

Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN

Umami Sri Rahmadhani¹, Noveri Lysbetti Marpaung²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Riau, Pekanbaru

^{1,2}Kampus Bina Widya, Kota Pekanbaru, 28293, Indonesia

email: ¹ummisrir@gmail.com, ²noveri.marpaung@eng.unri.ac.id

Abstract – Mushrooms are plants that do not have true roots and leaves. There are many types of mushrooms that have been identified worldwide, with various shapes, sizes, and colors. Mushrooms have many benefits in the fields of economy, health, and others. One of the benefits of mushrooms is as a food source in Indonesia, but not all types can be consumed. To identify mushroom species, the concepts of Genus and species can be used. The concept of Genus is considered easier because it groups mushroom types based on similar morphological characteristics. Therefore, a model is needed to classify mushrooms based on consumable and toxic genera. The method used in this research is Convolution Neural Network (CNN) due to its good predictive results in image recognition. The model in the research utilizes three convolution layers, three MaxPooling layers, and two dropout layers. The use of dropout aims to reduce overfitting in the model. The research uses a dataset of 1200 images with a training and testing data ratio of 70:30, resulting in 840 training data and 360 testing data. The best accuracy achieved by this model is 89% for training and 82% for validation. Therefore, it can be concluded that the model is able to classify mushrooms based on Genus using the CNN method.

Abstrak – Jamur merupakan tanaman yang tidak mempunyai akar dan daun sejati. Banyak jenis jamur yang sudah teridentifikasi di seluruh dunia dengan berbagai macam bentuk, ukuran dan warna. Jamur memiliki banyak manfaat baik di bidang perekonomian, kesehatan dan lain-lain. Salah satu manfaat jamur menjadi bahan pangan di Indonesia, tetapi tidak semua jenis dapat dikonsumsi. Untuk mengidentifikasi jenis jamur dapat menggunakan konsep Genus dan spesies. Konsep Genus dianggap lebih mudah dikarenakan mengelompokkan jenis jamur berdasarkan karakteristik morfologi yang sama. Untuk itu diperlukan suatu model yang dapat mengklasifikasi jamur berdasarkan Genus yang bisa dikonsumsi dan beracun. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode Convolution Neural Network (CNN), dikarenakan metode memiliki hasil prediksi yang baik dalam pengenalan gambar. Model pada penelitian menggunakan tiga convolution layer, tiga MaxPooling layer dan dua dropout layer. Penggunaan dropout bertujuan untuk mengurangi overfitting pada model. Data gambar yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 1200 data dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 70: 30, sehingga jumlah data untuk latih adalah 840 dan data uji berjumlah 360 data. Akurasi terbaik yang didapatkan pada model ini adalah 89% untuk training dan 82% untuk validasi. Dengan itu maka dapat disimpulkan model telah dapat mengklasifikasi jamur berdasarkan Genus menggunakan metode CNN.

Kata Kunci – Jamur, Genus, CNN, Konsumsi, Beracun.

I. PENDAHULUAN

Jamur merupakan salah satu keanekaragaman hayati yang banyak tumbuh di Indonesia. Jamur adalah jenis tumbuhan yang tidak memiliki akar dan daun sejati serta tidak bisa melakukan fotosintesis. Keunikan jamur adalah memiliki berbagai macam ukuran, bentuk dan warna. Terdapat 1.500.000 jenis jamur di dunia, telah teridentifikasi 74.000 jenis jamur. Diantara jamur-jamur yang telah teridentifikasi tersebut beberapa jamur memiliki banyak manfaat seperti dapat meningkatkan perekonomian, meningkatkan agrikultur dan berperan di bidang kesehatan. Tidak hanya itu jamur juga sangat berperan dalam kehidupan sehari-hari baik sebagai pengurai dari rantai makanan, maupun sebagai bahan pangan dan sumber obat-obatan [1].

