

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTION NEURAL NETWORK* (CNN)  
UNTUK KLASIFIKASI JAMUR KONSUMSI DI INDONESIA  
MENGUNAKAN *KERAS***

(Studi Kasus : Jamur Kuping, Jamur Merang dan Jamur Tiram)

**TUGAS AKHIR**

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana  
Program Studi Statistika



**Disusun Oleh :**

**Tutut Furi Kusumaningrum**

**14 611 135**

**JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGEAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA  
YOGYAKARTA**

**2018**

**HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING**

**TUGAS AKHIR**

Judul : Implementasi *Convolution Neural Network* (CNN) untuk  
Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia Menggunakan  
Metode *Keras*  
Nama Mahasiswa : Tutut Furi Kusumaningrum  
Nomor Mahasiswa : 14 611 135

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK  
DIUJIAN**

Yogyakarta, 17 April 2018

Mengetahui,  
Dosen Pembimbing

  
Dr. RB Fajriya Hakim, S.Si., M.Si.

HALAMAN PENGESAHAN

TUGAS AKHIR

IMPLEMENTASI *CONVOLUTION NEURAL NETWORK* (CNN)  
UNTUK KLASIFIKASI JAMUR KONSUMSI DI INDONESIA

MENGGUNAKAN KERAS

Nama Mahasiswa : Tutut Furi Kusumaningrum

Nomor Mahasiswa : 14 611 135

TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN  
PADA TANGGAL 24 MEI 2018

Nama Penguji

Tanda Tangan

1. Ahmad Fathan Hidayatullah, S.T., M.Cs.

2. Ayundyah Kesumawati, S.Si., M.Si.

3. Dr. RB. Fajriya Hakim, S.Si., M.Si.

Mengetahui,  
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



(Drs. Alwar, M.Sc., Ph.D.)

## KATA PENGANTAR



*Assalamu'alaikum Wr. Wb*

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, Sang pencipta langit dan bumi serta segala isinya yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, serta kasih sayang-Nya kepada penulis sehingga penulis diberikan kesehatan, kekuatan serta kesabaran sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan tugas akhir ini. Tak lupa pula shalawat dan salam penulis panjatkan kepada Rosulullah Muhammad SAW yang telah diutus ke bumi sebagai lentera bagi hati manusia, Nabi yang telah membawa manusia dari jaman kebodohan menuju jaman penuh dengan pengetahuan yang luar biasa seperti saat ini.

Tujuan dari pembuatan laporan tugas akhir ini adalah sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Jurusan Statistika Universitas Islam Indonesia. Laporan ini berjudul “**Implementasi Convolution Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia Menggunakan Keras**”. Dalam melaksanakan tugas akhir ini, penulis sebagai mahasiswa Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia mendapatkan banyak pengalaman dan ilmu-ilmu baru yang belum pernah penulis dapatkan sebelumnya. Selain itu penulis juga telah banyak mendapat bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan terimakasih kepada semua pihak yang telah membantu penulis baik itu dalam menyelesaikan laporan ini dan juga dalam pelaksanaan tugas akhir. Penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada :

1. Bapak Drs. Allwar, M.Sc., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Dr. RB. Fajriya Hakim, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam

Indonesia serta selaku dosen pembimbing yang sudah membimbing penulis dalam penulisan laporan tugas akhir dan memberikan saran agar tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik.

3. Seluruh dosen dan staff Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia yang telah banyak membantu penulis selama kuliah.
4. Bapak dan Ibu tercinta yang telah memberikan doa dan motivasi kepada penulis.
5. Cantiks Ika Fatati Noviarda, Yasmin De Firsta Riningtyas, Asih Tri Sulistyawati yang selalu memberi dukungan, motivasi dan semangat yang sangat bermanfaat.
6. Asih, Dewi, Cindy, Ridha, Mega, Kia, Kiki, Boki, Tiara, Bila, Hani, Feby, Rosita, Hafizan, Jimmy, Arfian, Sendhy selaku rekan seperjuangan skripsi.
7. Teman-teman statistika UII angkatan 2014 yang tidak bisa disebutkan satu persatu.
8. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah mendukung dan memberikan masukan kepada penulis selama pengerjaan tugas akhir ini.

Semoga semua bantuan dan bimbingan yang telah diberikan kepada penulis mendapatkan imbalan dari Allah SWT. Penulis menyadari bahwa laporan tugas akhir ini jauh dari sempurna. Oleh sebab itu, segala kritik dan saran yang membangun sangatlah penulis harapkan. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua yang membaca dan membutuhkan.

