

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Berdasarkan penelitian yang penulis buat dengan judul “Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan Metode Neural Network Dengan Fitur Inception-V3”. Tinjauan pustaka tersebut merupakan hasil dari penelitian terdahulu mengenai informasi hasil penelitian yang dilakukan sebelumnya.

2.1 PUSTAKA YANG TERKAIT DENGAN PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan oleh (Dong & Zheng, 2019), mengenai *Quality Classification of Enoki Mushroom Caps Based on CNN*. Hasil pengujian membuktikan akurasi terbaik yakni 98.35% menggunakan CNN yang dioptimalkan dengan *zero initialization training* dan *fine-tuning*.

Penelitian yang dilakukan oleh (Fadlil dkk., 2019), mengenai *Mushroom Images Identification Using Orde 1 Statistics Feature Extraction with Artificial Neural Network Classification Technique*. Hasil pengujian membuktikan akurasi terbaik yakni 93%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hanseliani & Adi, 2019), mengenai Klasifikasi Berbagai Jenis Jamur Layak Konsumsi Dengan Metode *Backpropagation*. Hasil pengujian membuktikan akurasi terbaik yakni 97% dengan menggunakan ciri warna dan ciri tekstur dengan total jumlah ciri yakni 21 ciri .

Penelitian yang dilakukan oleh (Putri, 2020), mengenai Implementasi Metode CNN Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis

Image Processing. Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 62% dengan menggunakan scenario perbandingan data train validation 80% : 20%, ukuran kernel 3x3, optimizer Adam, 100 epoch, dan learning rate sebesar 0,001.

Penelitian yang dilakukan oleh (Haksoro & Setiawan, 2021), mengenai Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode *Transfer Learning* Pada *Convolutional Neural Network*. Hasil pengujian membuktikan rata-rata akurasi sebesar 92.19% menggunakan arsitektur MobileNetV2.

Penelitian yang dilakukan oleh (Gupta, 2022), mengenai *Classification Of Mushrooms Using Artificial Neural Network*. Hasil pengujian membuktikan rata-rata akurasi di atas 99% untuk prediksi apakah jamur dapat dimakan atau tidak.

Penelitian yang dilakukan oleh (Ketwongsa dkk., 2022), mengenai A *New Deep Learning Model for the Classification of Poisonous and Edible Mushrooms Based on Improved AlexNet Convolutional Neural Network*. Hasil pengujian membuktikan rata-rata akurasi 98.50% dengan waktu pengujian hanya 1 menit 10 detik.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hermawan & Wibowo, 2022), mengenai Implementasi Korelasi untuk Seleksi Fitur pada Klasifikasi Jamur Beracun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. Hasil pengujian membuktikan rata-rata akurasi 99.02%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hermawan dkk., 2022), mengenai *The Improvement of Artificial Neural Network Accuracy Using Principle*

Component Analysis Approach. Hasil pengujian membuktikan nilai akurasi sempurna sebesar 100% dengan arsitektur JST yang terdiri dari 4 layer, 1 lapisan masukan, 2 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan keluaran.

Penelitian yang dilakukan oleh (Zhang dkk., 2022), mengenai *Using Deep Convolutional Neural Networks To Classify Poisonous And Edible Mushrooms Found In China* . Hasil pengujian membuktikan arsitektur ResNet50 mendapatkan akurasi sebesar 75% dan DenseNet121 akurasi sebesar 74%

2.2 TABEL TINJAUAN PUSTAKA

Tabel 2.1 menjelaskan perbedaan penelitian yang dilakukana oleh peneliti dengan penelitian terdahulu tentang Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan Metode Neural Network Dengan Fitur Inception-V3.

