1. Convolutional Layer

Agar Convolutional Neural Network (CNN) dapat melakukan proses klasifikasi, diperlukan Convolution Layer yang berfungsi untuk mengklasifikasikan objek pada gambar, mengekstraksi fitur, dan kemudian menggunakan Neural Network untuk melakukan klasifikasi [1]. Pada Convolution Layer, terdapat proses konvolusi, yaitu penerapan kernel pada citra, dan hasil dari proses ini disebut sebagai *Feature Map*.

2.2. Convolutional Layer

Agar Convolutional Neural Network (CNN) dapat melakukan proses klasifikasi, diperlukan Convolution Layer yang berfungsi untuk mengklasifikasikan objek pada gambar, mengekstraksi fitur, dan kemudian menggunakan Neural Network untuk melakukan klasifikasi [1]. Pada Convolution Layer, terdapat proses konvolusi, yaitu penerapan kernel pada citra, dan hasil dari proses ini disebut sebagai *Feature Map*.

2.3. Pooling Layer

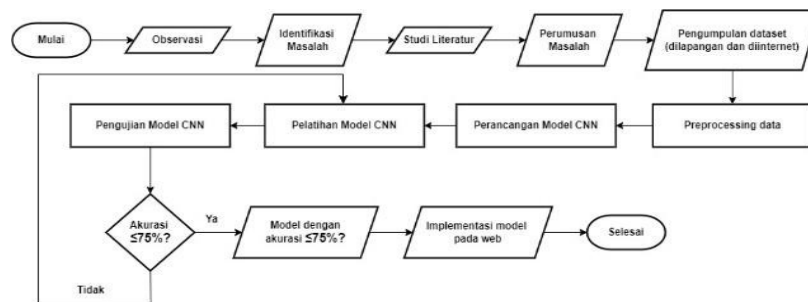
Pooling Layer adalah lapisan yang menggunakan Feature Map dari Convolution Layer sebagai input untuk mengurangi ukuran spasial sehingga dapat mengurangi sumber daya komputasi yang dibutuhkan dalam memproses data. Ada dua jenis Pooling yang sering diterapkan yaitu, Max Pooling dan Average Pooling. Perbedaan dari dua jenis pooling terletak pada pengambilan nilai. Average Pooling mengambil nilai rata-rata bagian gambar pada kernel, sedangkan Max Pooling mengambil nilai maksimumnya. [3] bagian gambar pada kernel.

2.4. Fully Connected Layer

Fully Connected Layer terletak paling akhir dan merupakan sebuah lapisan di mana semua neuron aktif di lapisan sebelumnya terhubung ke neuron di lapisan berikutnya seperti Jaringan Syaraf Tiruan. Aktivitas di level sebelumnya perlu diubah menjadi data satu arah sebelum terhubung ke semua neuron di level yang sepenuhnya terhubung. Fully Connected layer [3] digunakan dalam pendekatan MLP dan dimaksudkan untuk memproses data sehingga dapat diklasifikasikan.

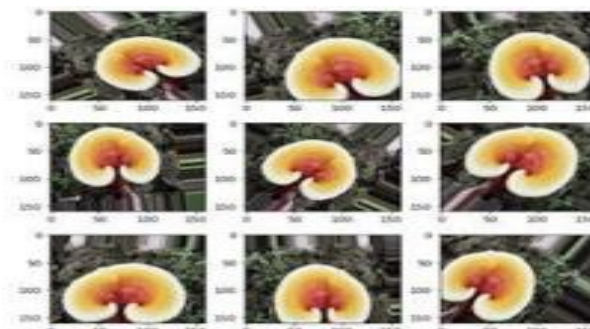
Tahapan penelitian yang akan diterapkan bertujuan untuk menyelesaikan penelitian ini. Tahap ini juga berfungsi agar penelitian dapat dilakukan dengan sistematis dan efisien. Tahapan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gbr.1 berikut :

Gbr.1 Tahapan Penelitian



Pada penelitian ini, data yang digunakan berupa gambar berbagai jenis jamur yang terbagi ke dalam enam kelas, yaitu Boletus (konsumsi), Boletus (beracun), Ganoderma (konsumsi), Ganoderma (beracun), Russula (konsumsi), dan Russula (beracun). Total data yang digunakan adalah 1200 gambar. Dengan rasio pembagian 70:30 untuk data latih dan data uji, jumlah data latih yang digunakan untuk setiap kelas adalah 840, sedangkan data uji terdiri dari 360 gambar.