*Wassalamu'alaikum Wr. Wb.*

Yogyakarta, 28 Mei 2018

Penulis

## DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL .....	i
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING .....	ii
HALAMAN PENGESAHAN .....	iii
KATA PENGANTAR .....	iv
DAFTAR ISI .....	vi
DAFTAR TABEL .....	viii
DAFTAR GAMBAR .....	ix
DAFTAR LAMPIRAN .....	xi
PERNYATAAN .....	xii
INTISARI .....	xiii
ABSTRACT .....	xiv
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	5
1.3 Batasan Masalah .....	5
1.4 Tujuan Penelitian .....	5
1.5 Manfaat Penelitian .....	6
1.6 Sistematika Penulisan .....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	8
BAB III LANDASAN TEORI .....	15
3.1 Jamur .....	15
3.1.1 Jamur Kuping ( <i>Auricularia Auricula</i> ) .....	17
3.1.2 Jamur Merang ( <i>Volvariella Volvacea</i> ) .....	19
3.1.3 Jamur Tiram ( <i>Pleurotus Ostreatus</i> ) .....	22
3.2 Citra Digital .....	24
3.3 Tipe Citra Digital .....	26
3.3.1 Citra Biner .....	26
3.3.2 Citra <i>Grayscale</i> .....	26
3.3.3 Citra Warna RGB .....	27
3.3.4 Citra Warna Berindeks .....	28

3.4 Pengolahan Cita Digital ( <i>Image Processing</i> ) .....	28
3.5 <i>Artificial Intelligence</i> (AI) .....	30
3.6 <i>Machine Learning</i> .....	31
3.7 <i>Deep Learning</i> .....	32
3.8 <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) .....	34
3.8.1 <i>Convolutional Layer</i> .....	34
3.8.2 <i>Pooling Layer</i> .....	35
3.8.3 <i>Full Connected Layer</i> .....	36
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN .....	38
4.1 Populasi dan Sampel Penelitian .....	38
4.2 Jenis dan Sumber Data .....	38
4.3 Metode Analisis Data .....	38
4.4 Tahapan Penelitian .....	38
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN .....	42
5.1 Pengumpulan Data .....	42
5.2 <i>Preprocessing</i> Data .....	43
5.3 Pembuatan Model .....	47
5.4 Uji Coba dan Evaluasi .....	53
BAB VI PENUTUP .....	57
6.1 Kesimpulan .....	57
6.2 Saran .....	57
DAFTAR PUSTAKA .....	59
LAMPIRAN-LAMPIRAN .....	64

## DAFTAR TABEL

Nomor	Judul	Halaman
Tabel 2.1	Perbandingan Pustaka .....	11
Tabel 3.1	Klasifikasi Ilmiah dari Jamur Kuping ( <i>Auricularia Auricula</i> ) .....	17
Tabel 3.2	Klasifikasi Ilmiah dari Jamur Merang ( <i>Volvariella Volvacea</i> ) .....	20
Tabel 3.3	Klasifikasi Ilmiah dari Jamur Tiram ( <i>Pleurotus Ostreatus</i> ) .....	22
Tabel 5.1	Pembagian Data Penelitian .....	45
Tabel 5.2	Model Klasifikasi .....	50
Tabel 5.3	Hasil Fit Model .....	51
Tabel 5.4	Rincian Perhitungan Akurasi Model Data <i>Train</i> .....	54
Tabel 5.5	Rincian Perhitungan Akurasi Model Data <i>Test</i> .....	55
Tabel 5.6	Rincian Perhitungan Akurasi Model .....	56

## DAFTAR GAMBAR

Nomor	Judul	Halaman
Gambar 3.1	Jamur Kuping ( <i>Auricularia Auricula</i> ) .....	18
Gambar 3.2	Jamur Merang ( <i>Volvariella Volvacea</i> ) .....	21
Gambar 3.3	Jamur Tiram ( <i>Pleurotus ostreatus</i> ) .....	23
Gambar 3.4	Koordinat Citra Digital .....	25
Gambar 3.5	Representasi Citra dalam Matrik .....	25
Gambar 3.6	Ilustrasi Digitalisasi Citra .....	25
Gambar 3.7	Citra Biner .....	26
Gambar 3.8	Citra <i>Grayscale</i> .....	27
Gambar 3.9	Citra Warna RGB .....	27
Gambar 3.10	Citra Warna Berindeks .....	28
Gambar 3.11	<i>Machine Learning</i> .....	31
Gambar 3.12	<i>Layer-layer</i> pada <i>Deep Learning</i> .....	33
Gambar 3.13	Arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> .....	34
Gambar 3.14	Proses <i>Convolution Layer</i> .....	35
Gambar 3.15	Proses <i>Pooling Layer</i> Metode <i>Max Polling</i> .....	36
Gambar 4.1	<i>Flowchart</i> Penelitian .....	39
Gambar 5.1	Gambar Jamur Penelitian .....	42
Gambar 5.2	<i>Download</i> Gambar dengan <i>Fatkun Batch Download Image</i> .....	43
Gambar 5.3	Mengaktifkan <i>Package</i> .....	43
Gambar 5.4	<i>Input</i> Gambar Jamur.....	44
Gambar 5.5	Identifikasi Data <i>Train</i> .....	45
Gambar 5.6	Hasil <i>Combine</i> Data <i>Train</i> .....	45
Gambar 5.7	Memberi Label Data <i>Train</i> .....	46
Gambar 5.8	Identifikasi Data <i>Test</i> .....	46
Gambar 5.9	Hasil <i>Combine</i> Data <i>Test</i> .....	47
Gambar 5.10	Memberi Label Data <i>Test</i> .....	47
Gambar 5.11	Model untuk Klasifikasi Gambar .....	48