Tabel 2.1 Perbedaan Penelitian

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil
1	Jinhua Dong, dan Lixin Zheng (2019)	<i>Quality Classification of Enoki Mushroom Caps Based on CNN</i>	Metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi terbaik yakni 98.35%
2	Abdul Fadlil, Rusydi Umar, dan Sapriani Gustina	<i>Mushroom Images Identification Using Orde 1</i>	Metode <i>Backpropagation Neural Network</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi terbaik yakni 93%

	(2019)	<i>Statistics Feature Extraction with Artificial Neural Network Classification Technique</i>		
3	Ruth Hanseliani, dan Cyprianus Kuntoro Adi (2019)	Klasifikasi Berbagai Jenis Jamur Layak Konsumsi Dengan Metode <i>Backpropagation</i>	Metode <i>Backpropagation Neural Network</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi terbaik yakni 97%
4	Ocktavia Nurima Putri (2020)	Implementasi Metode CNN Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis <i>Image Processing</i> .	Metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 62%
5	Elok Iedfitra Haksoro, dan Abas Setiawan (2021)	Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode <i>Transfer</i>	Metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan	Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 92.19%

		<i>Learning Pada Convolutional Neural Network</i>	arsitektur MobileNetV2	
6	Aaditya Prasad Gupta (2022)	<i>Classification Of Mushrooms Using Artificial Neural Network</i>	Metode <i>Artificial Neural Network</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi di atas 99%
7	Wacharaphol Ketwongsa, Sophon Boonlue, dan Urachart Kokaew (2022)	<i>A New Deep Learning Model for the Classification of Poisonous and Edible Mushrooms Based on Improved AlexNet Convolutional Neural Network</i>	Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) menggunakan arsitektur AlexNet	Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 98.50%
8	Arief Hermawan dan Adityo Permana Wibowo (2022)	Implementasi Korelasi untuk Seleksi Fitur pada Klasifikasi Jamur Beracun Menggunakan	Metode <i>Artificial Neural Network</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 99.02%

		Jaringan Syaraf Tiruan		
9	Arief Hermawan, Adityo Permana Wibowo, dan Akmal Setiawan Wijaya (2022)	<i>The Improvement of Artificial Neural Network Accuracy Using Principle Component Analysis Approach</i>	Metode <i>Artificial Neural Network</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 100%
10	Baiming Zhang, Ying Zhao, dan Zhixiang Li (2022)	<i>Using Deep Convolutional Neural Networks To Classify Poisonous And Edible Mushrooms Found In China</i>	Metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> menggunakan arsitektur ResNet50 dan DenseNet121	Hasil pengujian menggunakan arsitektur ResNet50 mendapatkan akurasi sebesar 75% dan DenseNet121 akurasi sebesar 74%
11	Okka Hermawan Yulianto (2023)	Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan Metode Neural	Metode <i>Neural Network</i> Dengan Fitur <i>Inception V3</i>	Hasil pengujian membuktikan akurasi sebesar 82.5%

		Network Dengan Fitur Inception- V3		
--	--	--	--	--

2.3 LANDASAN TEORI

2.3.1 Jamur

Jamur merupakan tanaman dari kelompok *fungi*, jika dilihat jamur mempunyai bentuk seperti payung. Jamur memiliki beberapa bagian diantaranya kepala (berbentuk tudung), bilah, cincin, badan (tangkai / batang), cawan, dan akar semu. Beberapa jenis jamur ada yang berukuran besar (*Makroskopis*) dan jamur yang berukuran sangat kecil (*Mikroskopis*). Ada jamur yang dapat dikonsumsi beberapa bisa dijadikan obat, dan ada jenis jamur yang berbahaya karena mengandung racun (Hidayu, 2019).

2.3.2 Jamur Agaricus

Jamur *Agaricus* adalah jenis jamur yang dapat dikonsumsi memiliki bentuk hampir bulat seperti kancing dan berwarna putih bersih, krem, atau coklat muda. Merupakan jenis jamur yang paling banyak dibudidayakan karena mampu hidup di iklim yang panas. Jamur ini mengandung beberapa zat gizi yang dapat menurunkan kerentanan tubuh terhadap kanker payudara (Harahap, 2022).



Gambar 2.1 Jamur Agaricus

2.3.3 Jamur Amanita

Jamur *Amanita* adalah jenis jamur beracun yang bisa dikonsumsi. *Amanita* merupakan jamur pembentuk *ektomikoriza* yang memiliki spesies paling banyak di dunia. Diketahui sebanyak 1343 taksa dari jenis *Amanita* yang sudah divalidasi. Jamur *Amanita* tersebar luas di wilayah yang mempunyai banyak musim (Nurhayat & Putra, 2022).