Jamur adalah salah satu sumber pangan yang mengandung banyak vitamin, mineral, nutrisi, rendah kalori, serta memiliki kandungan lemak yang rendah. Menurut beberapa ahli, jamur juga dapat membantu dalam mencegah kanker payudara [2]. Walaupun jamur memiliki banyak manfaat, beberapa jenis jamur juga dapat menyebabkan keracunan, yang dapat berakibat pada kematian. Jenis jamur yang mengandung racun tergolong dalam beberapa jenis seperti *Amatoxin/Amanatin* (*Cyclopeptida*), *Gyromitrin*, *Orellanine*, *Ibotenic Acid*, *Muscimol*, *Psilocybin*, dan *Coprine* [3]. Setiap tahunnya di Indonesia terdapat beberapa kasus kematian yang diakibatkan oleh keracunan jamur. Hal ini disebabkan karena kurangnya pemahaman masyarakat Indonesia akan jenis-jenis jamur. Dalam jangka waktu 10 tahun terakhir, dari tahun 2010 sampai dengan 2020 telah terjadi sebanyak 76 kasus keracunan yang disebabkan jamur liar di Indonesia, dengan 550 korban dan 9 diantaranya meninggal dunia [4]. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah penelitian yang membahas mengenai pengelompokan jenis jamur sehingga jamur konsumsi dan beracun dapat dibedakan oleh masyarakat.

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

*) penulis korespondensi: Noveri Lybesti Marpaung

Email: noveri.marpaung@eng.unri.ac.id

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 setengah lingkaran seperti cangkang tiram

Mengetahui Genus suatu jamur merupakan suatu hal yang penting karena dapat memberikan informasi tentang kemiripan secara morfologi serta perbedaan warna dan fungsi antar spesies jamur. Informasi ini sangat berguna dalam berbagai bidang, seperti industri makanan dan farmasi, karena mempengaruhi kualitas dan keamanan produk yang dihasilkan dari jamur. Dengan mengetahui Genus suatu jamur maka akan lebih efisien dalam mengidentifikasi jamur yang dapat dikonsumsi dan beracun. Oleh sebab itu diperlukan suatu model yang dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasi jamur berdasarkan Genus.

Deep Learning merupakan salah satu bagian dalam *Machine Learning* yang menggunakan algoritma, yang dibuat berdasarkan pada hukum matematik, yang bekerja layaknya otak manusia [6]. 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 [7]. Dalam *Deep Learning*, 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 [8].

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).

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Terdapat beberapa penelitian mengenai klasifikasi jamur diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Ocktavia Nurima Putri dua Genus jamur. Pada penelitian tersebut dilakukan pelatihan menggunakan 560 data Genus jamur *Agaricus* dan *Amanita* dengan menerapkan perbandingan data latih dan data uji 80:20. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 62%.

Penelitian berjudul “Klasifikasi Tiga Genus Ikan Karang Menggunakan Convolution Neural Network” oleh Ariawan dkk pada tahun 2022. Penelitian ini menggunakan Metode CNN untuk mengklasifikasi Genus ikan karang yaitu *Epinephelus spp.*, *Halichoeres spp.*, dan *Lutjanus spp.* Terdapat dua tahapan pada Model CNN yang digunakan yaitu *Backpropagation* untuk membentuk Model CNN pada saat pemodelan dengan tujuan melatih data citra ikan dan

Feedforward untuk mengklasifikasi data. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 85,31%.

Penelitian yang dilakukan oleh Syahputra dan Wibowo pada tahun 2020 dengan judul Klasifikasi Genus Tanaman Anggrek berdasarkan Citra Kuntum Bunga Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). data yang digunakan pada penelitian tersebut adalah 900 citra jenis Genus anggrek yang dikategorikan menjadi empat kelas yaitu *Cattleya*, *Dendrobium*, *Oncidium*, dan *Phalaenopsis*. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 97% dan kegagalan pada saat pengujian dikarenakan latar belakang citra dan beberapa citra memiliki kesamaan.