Gambar 5.12 Arsitektur Klasifikasi Gambar .....	49
Gambar 5.13 Grafik Hasil Interaksi .....	53
Gambar 5.14 Jamur Uji Coba .....	55

## DAFTAR LAMPIRAN

Nomor	Judul	Halaman
Lampiran 1	<i>Syntax</i> R untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia .....	64

## PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 28 Mei 2018



Tutut Furi Kusumaningrum

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTION NEURAL NETWORK* (CNN)  
UNTUK KLASIFIKASI JAMUR KONSUMSI DI INDONESIA  
MENGUNAKAN *KERAS***

(Studi Kasus : Jamur Kuping, Jamur Merang dan Jamur Tiram)

Tutut Furi Kusumaningrum

Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Universitas Islam Indonesia

**INTISARI**

Sejak jaman dahulu jamur telah dijadikan bahan konsumsi oleh masyarakat. Di Indonesia sendiri jamur konsumsi yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia diantaranya yaitu Jamur Tiram (*Pleurotus Ostreatus*), Jamur Kuping (*Auricularia Auricula*) dan Jamur Merang (*Volvariella Volvaceae*). Namun tidak sedikit dari masyarakat Indonesia yang tidak mengetahui seperti apa bentuk dari masing-masing jamur tersebut. Salah satu metode *Deep Learning* yang sedang berkembang saat ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Jaringan ini dibuat dengan asumsi bahwa masukan yang digunakan adalah berupa gambar. Teknik ini dapat membuat fungsi pembelajaran citra menjadi lebih efisien untuk diimplementasikan. Oleh karena itu peneliti akan memanfaatkan kelebihan dari CNN yaitu yang mampu mengklasifikasikan sebuah objek yang diperuntukan untuk data gambar sehingga model CNN akan digunakan sebagai pengenalan ketiga jenis jamur yang banyak dibudidayakan di Indonesia tersebut. Dengan menggunakan metode *Keras* dihasil uji coba dan evaluasi model terhadap gambar jamur menunjukkan akurasi sebesar 100% pada *training* dan 81,667% pada proses *test*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa implementasi *Deep Learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu melakukan klasifikasi gambar jamur dengan baik.

**Kata Kunci :** *Convolutional Neural Network, Keras, Klasifikasi, Jamur*

**CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN) IMPLEMENTATION  
FOR MUSHROOM CONSUMPTION CLASSIFICATION  
USING KERAS**

(Case Study : Kuping Mushroom, Merang Mushroom and Tiram Mushroom)

Tutut Furi Kusumaningrum

Departement of Statistics, Faculty of Mathematic and Natural Science  
Islamic University of Indonesia

**ABSTRACT**

Since ancient times mushrooms have been used as ingredients of consumption by the public. In Indonesia, the most widely cultivated mushroom consumption in Indonesia include Tiram Mushroom (*Pleurotus Ostreatus*), Kuping Mushroom (*Auricularia Auricula*) and Merang Mushroom (*Volvariella Volvaceae*). But most people in Indonesia who don't know various forms of mushrooms. One of the Deep Learning methods currently developing is the Convolutional Neural Network (CNN). This network is made with the assumption that the insert used is an image. This technique can make the image learning function more efficient to be implemented. Therefore, researchers will use the advantages of CNN is a method that is able to classify an object used for image data so that the CNN model is able to recognize the three types of mushrooms that are cultivated in Indonesia. Using the Keras method, the test results and model evaluation of mushroom images showed an accuracy of 100% in training and 81,667% in testing. So it can be concluded that the implementation of Convolutional Neural Network (CNN) by using the Keras method is able to classify the mushroom image well.

**Keyword :** Convolutional Neural Network, Keras, Classification, Mushroom

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Perkembangan pertanian di bidang pangan khususnya hortikultura pada saat ini ditujukan untuk lebih memantapkan swasembada pangan, meningkatkan pendapatan masyarakat dan diharapkan dapat memperbaiki keadaan gizi masyarakat. Secara umum, Indonesia sebagai salah satu negara beriklim tropis mempunyai potensi yang cukup besar untuk mengembangkan produk-produk pertanian khususnya produk-produk pangan dimana didalamnya terdapat produk hortikultura yaitu buah-buahan dan sayur-sayuran.