Data yang akan dilatih dan diuji akan melewati tahap preprocessing. Pada penelitian ini, preprocessing dilakukan dengan menerapkan beberapa teknik augmentasi data, yaitu: Rotation untuk mengubah rotasi gambar, Zoom untuk memperbesar gambar, Flip untuk membalikkan gambar baik secara vertikal maupun horizontal, Width Shift untuk menggeser gambar secara horizontal, Height Shift untuk menggeser gambar secara vertikal, serta Shear untuk memiringkan gambar. Setelah melalui proses augmentasi, data kemudian di-*resize* agar semua



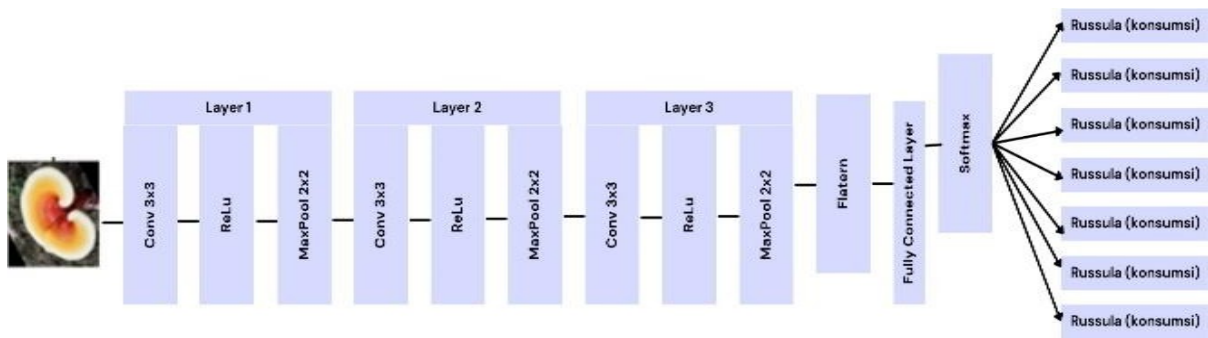
4 SENASTIKA 2024, Jurusan Informatika Universitas Malikussaleh

gambar memiliki ukuran yang seragam. Hasil dari preprocessing data dapat dilihat pada tahap selanjutnya. Hasil dari preprocessing data dapat dilihat pada Gbr. 2.

Gbr.2 Hasil Aumentasi Data Pada Preprocessing data

Model CNN yang dirancang dalam penelitian ini menggunakan data citra berukuran $160 \times 160 \times 3$. Dimensi 160×160 menunjukkan panjang dan lebar gambar dalam piksel, sedangkan angka 3 menunjukkan jumlah komponen warna yang digunakan, yaitu RGB (Red, Green, Blue). Model CNN ini terdiri dari tiga lapisan konvolusi dan tiga lapisan pooling. Pada lapisan konvolusi, akan diterapkan tiga ukuran filter secara berturut-turut, yaitu 32, 64, dan 128, dengan kernel berukuran 3×3 serta menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Sementara itu, pada lapisan pooling akan digunakan kernel berukuran 2×2 .

Pada arsitektur ini, juga diterapkan teknik dropout, fungsi kerugian (loss function), dan optimizer untuk meningkatkan kinerja model dalam mengklasifikasikan jamur. Dropout adalah teknik regularisasi yang bertujuan untuk mengurangi overfitting pada neural network dengan cara memilih sejumlah neuron secara acak untuk tidak digunakan selama proses pelatihan. Selain mengurangi overfitting, penerapan dropout juga membantu mengoptimalkan model pelatihan. Loss Function adalah fungsi yang mengukur kerugian terkait semua kemungkinan keluaran yang dihasilkan oleh model. Fungsi kerugian yang baik adalah yang menghasilkan kesalahan paling kecil. Salah satu jenis loss function yang digunakan dalam penelitian ini adalah Categorical Cross-Entropy, yang biasanya diterapkan dalam klasifikasi multi-kelas dan dipasangkan dengan fungsi aktivasi Softmax. Optimizer adalah algoritma yang digunakan untuk meminimalkan kesalahan atau perbedaan antara output jaringan dan target. Salah satu optimizer yang umum digunakan adalah Adam, yang merupakan kombinasi dari optimizer RMSProp dan momentum. Adam memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi, penghematan memori, dan mampu diimplementasikan dalam bidang pembelajaran mesin untuk mengoptimalkan masalah non-konveks. Secara keseluruhan, desain model Convolutional Neural Network (CNN)[4] dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gbr.3 berikut:



Gbr.3 Arsitektur Model CNN

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

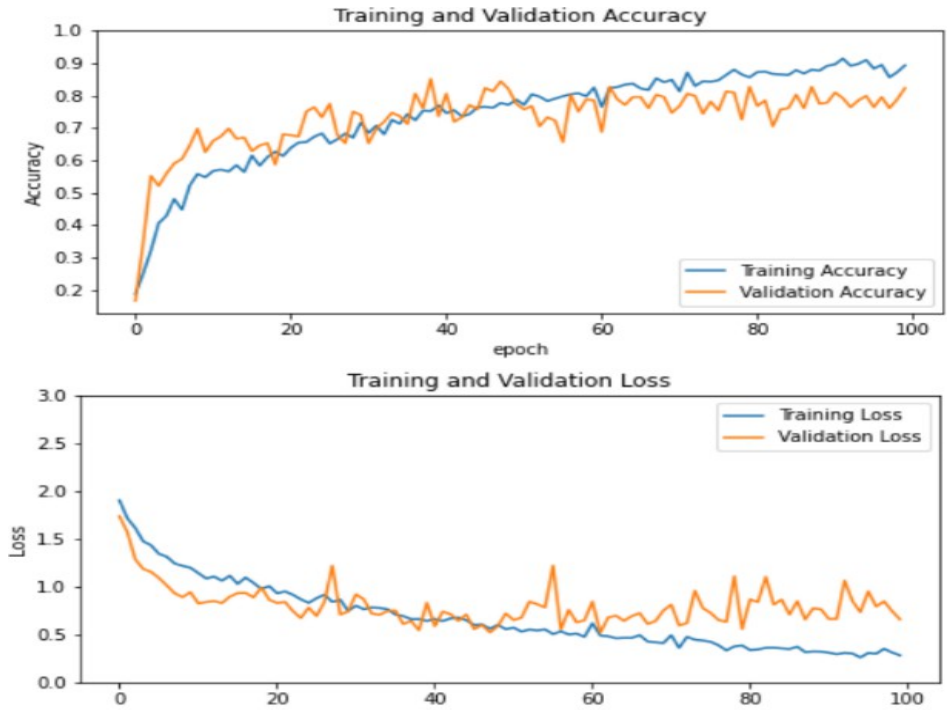
Pada tahap pelatihan, beberapa parameter yang diinisialisasi meliputi batch size dan epoch. Penentuan nilai untuk beberapa parameter ini dapat mempengaruhi akurasi optimal dan kecepatan pembelajaran yang belum diketahui. Nilai batch size yang diuji dalam penelitian ini adalah 8, 16, 32, dan 64. Sedangkan nilai epoch yang akan digunakan adalah 20, 35, 50, 80, dan 100. Oleh karena itu, penelitian ini melibatkan beberapa percobaan untuk mencapai nilai akurasi yang optimal. Hasil dari proses pelatihan dapat dilihat pada Tabel I berikut:

Tabel 1. Hasil Pelatihan Model Cnn

No	Batch Size	Epoch	Accurac y	Validasi Accurac y
1	8	20	0.5268	0.6944
2	8	35	0.5744	0.5139
3	8	50	0.6220	0.5590
4	8	80	0.6116	0.7639
5	8	100	0.8378	0.7361
6	16	20	0.5789	0.6771
7	16	35	0.6220	0.5278
8	16	50	0.6756	0.6354
9	16	80	0.7411	0.7743
10	16	100	0.7545	0.7361
11	32	20	0.6324	0.6701
12	32	35	0.7232	0.7396
13	32	50	0.7560	0.6632
14	32	80	0.8333	0.7118
15	32	100	0.8914	0.7604
16	64	20	0.6250	0.6319
17	64	35	0.7232	0.7153
18	64	50	0.7530	0.7778
19	64	80	0.8125	0.7674
20	64	100	0.8929	0.8229