III. METODE PENELITIAN

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan algoritma yang dirancang untuk melakukan pengolahan data seperti gambar atau suara. CNN digunakan dalam proses klasifikasi data yang menggunakan Metode *Supervised Learning*, yang mana didalam metode terdapat data latih dan target data dengan tujuan untuk mengelompokkan data ke dalam data yang ada. Pada umumnya *Convolutional Neural Network* (CNN) terdiri atas beberapa lapisan yaitu :

A. Convolutional Layer

Convolutional Neural Network (CNN) agar dapat melakukan proses klasifikasi dibutuhkan *Convolution Layer* untuk dapat mengklasifikasi objek dalam gambar, mengekstraksi fitur, dan kemudian menggunakan Neural Network untuk proses klasifikasi [7]. Pada *Convolution Layer* terdapat proses konvolusi, yaitu proses untuk menerapkan suatu kernel pada citra, dan output dari proses ini adalah *Feature Map*.

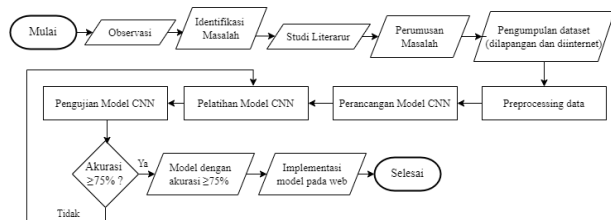
B. Pooling Layer

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 [9]. 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 terbesar bagian gambar pada kernel [10].

C. 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* digunakan dalam pendekatan MLP dan dimaksudkan untuk memproses data sehingga dapat diklasifikasikan [11].

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 merupakan gambar jenis jamur yang dikategorikan menjadi enam kelas yaitu, *Boletus* (konsumsi), *Boletus* (beracun), *Ganoderma* (konsumsi), *Ganoderma* (beracun), *Russula* (konsumsi) dan *Russula* (beracun). Jumlah keseluruhan data yang akan digunakan adalah 1200. Dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 70:30, maka data latih yang digunakan untuk setiap kelas berjumlah 840 dan data uji berjumlah 360 data.

Data yang akan latih dan diuji akan melalui proses preprocessing. *Preprocessing* data pada penelitian ini menggunakan proses augmentasi data yang akan dilakukan adalah *Rotation* berfungsi untuk mengubah rotasi gambar, *Zoom* yang berfungsi untuk memperbesar gambar, *Flip* berfungsi untuk membalikkan gambar baik secara vertikal dan *horizontal*, *Width Shift* yang berfungsi melakukan pergeseran secara *horizontal*, *Height Shift* berfungsi melakukan pergeseran secara vertikal dan *Shear* berfungsi mengubah gambar menjadi miring. Data yang telah melalui proses augmentasi akan dilakukan *Resize* agar seluruh gambar memiliki ukuran yang sama. Hasil dari preprocessing data dapat dilihat pada Gbr.2.

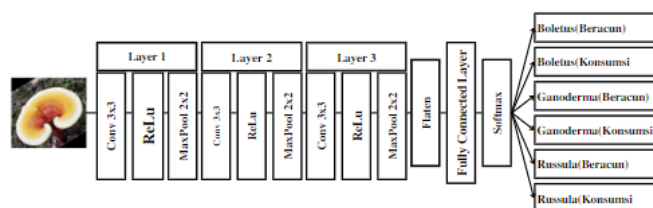


Gbr. 2 Hasil augmentasi data pada tahap preprocessing data

Rancangan model CNN yang akan digunakan pada penelitian ini menggunakan data citra dengan ukuran $160 \times 160 \times 3$. Dengan ukuran 160×160 artinya panjang dan lebar citra tersebut adalah 160 pixels, dan 3 merupakan komponen warna yang digunakan yaitu RGB (*Red*, *Green*, *Blue*). Sedangkan untuk model CNN yang akan digunakan terdiri dari tiga lapisan konvolusi dan tiga lapisan *pooling*. Pada *convolution* akan diterapkan tiga *filter size* secara berurut yaitu 32, 64 dan 128 dengan ukuran kernel 3×3 dan

menggunakan fungsi aktivasi ReLu. Kemudian untuk *pooling layer* akan menggunakan ukuran kernel 2×2 .