Gambar 2.2 Jamur Amanita

2.3.4 Jamur Boletus

Jamur *Boletus* berkembang dengan substrat tanah rerumpunan secara *soliter*. Ciri jamur *Boletus* mempunyai tudung berwarna

coklat dan pada kepala berbentuk *umbonate*. Jamur *Boletus* biasa dijadikan sebagai bahan pangan sehari-hari oleh masyarakat asli Papua karena sangat bernutrisi (Qonita dkk., 2022).



Gambar 2.3 Jamur Boletus

2.3.5 Jamur Cortinarius

Jamur *Cortinarius* tumbuh ditanah dan mempunyai ciri tudung cembung yang permukaannya halus dan berwarna ungu tua. Pada permukaan bawah tudung terdapat lamela yang berbentuk lembaran-lembaran berwarna ungu. Jamur *Cortinarius* selalu membentuk simbiosis dengan beberapa akar tanaman disekitarnya (Rahmadani, 2019).



Gambar 2.4 Jamur Cortinarius

2.3.6 Jamur *Entoloma*

Jamur *Entoloma* tumbuh berkoloni dan soliter di atas tanah. Tudung memiliki warna kecoklatan dan bagian tengah berwarna kehitaman. Permukaan tudung bertekstur sedikit kasar seperti berserat dan bagian tubuh buah berbentuk cincin (*annulus*). Jamur *Entoloma* mempunyai kandungan *antioksidan* karena ada β -glukan (Mahardhika dkk., 2022).



Gambar 2.5 Jamur *Entoloma*

2.3.7 Jamur *Hygrocybe*

Jamur *Hygrocybe* disebut jamur merah karena tubuh buahnya berwarna merah kecuali lamelanya. Jamur ini memiliki tudung papiler cembung, bagian tengah cembung, permukaan tudung halus, tepi tudung berlekuk, tidak bercincin, spora berwarna putih. Habitatnya biasanya di tanah (Napitupulu & Bangun, 2022).



Gambar 2.6 Jamur *Hygrocybe*

2.3.8 Jamur *Lactarius*

Kata *Lac* (getah) pada Jamur *Lactarius* membuat jamur ini disebut tudung bergetah yang mengeluarkan cairan getah jika bagian tubuh jamur rusak, karena itu jamur ini mudah dikenali. Ciri jamur *Lactarius* lainnya adalah bentuk tudung seperti beledu atau berbulu kasar di pinggir dan berwarna putih, krem, jingga atau kuning muda. Jamur *Lactarius* tumbuh melekat pada pohon secara individu (Amin dkk., 2019).



Gambar 2.7 Jamur *Lactarius*

2.3.9 Jamur *Russula*

Jamur *Russula* mempunyai tubuh buah berupa tudung (*cap*), berlamela, dan bertangkai. Tudung mempunyai warna putih dan krem, permukaan bertekstur halus serta bagian tengah menekuk tepian. Tangkai jamur berwarna putih tanpa cincin, permukaannya bertekstur halus, tumbuh menempel pada substrat berupa *rhizomorph* yang tertutup dengan tanah (Putra & Nurhayat, 2022).



Gambar 2.8 Jamur Russula

2.3.10 Jamur Suillus

Jamur *Suillus* umum dan ekologis jamur penting, yang membentuk hubungan *ektomikoriza* dikebanyakan dengan pohon Pinus. Anggota *Suillus* adalah distribusi utama di daerah beriklim utara. Senyawa bioaktif *fenolik* diisolasi dari *Suillus* dapat digunakan sebagai *antioksidan* alami yang mungkin tidak memiliki efek samping, juga karena khasiatnya efek antibakteri dari β -*carotene* sebagai alami pigmen, itu bisa digunakan sebagai agen antibakteri untuk mensterilkan dan mendisinfeksi permukaan yang berbeda, dan banyak lagi hal-hal lain (Abdulahdi dkk., 2020).