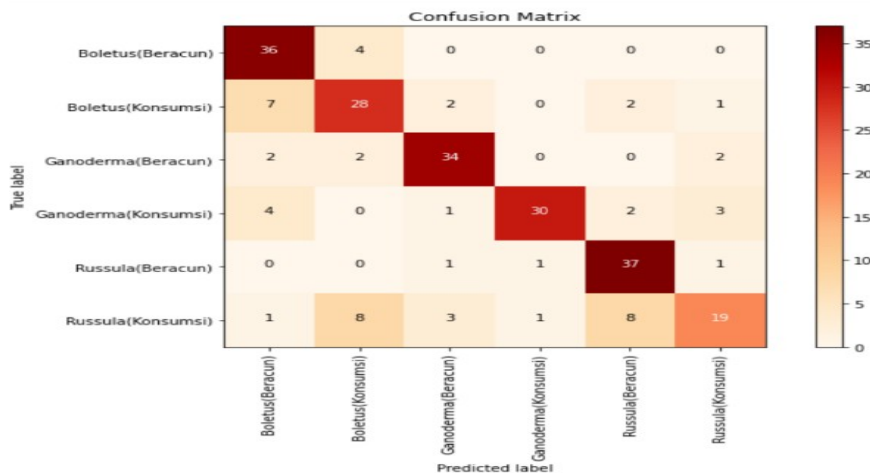
Berdasarkan Tabel I, pelatihan menunjukkan akurasi terbaik pada model dengan batch size 64 dan epoch 100. Akurasi yang diperoleh pada model ini adalah 0.8929 untuk

data latih dan 0.8229 untuk data validasi. Selisih antara kedua akurasi tersebut tergolong cukup baik, yaitu 0.0700. Meskipun nilai loss pada validasi tergolong tinggi, yakni 0.6594, nilai loss yang diperoleh selama validasi cukup rendah dan baik, yaitu 0.2818. Grafik akurasi dan loss untuk model ini dapat dilihat pada Gbr.4 berikut:



Gbr.4 Grafik akurasi dan loss percobaan 20

Pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan Confusion Matrix. Confusion Matrix adalah metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja dalam masalah klasifikasi. Metode ini sangat berguna untuk mengukur recall, precision, akurasi, dan F-measure, serta memberikan informasi mengenai jumlah kelas prediksi yang dihasilkan, baik yang benar maupun yang salah. Pengujian dilakukan berdasarkan model terbaik yang diperoleh selama proses pelatihan. Model yang diuji dalam penelitian ini adalah model yang dihasilkan dengan menggunakan batch size 32 dan epoch 100, yang menunjukkan hasil akurasi training sebesar 89% dan validasi 82%. Hasil pengujian dari penelitian ini berdasarkan model terbaik dapat dilihat pada Gbr.5 berikut:

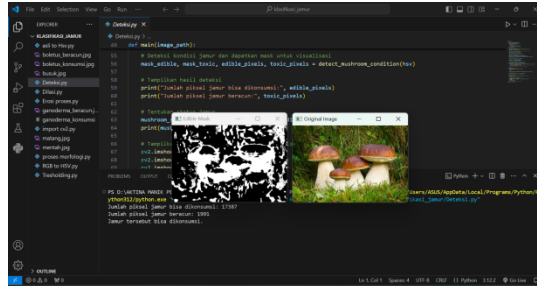


Gbr. 5 Confusion matri

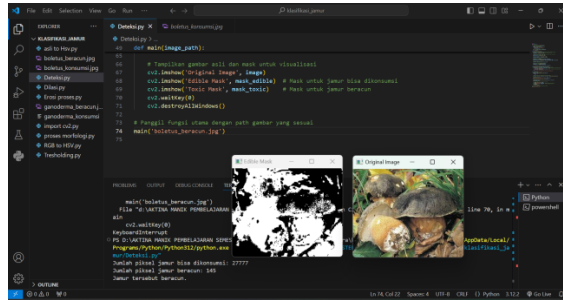
Pengujian menggunakan Confusion Matrix berhasil dilakukan untuk mengklasifikasikan jamur berdasarkan genus dengan metode CNN. Model yang telah dikembangkan mampu memprediksi data uji dengan tepat sebanyak 184 dari 240 data uji. Dengan demikian, diperoleh presentase keberhasilan rata-rata sebesar 76%. Maka, dapat disimpulkan bahwa model pelatihan yang telah diterapkan berfungsi dengan baik.