Pada arsitektur juga menggunakan *dropout*, *loss function* dan *optimizer* agar model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan jamur. *Dropout* adalah teknik regularisasi untuk mengurangi *overfitting neural network* dengan memilih sejumlah *neuron* secara acak dan tidak digunakan pada proses *training*. Selain mengurangi *overfitting*, penerapan *Dropout* untuk mengoptimalkan model pelatihan [12]. *Loss Function* adalah fungsi yang menunjukkan kerugian yang terkait semua peluang yang dihasilkan oleh model. Sebuah *Loss Function* yang baik adalah ketika menghasilkan kesalahan yang terkecil [13]. Salah satu jenis dari *Loss Function* yang digunakan pada penelitian ini adalah *Categorical cross-entropy*. *Categorical cross-entropy* sering kali digunakan pada klasifikasi dengan multi-class dan didampingi dengan fungsi aktivasi Softmax. *Optimizer* adalah algoritma untuk meminimalkan kesalahan atau perbedaan antara keluaran jaringan dan target. Salah satu *optimizer* yang sering digunakan adalah Adam yang merupakan gabungan dari *optimizer* RMSProp dan momentum dengan kelebihan lebih efisien dalam komputasi, hemat memori dan dapat digunakan pada bidang pembelajaran mesin untuk mengoptimalkan non-convex [14]. Secara keseluruhan perancangan model CNN pada penelitian ini dapat dilihat pada Gbr.3 berikut:



Gbr. 3 Arsitektur Model CNN

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

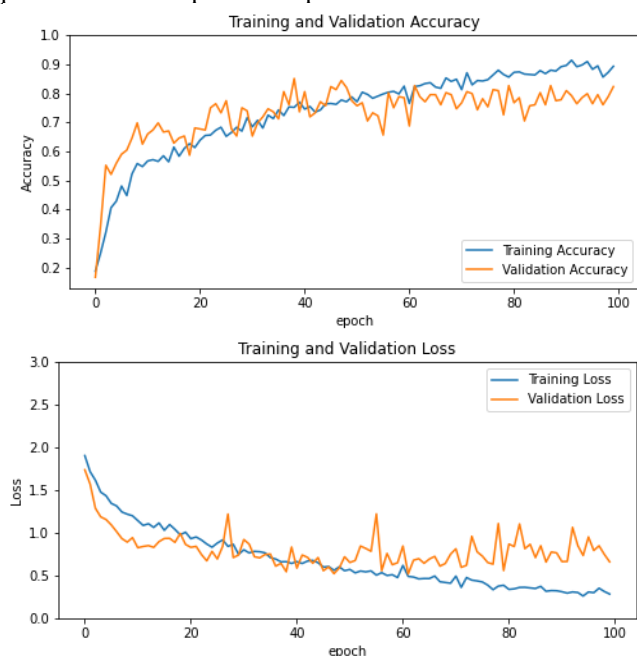
Pada tahap pelatihan, beberapa nilai parameter yang diinisialisasi antara lain *batch size* dan *epoch*. Pemberian inisialisasi untuk beberapa parameter tersebut dapat memberikan akurasi optimal dan kecepatan belajar yang tidak diketahui. Nilai parameter *batch size* yang diuji cobakan pada penelitian ini yaitu, 8, 16, 32, dan 64. Kemudian *epoch* yang akan di digunakan pada penelitian ini yaitu 20, 35, 50, 80 dan 100. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan beberapa percobaan untuk mendapatkan nilai akurasi yang optimal. Hasil dari proses pelatihan dapat dilihat pada Tabel I berikut:

TABEL I
HASIL PELATIHAN MODEL CNN

No	Batch Size	Epoch	Accuracy	Validasi Accuracy
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