Gambar 2.9 Jamur Suillus

2.3.11 Citra Digital

Citra adalah bentuk objek dua dimensi dari dunia visual, terikat oleh beberapa macam ilmu yang berhubungan dengan seni, penglihatan manusia, astronomi, teknik, dan sebagainya (Hutahaean dkk., 2019). Citra digital merupakan suatu matriks dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau piksel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Pada penelitian ini digunakan citra berwarna. Citra berwarna tersusun atas tiga buah warna *primer* yaitu *Red*, *Green*, dan *Blue*. Sebuah citra warna berukuran BxC piksel dapat dituliskan menjadi tiga buah matriks yang masing-masing terdiri dari B baris dan C kolom, dimana setiap komponen pada matriks merepresentasikan nilai derajat keabuan pada masing-masing *channel* (*Red*, *Green*, *Blue*). Sebuah citra warna dapat direpresentasikan oleh matriks I_p , dimana I_1 merupakan matriks yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel Red*, I_2 merupakan matriks yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel Green*, I_3 merupakan matriks yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel Blue* (Wulandari dkk., 2020).

$$I_p = \begin{bmatrix} (a_{11})_p & (a_{12})_p & \dots & (a_{1C})_p \\ (a_{21})_p & (a_{22})_p & \dots & (a_{2C})_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (a_{B1})_p & (a_{B2})_p & \dots & (a_{BC})_p \end{bmatrix}$$

Nilai untuk masing-masing komponen matriks I_p adalah sebagai

$$(a_{ij})_p = \frac{dp}{255}$$

B adalah jumlah piksel baris pada citra dan C adalah jumlah piksel kolom pada citra. dp merupakan nilai yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel* ke p , nilai dp diskrit dan memiliki range antara 0 hingga 255.

2.3.12 Data Mining

Secara sederhana data mining adalah penambangan atau penemuan informasi baru dengan mencari pola atau aturan tertentu dari sejumlah data yang sangat besar (Nisa, 2021). Proses *data mining* adalah ilmu yang digunakan pada proses interesting *knowledge* dengan sejumlah data besar. *Data mining* mendapatkan data dari beberapa sumber diantaranya *database*, data *warehouse* dan penyimpanan data lainnya. *Data mining* bisa berupa sebuah *data*, gambar, tulisan dan lainnya sebagainya (Yusuf dkk., 2021).

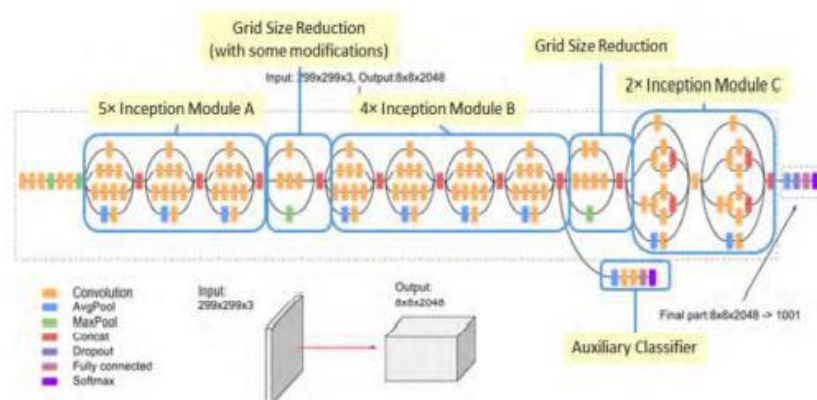
2.3.13 Orange Data Mining Tools

Orange Data Mining adalah sebuah aplikasi *open source* yang digunakan untuk proses data mining. *Widget* pada aplikasi *Orange* digunakan untuk membaca, proses visualisasi, analisis, eksplorasi data, dan lain-lain. *Widget* dibuat sehingga membentuk sebuah *workflow* (alur kerja) dan mampu berkomunikasi satu sama lain untuk memanipulasi data tulisan atau gambar. Diperlukan *add-ons* tambahan untuk *image analytics* dan mengubah data gambar menjadi representasi vector menggunakan *deep neural network*

yang sudah dilatih pada berbagai gambar, sehingga menghasilkan data yang dapat diproses (Hartono dkk., 2020).

2.3.14 Inception V3

Inception V3 bertujuan untuk mengurangi jumlah operasi matematika dengan memanfaatkan teknik *faktorisasi convolution asimetris*. Pembuatan arsitektur jaringan Inception V3 sangat progresif sehingga mampu mengurangi jumlah koneksi atau parameter tanpa harus mengurangi efisiensi jaringan. *Module* pertama, dua konvolusi 3x3 diganti dengan satu konvolusi 5x5 membuat jumlah parameter berkurang 28%. *Module* kedua, satu konvolusi 3x1 diganti dengan konvolusi 3x3 membuat jumlah parameter berkurang 33%. *Module* ketiga, menggunakan *inception module C* bertujuan mempromosikan representasi dimensi tinggi. Dengan digunakannya tiga *module inception* membuat jumlah parameter dalam jaringan menjadi berkurang, diharapkan mampu mengurangi terjadinya *overfitting* (Fitriyani dkk., 2023).