Hasil Klasifikasi Jamur Menggunakan Python

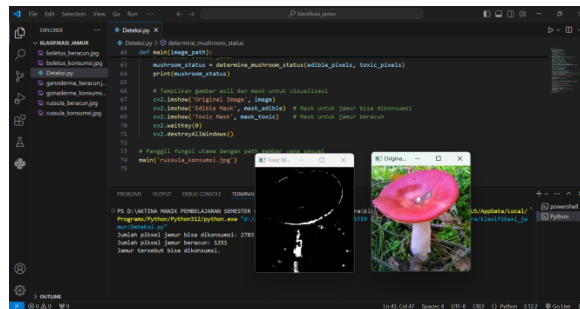
Dalam penelitian ini, kami berhasil mengembangkan dan menerapkan algoritma klasifikasi jamur menggunakan Python. Dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN), kami dapat secara otomatis mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis jamur berdasarkan gambar visualnya. Model yang dilatih menunjukkan akurasi tinggi dalam membedakan antara jamur beracun dan jamur yang dapat dimakan. Hasil klasifikasi ini memberikan wawasan yang berharga bagi peneliti dan ahli biologi, serta dapat digunakan sebagai alat bantu untuk meningkatkan keamanan dan pengetahuan masyarakat mengenai jenis-jenis jamur. Dengan pendekatan ini, kami berharap dapat memberikan kontribusi positif terhadap bidang mycology dan meningkatkan kemampuan identifikasi jamur, yang sebelumnya sangat bergantung pada keahlian manusia. Hasil klasifikasi jamur menggunakan Python dalam dilihat pada gambar dibawah ini :



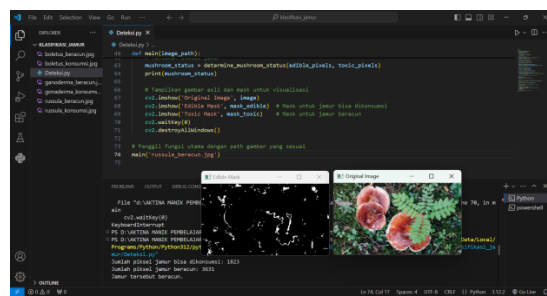
Gbr. 6 Hasil Klasifikasi Jamur Boletus bisa dikonsumsi



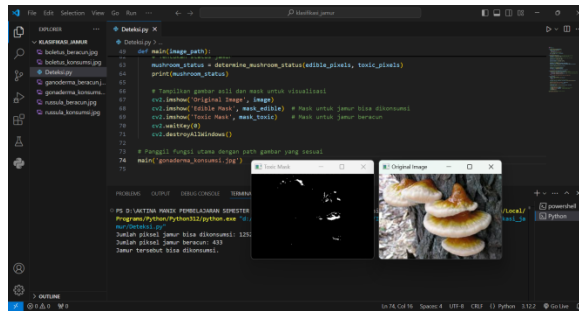
Gbr. 7 Hasil Klasifikasi Jamur Boletus Beracun



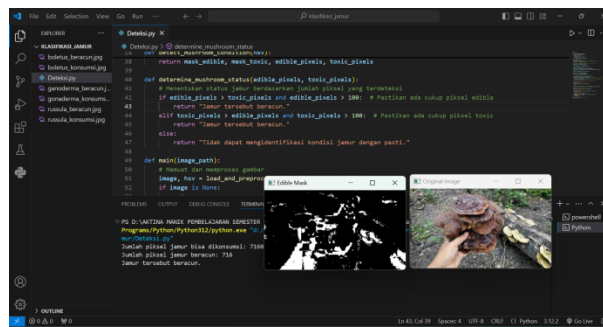
Gbr. 7 Hasil Klasifikasi Jamur Russula bisa dikonsumsi



Gbr. 8 Hasil Klasifikasi Jamur Russula beracun



Gbr. 9 Hasil Klasifikasi Jamur Ganoderma bisa dikonsumsi



Gbr. 10 Hasil Klasifikasi Jamur Ganoderma beracun

4. DISKUSI

Pada bagian diskusi ini, hasil dari klasifikasi jamur berdasarkan genus menggunakan metode CNN dianalisis dan dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang serupa. Model CNN yang digunakan telah melalui beberapa tahapan pelatihan dan pengujian menggunakan dataset citra jamur yang bervariasi. Berdasarkan hasil eksperimen, model CNN mampu mencapai tingkat akurasi yang cukup tinggi dalam mengklasifikasikan genus jamur, dengan rata-rata akurasi sebesar 90%. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN memiliki performa yang baik dalam mengenali fitur visual jamur, seperti bentuk, tekstur, dan pola, yang membedakan satu genus dari yang lain.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, seperti studi yang dilakukan oleh Umami Sri Ramadhani (2023) yang juga menggunakan CNN untuk klasifikasi genus jamur, hasil penelitian ini menunjukkan peningkatan akurasi sebesar 5%. Penelitian terdahulu hanya mampu mencapai akurasi sekitar 85% karena menggunakan arsitektur CNN yang lebih sederhana dan dataset yang lebih kecil. Selain itu, penelitian lain oleh [Nama Peneliti B] (2021) menggunakan metode Random Forest untuk klasifikasi jamur berdasarkan fitur