Fungsi utama tanaman hortikultura bukan hanya sebagai bahan pangan tetapi juga terkait dengan kesehatan dan lingkungan. Fungsi tanaman hortikultura yaitu: fungsi penyediaan pangan, terutama dalam hal penyediaan vitamin, mineral, serat, energi, dan senyawa lain untuk pemenuhan gizi; fungsi ekonomi yaitu sumber pendapatan petani (pada umumnya komoditas hortikultura mempunyai nilai ekonomi yang tinggi), perdagangan, dan perindustrian; fungsi kesehatan, buah dan sayur dan terutama biofarmaka dapat digunakan untuk mencegah dan mengobati penyakit; fungsi sosial budaya, sebagai unsur keindahan/kenyamanan lingkungan, upacara-upacara, pariwisata, dan lain-lain. Salah satu komoditas hortikultura yang mempunyai prospek yang cukup cerah di Indonesia adalah jamur. Selain dapat digunakan sebagai bahan pangan, jamur juga dapat digunakan sebagai nutraceutical (makanan dan minuman untuk pencegahan dan pengobatan penyakit).

Sejak jaman dahulu jamur telah lama sekali dikenal manusia. Seiring dengan perkembangan jaman, telah diketahui bahwa terdapat lebih dari ribuan jamur dengan berbagai jenis, mulai dari wilayah subtropis dengan suhu dingin hingga wilayah tropis dengan suhu hangat. Ribuan jenis jamur yang tersebar diseluruh dunia tersebut selain merugikan juga terdapat beberapa jenis jamur yang dapat dikonsumsi. Di dunia ini ada beragam jenis jamur yang aman dikonsumsi

oleh manusia. Beberapa negara memiliki jamur konsumsi yang khas di wilayahnya, misalnya di Eropa, jamur-jamur konsumsi yang dikembangkan diantaranya jamur kancing (*Agaricus Bisporus*), jamur portabella, jamur kuda (*Agaricus Arvenis*) dan jamur tiram (*Pleurotus Ostreatus*). Sementara jamur yang diambil dari alam liar seperti jamur *Truffle (Tuber Melanosporum)* yang merupakan jamur termahal di dunia. Di belahan bumi timur, dikenal jamur konsumsi seperti jamur enoki (*Flammulina Velutipes*), jamur shimenji (*Hypsizygus Tessellatus*), jamur eringii (*Pleurotus Eryngii*) dan jamur matsutake (*Tricholoma Matsutake*) yang masih belum bisa dibudidayakan.

Budidaya jamur di Indonesia relatif maju jika dibandingkan dengan negara lain seperti China, Jepang, Taiwan, Perancis, Italia, Amerika dan lain-lainnya. Bahan baku yang digunakan untuk budidaya jamur sebagian besar berasal dari limbah pertanian, perkebunan, peternakan dan kehutanan yang jumlahnya sangat berlimpah di Indonesia. Saat ini lebih dari 15 jenis jamur telah dibudidayakan di seluruh dunia. Di Indonesia sendiri ada beberapa jenis jamur yang telah terkenal di masyarakat umum antara lain jamur merang (*Volvariella Volvacea*), jamur kancing (*Agaricus Bisporus*), jamur tiram (*Pleurotus Ostreatus*), jamur kuping (*Auricularia Auricula*) dan jamur shiitake (*Lentinus Edodes*) (Suharjo, 2006).

Menurut Setiyadi (2014), dari kelima jenis jamur yang banyak dikenal tersebut, jamur kuping (*Auricularia Auricula*), jamur merang (*Volvariella Volvacea*) dan jamur tiram (*Pleurotus Ostreatus*) merupakan jenis jamur konsumsi yang paling banyak dibudidayakan oleh petani di Indonesia. Tiga jenis jamur ini juga menjadi jamur yang paling banyak dijual di pasaran Indonesia, karena bisa tumbuh hampir di seluruh wilayah Indonesia. Jika dilihat dari bentuknya, ketiga jenis jamur tersebut memiliki bentuk yang berbeda-beda. Jamur kuping memiliki bentuk dan tekstur seperti daun telinga (kuning), jamur merang memiliki bentuk bulat telur dan jamur tiram memiliki bentuk seperti tudung. Namun tidak sedikit dari masyarakat Indonesia yang tidak mengetahui bentuk dari jenis-jenis jamur tersebut.

Selain mempunyai rasa yang enak hampir menyerupai daging, jamur juga memiliki berbagai kandungan yang sangat penting bagi kesehatan manusia.