Gambar 2.10 Arsitektur Inception V3

2.3.15 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses pencarian model yang mampu membagi sebuah data berdasar kelas dan dipisah menjadi dua tahap. Tahapan pertama adalah pelatihan (*learning*), pelatihan cara pengkategorikan data yang kategorinya telah diketahui. Tahapan kedua adalah pengujian (*testing*), menentukan hasil model dari tahap pelatihan menggunakan data baru atau data uji, yang menghasilkan akurasi model dalam mengantisipasi data yang kelasnya belum diketahui (Satria Maheswara dkk., 2022).

2.3.16 Neural Network

Neural Network adalah gambaran dari cara neuron di otak berfungsi. Setiap neuron saling terhubung satu dengan yang lain dan mentransmisikan informasi (Safitri dkk., 2023). Beberapa tahapan Neuron Network yaitu :

1. Input Layer, yaitu nilai beberapa data yang akan diolah untuk diperlajari. Nilainya tidak lebih dari jumlah *variable* atau jumlah data.
2. Hidden Layer, yaitu neuron dalam jaringan. Jika jumlah sebuah data tidak mencukupi menyebabkan terjadinya *underfitting* (jaringan tidak mengenali pola kumpulan data). Ketika jumlahnya berlebihan akan terjadi *overfitting* (tidak cukup dataset untuk melakukan pelatihan semua neuron).
3. Output Layer, yaitu hasil dari proses training Neural Network.

2.3.17 Rectified Linear Unit (ReLU)

Rectified Linear Unit (ReLU) adalah fungsi aktivasi terpopuler yang sering digunakan pada Neural Network dan CNN. Fungsi aktivasi ini bertujuan untuk mengurangi error dan saturasi (Magdalena dkk., 2021).

Berikut fungsi aktivasi ReLU:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

Fungsi aktivasi ini mengubah sebuah nilai input negatif menjadi nilai output 0, dan nilai input positif outputnya adalah nilai input dari aktivasi itu sendiri.

2.3.18 Adaptive Movement Estimation (Adam)

Adam merupakan algoritma optimasi yang digunakan untuk memperbarui bobot jaringan secara iteratif berdasar data latih. Metode ini bagus secara komputasi dan prosesnya membutuhkan sedikit memori (Iqbal, 2022).

Beberapa tahapan algoritma Adam sebagai berikut:

1. Menambah t pada setiap iterasi.

$$t = t + 1$$

2. Menghitung gradient.

$$g_t = \nabla_{\theta} f_t^{\theta_{t-1}}$$

3. Memperbaharui bias moment pertama.

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t$$

4. Memperbaharui bias moment kedua.

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$$

5. Menghitung koreksi bias moment pertama.

$$m_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$$

6. Menghitung koreksi bias moment kedua.

$$v_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$$

7. Memperbaharui parameter.

$$v_t = \frac{\theta_{t-1} - \alpha \cdot m_t + (1 - \beta_2) g_t^2}{\sqrt{v_t + \epsilon}}$$

Keterangan:

g = Gradien

m = Momen pertama

v = Momen kedua

β_1, β_2 = Exponential decay rates

α = Stepsize

θ = Parameter yang diperbaiki

2.3.19 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah matriks yang menampilkan hasil dari proses klasifikasi. Dalam perbandingan klasifikasi prediksi terhadap klasifikasi *actual* dalam bentuk *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). TP adalah jumlah poin data yang benar diklasifikasikan dari kelas

positif. FP adalah jumlah poin data yang diperkirakan berada dikelas positif tetapi sebenarnya milik kelas negative. TN adalah jumlah poin data yang benar diklasifikasikan dari kelas negative. FN adalah jumlah poin yang diperkirakan berada di kelas negative tetapi sebenarnya milik kelas positif (Rabbani dkk., 2021).

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Gambar 2.11 Confusion Matrix