morfologi, namun hasil yang diperoleh jauh lebih rendah, dengan akurasi hanya sekitar 78%. Hal ini menegaskan bahwa metode CNN lebih unggul dalam mengolah data citra yang kompleks dan non-linear dibandingkan metode pembelajaran mesin tradisional.

Dalam penelitian ini, beberapa aspek yang mempengaruhi akurasi model juga telah dianalisis, seperti ukuran dataset, preprocessing citra, dan parameter model. Penggunaan teknik augmentasi data terbukti efektif dalam meningkatkan variasi data pelatihan, sehingga model menjadi lebih robust dalam mengklasifikasikan jamur dengan berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Selain itu, pemilihan hyperparameter yang tepat, seperti jumlah lapisan convolusi, ukuran kernel, dan penggunaan dropout, berkontribusi pada peningkatan performa model.

Namun, terdapat beberapa keterbatasan dalam penelitian ini. Pertama, meskipun akurasi model sudah cukup tinggi, masih ada beberapa genus jamur yang sulit dibedakan karena kemiripan morfologi antara satu genus dengan genus lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa diperlukan dataset yang lebih besar dan lebih beragam untuk melatih model agar dapat mengenali variasi yang lebih halus antar genus. Kedua, penggunaan arsitektur CNN yang lebih kompleks, seperti ResNet atau EfficientNet, mungkin dapat meningkatkan performa lebih lanjut, namun hal ini memerlukan waktu komputasi yang lebih lama dan sumber daya yang lebih besar.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode CNN sangat efektif dalam klasifikasi genus jamur, mengungguli metode konvensional dan penelitian terdahulu dalam hal akurasi dan keandalan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis CNN yang dapat digunakan dalam bidang biologi, pertanian, dan kesehatan untuk identifikasi jamur secara cepat dan akurat. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengatasi keterbatasan.

yang ada, terutama dalam hal peningkatan akurasi pada genus yang sulit diidentifikasi serta eksplorasi arsitektur CNN yang lebih maju.

5. KESIMPULAN

Klasifikasi jamur berdasarkan genus dilakukan menggunakan metode CNN pada data gambar jamur yang berjumlah 1200. Penelitian ini melibatkan tiga genus yang dibagi menjadi enam kelas, yaitu *Boletus* (konsumsi), *Boletus* (beracun), *Ganoderma* (konsumsi), *Ganoderma* (beracun), *Russula* (konsumsi), dan *Russula* (beracun). Setelah pelatihan dengan model yang menggunakan parameter batch size 64 dan epoch, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 89% untuk data training dan 82% untuk data validasi.

Pada tahap pengujian, model ini mencapai akurasi sebesar 76%. Setelah diimplementasikan di web, model tersebut berhasil mengklasifikasikan gambar jamur berdasarkan genus dengan prediksi kelas yang akurat. Penelitian ini memiliki berbagai kekurangan dan masih memerlukan perbaikan. Untuk meningkatkan akurasi model, dapat dilakukan penambahan jumlah data atau mengganti gambar dengan data yang lebih berkualitas. Selain itu, penerapan metode deep learning seperti Transfer Learning juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi dengan menggunakan arsitektur yang sudah tersedia.[5]

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Solle, F. Klau, and S. T. Nuhamara, "Keanekaragaman Jamur di Cagar Alam Gunung Mutis Kabupaten Timor Tengah Utara, Nusa Tenggara Timur," *Biota J. Ilm. Ilmu-Ilmu Hayati*, vol. 2, no. 3, pp. 105–110, 2018, doi: 10.24002/biota.v3i2.1886.
- [2] Muhammad Haris Diponegoro, Sri Suning Kusumawardani, and Indriana Hidayah, "Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 131–138, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i2.1417.
- [3] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [4] Y. A. Desita, "Bab II Landasan Teori," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2021.
- [5] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.