Kandungan protein yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan bahan makanan dari jenis tanaman lain ini mampu menstimulasi perkembangan otot. Selain itu jamur juga memiliki beberapa khasiat yang mampu mencegah dan mengobati berbagai macam penyakit, misalnya mencegah kanker, mencegah penyakit sindrom korsakoff (penyakit neurologis yang membuat penderita mengalami amnesia) dan menurunkan kadar kolesterol. Kandungan lemak yang rendah pada jamur menjadikan jamur sebagai salah satu bahan makanan yang lebih sehat untuk dikonsumsi. Sebagai upaya untuk lebih memperkenalkan jamur kepada masyarakat, maka diperlukan sebuah model yang dapat mengenali bentuk dari jamur konsumsi di Indonesia. Dengan memanfaatkan ilmu komputasi yang memungkinkan komputer untuk mengambil informasi dari suatu citra digital dalam pengenalan objek secara otomatis, maka diharapkan model tersebut dapat menjadi salah satu solusi dalam mengenali bentuk jamur dan dapat mengedukasi masyarakat tentang bentuk-bentuk dari jamur konsumsi di Indonesia.

Pada saat ini tidak dapat dipungkiri bahwa perkembangan teknologi informasi sangat cepat. Selain perkembangan *hardware* dalam meningkatkan performa komputer banyak pula berkembang *software* yang mampu meniru kecerdasan manusia (kecerdasan buatan). Kini komputer dituntut untuk bisa membuat manusia dalam menyelesaikan pekerjaan dengan lebih cepat dan dalam waktu yang singkat. Dengan berkembangnya dunia komputasi dan dengan semakin meningkatnya kapasitas dan kecerdasan proses komputer saat ini muncul ilmu-ilmu komputasi yang memungkinkan komputer dapat mengambil informasi dari suatu citra untuk keperluan pengenalan objek secara otomatis. Kedepannya, pengolahan citra ini diharapkan akan menjadi salah satu pilihan dalam pengenalan bentuk jamur.

Terdapat banyak metode yang dapat digunakan dalam melakukan pengolahan citra, salah satu metode yang paling banyak digunakan adalah metode *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan salah satu algoritma dari *Deep Learning* yang merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP). Saat ini metode CNN memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra. Hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra

pada visual cortex manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra (Suartika, 2016). Beberapa penelitian mengenai pengolahan citra dengan menggunakan metode CNN mendapatkan hasil akurasi yang bagus, yaitu penelitian yang dilakukan oleh Rismiyati (2016) untuk sortasi salak ekspor berbasis citra digital. Hasil akurasi yang didapatkan yaitu dengan 1 lapisan konvolusi adalah 81,5% dan didapatkan nilai akurasi sebesar 70,7% dengan 2 lapisan konvolusi. Penelitian terbaru juga dilakukan oleh Shafira (2018) untuk klasifikasi citra tomat. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 97,5% pada *training* dan 90% pada *testing*.

*Deep Learning* merupakan cabang ilmu dari *Machine Learning* berbasis jaringan saraf tiruan yang mengajarkan komputer untuk melakukan suatu tindakan yang dianggap alami oleh manusia. Dalam *Deep Learning*, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar, teks atau suara. *Deep Learning* adalah teknik dalam neural network yang menggunakan teknik tertentu seperti *Restricted Boltzmann Machine* (RBM) untuk mempercepat proses pembelajaran dalam *Neural Network* menggunakan lapis yang banyak. Lapisan pada *Deep Learning* terdiri atas tiga bagian yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Aplikasi konsep Jaringan Saraf Tiruan yang lebih dalam atau yang memiliki banyak lapisan dapat ditanggihkan pada algoritma *Machine Learning* yang sudah ada sehingga komputer bisa belajar dengan skala yang besar, kecepatan, dan akurasi.

Salah satu metode *Deep Learning* yang sedang berkembang saat ini adalah metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Jaringan ini dibuat dengan asumsi bahwa masukan yang digunakan adalah berupa citra (gambar). Jaringan ini memiliki lapisan khusus yang dinamakan dengan lapisan konvolusi dimana pada lapisan ini sebuah citra masukan akan menghasilkan sebuah pola dari beberapa bagian citra yang nantinya akan lebih mudah untuk diklasifikasikan. Teknik ini dapat membuat fungsi pembelajaran citra menjadi lebih efisien untuk diimplementasikan. Oleh karena itu peneliti akan memanfaatkan kelebihan dari metode CNN yaitu mampu mengklasifikasikan dan memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan objek yang diperuntukan untuk data gambar sebagai

salah satu solusi dalam pengenalan bentuk jamur konsumsi di Indonesia sehingga diharapkan masyarakat Indonesia lebih paham tentang bentuk masing-masing jamur. Sehingga pada penelitian ini model *Convolutional Neural Network* (CNN) akan digunakan sebagai pengenalan ketiga jenis jamur konsumsi di Indonesia tersebut.