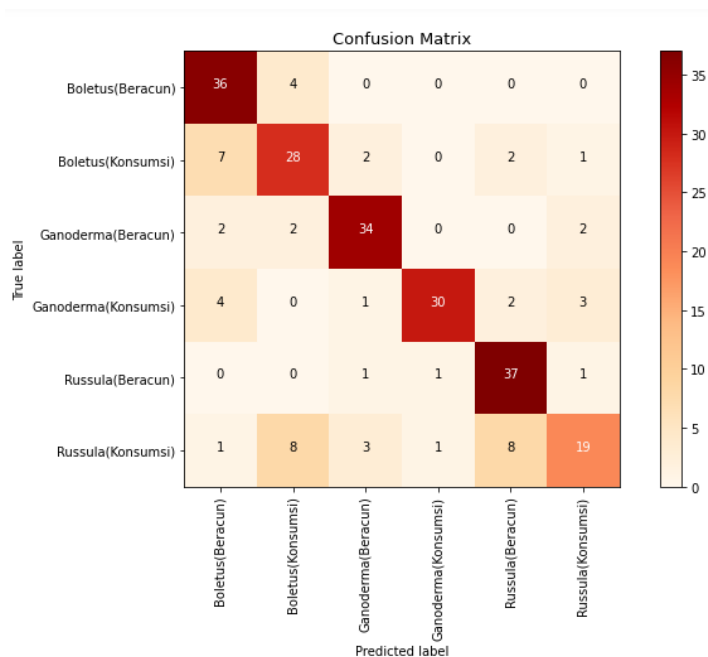
9	16	80	0.7411	0.7743
10	16	100	0.7545	0.7361
11	32	20	0.6324	0.6701
12	32	35	0.7232	0.7396
13	32	50	0.7560	0.6632
14	32	80	0.8333	0.7118
15	32	100	0.8914	0.7604
16	64	20	0.6250	0.6319
17	64	35	0.7232	0.7153
18	64	50	0.7530	0.7778
19	64	80	0.8125	0.7674
20	64	100	0.8929	0.8229

Berdasarkan tabel I pelatihan menghasilkan akurasi terbaik pada model dengan *batch size* 64 dan *epoch* 100. Akurasi yang dicapai pada model ini adalah 0.8929 pada training dan 8229 pada validasi. Selisih kedua akurasi tersebut terbilang cukup baik yaitu 0.0700. Walaupun nilai *loss* pada validasi terbilang cukup tinggi yakni 0.6594, tetapi nilai *loss* yang didapat pada saat validasi terbilang cukup rendah dan baik yaitu 0.2818. Untuk grafik akurasi dan *loss* pada model ini dapat dilihat pada Gbr.4 berikut :



Gbr. 4 Grafik akurasi dan loss percobaan 20

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan *Confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah suatu metode untuk menghitung performansi dari masalah klasifikasi, Metode ini sangat berguna untuk mengukur *recall*, *precision*, akurasi, *F-measure*, dan yang terpenting *Confusion Matrix* dapat memberikan informasi mengenai jumlah kelas prediksi yang diberikan, apakah prediksinya benar atau salah [15]. Pengujian dilakukan berdasarkan model terbaik yang diperoleh dari model yang diperoleh selama proses pelatihan. Model yang diuji dalam penelitian ini adalah model yang diperoleh dari proses pelatihan dengan menggunakan *batch size* 32 dan *epoch* 100, dengan hasil akurasi training 89% dan validasi 82%. Hasil pengujian dari penelitian ini berdasarkan model terbaik dapat dilihat pada Gbr.5 berikut:



Gbr. 5 Confusion matrix

Pengujian confusion matrix yang telah berhasil untuk mengklasifikasi jamur berdasarkan *Genus* dengan menggunakan metode CNN. Model yang telah dibuat dapat memprediksi data uji dengan tepat sebanyak 184 data dari 240 data uji. Sehingga didapat presentasi keberhasilan rata-rata sebesar 76%. Maka dapat disimpulkan model pelatihan yang telah diterapkan dapat bekerja dengan baik.