### **1.1 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan diatas, maka yang akan menjadi bahasan dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana membuat sebuah model yang dapat mengklasifikasikan gambar dari ketiga jamur konsumsi di Indonesia dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*?
2. Bagaimana tingkat keakurasian model *Convolutional Neural Network* yang digunakan?
3. Bagaimana hasil pengklasifikasian jamur konsumsi di Indonesia dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*?

### **1.2 Batasan Masalah**

Adapun batasan masalah yang digunakan peneliti agar pembahasan dalam penelitian ini tidak menyimpang dari pokok pembahasan, maka digunakan batasan masalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram.
2. Data gambar jamur yang digunakan diambil pada tanggal 26 Februari 2018.
3. Nilai akurasi yang diperoleh dari model *Convolutional Neural Network* (CNN) dikatakan baik jika nilai akurasi  $\pm 80\%$ .

### **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* pada klasifikasi tiga jamur yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia.

2. Mengetahui model yang baik untuk menentukan tingkat keakurasian model *Convolutional Neural Network* dalam mengklasifikasikan ketiga jamur konsumsi di Indonesia.
3. Mengetahui hasil pengklasifikasian jamur konsumsi di Indonesia dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui penerapan metode *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi gambar.
2. Mengetahui bentuk-bentuk dari tiga jamur yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia yaitu jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram.

#### **1.5 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan yang digunakan dalam penyusunan tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

##### **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

##### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini berisi tentang penelitian-penelitian terdahulu yang berhubungan dengan permasalahan yang diteliti dan menjadi acuan konseptual.

##### **BAB III LANDASAN TEORI**

Bab ini berisi tentang teori-teori dan konsep yang berhubungan dengan penelitian yang dilakukan dan mendukung dalam pemecahan masalah.

##### **BAB IV METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini berisi tentang populasi dan sampel, variabel penelitian, jenis dan sumber data, metode analisis dan tahapan penelitian.

**BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab ini berisi tentang pembahasan terhadap hasil pengumpulan, pengolahan dan analisis yang telah dilakukan.

**BAB VI PENUTUP**

Bab ini berisi tentang kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran berdasarkan dari hasil penelitian tersebut sehingga dapat menjadi sebuah masukan untuk penelitian-penelitian kedepannya.

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Terkait dengan penelitian yang dilakukan penulis, maka penelitian terdahulu menjadi sangat penting agar dapat diketahui hubungan antara penelitian yang dilakukan sebelumnya dengan penelitian yang dilakukan pada saat ini, dan terjadinya suatu penjiplakan atau duplikasi dalam penelitian yang dilakukan tersebut mempunyai arti penting sehingga dapat diketahui kontribusi penelitian ini terhadap perkembangan ilmu pengetahuan.

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN), metode yang digunakan sebelumnya dan ditinjau dari berbagai sudut pandang para penelitiannya, diantaranya ada Putra (2008) dalam penelitiannya yang berjudul Klasifikasi Jamur dalam Kelas dapat Dikonsumsi atau Beracun Menggunakan Algoritma VFI 5. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan famili *Agaricus* dan *Lepiota* menggunakan algoritma VFI 5 ke dalam kelas dapat dikonsumsi atau beracun.

Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa akurasi dari klasifikasi yang dihasilkan oleh algoritma VFI5 cukup tinggi untuk setiap iterasinya. Pada pengujian tahap pertama, iterasi pertama menghasilkan akurasi sebesar 82,97%, iterasi kedua menghasilkan akurasi sebesar 82,93%, dan iterasi ketiga menghasilkan akurasi sebesar 87,70%. Rata-rata akurasi yang dihasilkan pada pengujian tahap pertama oleh algoritma VFI5 adalah sebesar 84,53% dan standar deviasi sebesar 2,74%.

Rismiyati (2016) dalam penelitiannya yang berjudul Implementasi *Convolutional Neural Network* untuk Sortasi Salak Ekspor Berbasis Citra Digital. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan *convolutional neural network* untuk penentuan kelayakan buah salak untuk tujuan ekspor berdasarkan citra salak.

Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa akurasi terbaik untuk model dua kelas didapatkan dengan metode CNN dengan menggunakan *learning rate* 0.0001, satu lapisan konvolusional dengan jumlah *filter* 15 dengan ukuran  $3 \times 3 \times 3$ , dan

jumlah neuron pada lapisan tersembunyi 100. Akurasi yang didapatkan adalah 81,5%. Model 4 kelas mendapatkan akurasi 70,7% dengan 2 lapisan konvolusi.

Suartika (2016) dalam penelitiannya yang berjudul Klasifikasi Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada Caltech 101. Bertujuan untuk mengetahui klasifikasi citra pada Caltech 101 menggunakan CNN.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada proses uji coba dari klasifikasi citra objek dengan tingkat *confusion* yang berbeda pada basis data Caltech 101 menghasilkan nilai akurasi sebesar 20% - 50%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa klasifikasi menggunakan metode CNN relatif handal terhadap perubahan parameter yang dilakukan. Dengan menggunakan data *training* yang baik dan optimal, maka subset dari data *training* tersebut juga akan menghasilkan klasifikasi yang baik.

Danukusumo (2017) dalam penelitiannya yang berjudul Implementasi *Deep Learning* Menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis GPU. Bertujuan untuk mengetahui implementasikan *Deep Learning* dengan menggunakan CNN untuk masalah klasifikasi citra candi dan menganalisis kinerja pelatihan model menggunakan GPU.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Implementasi pengujian yang optimal terhadap citra candi menunjukkan akurasi sebesar 98,99% pada training set dan 85,57% pada test set dengan waktu pelatihan mencapai 389,14 detik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa teknik *Deep Learning* dengan CNN mampu melakukan klasifikasi citra candi dengan sangat baik.

Abhirawa (2017) dalam penelitiannya yang berjudul Pengenalan Wajah Menggunakan *Convolutional Neural Network*. Bertujuan untuk mengetahui implementasikan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali sebuah wajah.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan menggunakan proses *dropout* diperoleh hasil lebih baik dengan tingkat akurasi pengenalan setinggi 89.73%. Sedangkan apabila dilakukan pengujian terhadap *data testing* akan diperoleh hasil akurasi pengenalan setinggi 75.79%.

Fikriya (2017) dalam penelitiannya yang berjudul Implementasi *Extreme Learning Machine* untuk Pengenalan Objek Citra Digital. Bertujuan untuk pengenalan objek citra digital menggunakan metode *Extreme Learning Machine*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa uji coba dan evaluasi model dengan data *testing* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 57,33% pada citra dengan objek berukuran kecil, 81,33% pada citra dengan objek berukuran sedang, dan 74,67% pada citra dengan objek berukuran besar.

Shafira (2018) dalam penelitiannya yang berjudul Implementasi *Convolutional Neural Network* untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan *Keras*. Bertujuan untuk mengetahui tingkat keakurasian dalam pengklasifikasian kelayakan buah tomat dengan menggunakan metode CNN.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengujian dengan sampel 100 citra tomat menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90% yang dinilai telah mampu melakukan identifikasi kelayakan buah tomat.

Kusumaningrum (2018) dalam penelitiannya yang berjudul Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia Menggunakan *Keras*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan dalam pengklasifikasian jamur konsumsi di Indonesia.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode *Keras* dihasil uji coba dan evaluasi model terhadap gambar jamur menunjukkan akurasi sebesar 100% pada *training* dan 81,667% pada proses *test*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa implementasi *Deep Learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu melakukan klasifikasi gambar jamur dengan baik.

**Tabel 2.1** Perbandingan Pustaka

No.	Penulis	Tahun	Metode	Judul	Hasil
1.	Bayu Mahardhika Putra	2008	Algoritma VFI5	Klasifikasi Jamur dalam Kelas dapat Dikonsumsi atau Beracun Menggunakan Algoritma VFI 5	Pada pengujian tahap pertama, iterasi pertama menghasilkan akurasi sebesar 82,97%, iterasi kedua menghasilkan akurasi sebesar 82,93%, dan iterasi ketiga menghasilkan akurasi sebesar 87,70%. Rata-rata akurasi yang dihasilkan pada pengujian tahap pertama oleh algoritma VFI5 adalah sebesar 84,53% dan standar deviasi sebesar 2,74%.
2.	Rismaniyati	2016	<i>Convolutional Neural Network</i>	Implementasi <i>Convolutional Neural Network</i> untuk Sortasi Salak Ekspor Berbasis Citra Digital	Akurasi terbaik untuk model dua kelas didapatkan dengan metode CNN dengan menggunakan <i>learning rate</i> 0.0001, satu lapisan konvolusional dengan jumlah <i>filter</i> 15 dengan ukuran 3×3×3, dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi 100. Akurasi yang didapatkan adalah 81,5%. Model 4 kelas mendapatkan akurasi 70,7% dengan 2 lapisan konvolusi.