V. KESIMPULAN

Klasifikasi jamur berdasarkan *Genus* yang dilakukan menggunakan Metode CNN pada data gambar jamur dengan jumlah 1200. Ada tiga *Genus* yang digunakan pada penelitian ini yang kemudian dibagi menjadi enam kelas yaitu *Boletus* (konsumsi), *Boletus* (beracun), *Ganoderma* (konsumsi), *Ganoderma* (beracun), *Russula* (konsumsi) dan *Russula* (beracun). Setelah dilakukan pelatihan dengan model yang menggunakan parameter *batch size* 64 dan *epoch* didapat akurasi *training* tertinggi sebesar 89% dan akurasi validasi 82%.

Pada tahap pengujian model ini mendapatkan akurasi sebesar 76%. Setelah diimplementasikan pada web model tersebut dapat mengklasifikasi gambar jamur berdasarkan *Genus* dengan prediksi kelas yang benar. Penelitian ini memiliki banyak kekurangan dan masih perlu dilakukan perbaikan. Untuk meningkatkan akurasi pada model dapat dilakukan penambahan data ataupun mengganti data gambar dengan data yang lebih baik. Selain itu juga menerapkan metode *deep learning* seperti *Transfer Learning* untuk meningkatkan akurasi dengan arsitektur yang telah tersedia.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih diucapkan kepada tim redaksi jurnal ini atas kesempatan untuk mempublikasikan, menyunting artikel ini akan sangat dihargai. Terima kasih atas upaya dalam memajukan pengetahuan dalam bidang ini dan kepada pihak yang membantu ataupun memberikan dukungan terkait dengan penelitian yang dilakukan seperti bantuan fasilitas

penelitian, dan lainnya.

[15] Lianah, *Budidaya Jamur Pangan: Konsumsi Lokal*. 2020.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Oktavia N. Putri, "Implementasi Metode CNN Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis Image Processing (Studi Kasus: Gambar Jamur Dengan Genus Agaricus Dan Amanita)," pp. 1–80, 2020, [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/23677/16611103> Ocktavia Nurima Putri.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [2] V. Vanitha, "Classification of Mushrooms to Detect their Edibility Based on Key Attributes," *Biosci. Biotechnol. Res. Commun.*, vol. 13, no. 11, pp. 37–41, 2020, doi: 10.21786/bbrc/13.11/9.
- [3] I. P. Ihsan and F. Yusuf, "Analisis Jamur Beracun Berdasarkan Ciri Menggunakan Algoritma AdaBoost," *Pros. Konf. Ilmu Komput. Nas. 2013*, no. ISSN 2338-2899, pp. 1–6, 2013.
- [4] I. P. Putra, "Kasus keracunan Inocybe sp. di Indonesia," *Pros. Semin. Nas. Biol.*, no. September, pp. 148–153, 2020.
- [5] H. F. Jessar, A. Toto Wibowo, and E. Rachmawati, "Klasifikasi Genus Tanaman Sukulen Menggunakan Convolutional Neural Network," *Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 3180–3195, 2021.
- [6] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [7] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [8] S. R. Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/48842/>
- [9] M. R. Alwanda, R. P. K. Ramadhan, and D. Alamsyah, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle," *J. Algoritma.*, vol. 1, no. 1, pp. 45–56, 2020, doi: 10.35957/algoritma.v1i1.434.
- [10] S. R. Dewi, "Deep Learning Object Detection Pada Video," *Deep Learn. Object Detect. Pada Video Menggunakan Tensorflow Dan Convolutional Neural Netw.*, pp. 1–60, 2018, [Online]. Available: https://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/7762/14611242_SyarifahRositaDewi_Statistika.pdf?sequence=1
- [11] A. Kholik, "Klasifikasi Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Tangkapan Layar Halaman Instagram," *Jdmsi*, vol. 2, no. 2, pp. 10–20, 2021.
- [12] M. R. R. Allaam and A. T. Wibowo, "KLASIFIKASI GENUS TANAMAN ANGGREK MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) Program Studi Sarjana Informatika Fakultas Informatika Universitas Telkom Bandung," vol. 8, no. 2, pp. 3147–3179, 2021.
- [13] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiari, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.
- [14] A. Nasuha, T. A. Sardjono, and M. H. Purnomo, "Pengenalan Viseme Dinamis Bahasa Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network," vol. 7, no. 3, pp. 258–265, 2018.