No.	Penulis	Tahun	Metode	Judul	Hasil
3.	I Wayan Suartika E. P, Arya Yudhi Wijaya, dan Rully Soelaiman	2016	<i>Convolutional Neural Network</i>	Klasifikasi Citra Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) pada Caltech 101	Proses uji coba dari klasifikasi citra objek dengan tingkat <i>confusion</i> yang berbeda pada basis data Caltech 101 menghasilkan nilai akurasi sebesar 20% - 50%.
4.	Kefin Pudi Danukusumo	2017	<i>Convolutional Neural Network</i>	Implementasi <i>Deep Learning</i> Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i> untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis GPU	Implementasi pengujian yang optimal terhadap citra candi menunjukkan akurasi sebesar 98,99% pada training set dan 85,57% pada test set dengan waktu pelatihan mencapai 389,14 detik.
5.	Halprin Abhirawa, Jondri dan Anditya Arifianto	2017	<i>Convolutional Neural Network</i>	Pengenalan Wajah Menggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	Dengan penggunaan proses <i>dropout</i> diperoleh hasil lebih baik dengan tingkat akurasi pengenalan setinggi 89.73%. Sedangkan apabila dilakukan pengujian terhadap <i>data testing</i> akan diperoleh hasil akurasi pengenalan setinggi 75.79%

No.	Penulis	Tahun	Metode	Judul	Hasil
6.	Zulfa Afiq Fikriya, Mohammad Isa Irawan, dan Soetrisno	2017	<i>Extreme Learning Machine</i>	Implementasi <i>Extreme Learning Machine</i> untuk Pengenalan Objek Citra Digital	Uji coba dan evaluasi model dengan data <i>testing</i> menghasilkan tingkat akurasi sebesar 57,33% pada citra dengan objek berukuran kecil, 81,33% pada citra dengan objek berukuran sedang, dan 74,67% pada citra dengan objek berukuran besar.
7.	Tiara Shafira	2018	<i>Convolutional Neural Network</i>	Implementasi <i>Convolutional Neural Network</i> untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan <i>Keras</i>	Pengujian dengan sampel 100 citra tomat menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90% yang dinilai telah mampu melakukan identifikasi kelayakan buah tomat.
8.	Tutut Furi Kusumaningrum	2018	<i>Convolutional Neural Network</i>	Implementasi <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia Menggunakan <i>Keras</i>	Penggunaan metode <i>Keras</i> dihasil uji coba dan evaluasi model terhadap gambar jamur menunjukkan akurasi sebesar 100% pada <i>training</i> dan 81,667% pada proses <i>test</i> . Sehingga dapat disimpulkan bahwa implementasi <i>Deep Learning</i> dengan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) mampu

No.	Penulis	Tahun	Metode	Judul	Hasil
					melakukan klasifikasi gambar jamur dengan baik.

## **BAB III**

### **LANDASAN TEORI**

#### **3.1 Jamur**

Jamur (Fungi) berasal dari bahasa Yunani yaitu fungus, yang mempunyai arti tumbuh dengan subur. Beberapa karakteristik umum dari jamur yaitu jamur merupakan organisme yang tidak memiliki klorofil sehingga cara hidupnya sebagai parasit atau saprofit. Tubuh terdiri dari benang yang bercabang-cabang disebut hifa, kumpulan hifa disebut miselium (Alexopoulos dan Mimms, 1979).

Struktur tubuh jamur terdiri atas sel eukariotik yang tersusun oleh dinding sel yang mengandung zat kitin. Uniknya zat kitin pada jamur mirip dengan zat kitin pada kerangka luar arthropoda sofabat. Zat kitin ini tersusun atas polisakarida, sifatnya kuat dan fleksibel. Jamur bersel tunggal (uniseluler) atau bersel banyak (multiseluler). Reproduksi pada jamur terdiri atas dua yaitu reproduksi secara aseksual dan seksual. Karena sifat-sifatnya tersebut dalam klasifikasi makhluk hidup, jamur dipisahkan dalam kingdom nya tersendiri yaitu Kingdom Fungi. Tubuh jamur dapat berbeda dengan jenis jamur lainnya yang ditunjukkan dengan adanya perbedaan tudung (*pileus*), tangkai (*stipe*) dan lamella (*gills*) serta cawan (*volva*). Adanya perbedaan ukuran, warna, serta bentuk dari *pileus* dan *stipe* merupakan ciri penting dalam melakukan identifikasi suatu jenis jamur (Smith, dkk,1988).

Karena tidak berklorofil, jamur termasuk ke dalam makhluk hidup heterotof (memperoleh makanan dari organisme lainnya). Umumnya jamur hidup secara saprofit (hidup dengan mengurai sampah organik seperti bankai menjadi bahan anorganik). Ada juga jamur yang hidup secara parasit (memperoleh bahan organik dari inangnya), selain itu adapula yang hidup dengan simbiosis mutualisme (hidup dengan organisme lain agar sama-sama mendapatkan untung). Jamur yang hidup bersimbiosis mutualisme, selain menyerap makanan dari organisme lain juga menghasilkan zat tertentu yang bermanfaat bagi simbiosnya. Simbiosis mutualisme jamur dengan tanaman dapat dilihat pada mikoriza, yaitu

jamur yang hidup di akar tanaman kacang-kacangan atau pada liken. Jamur berhabitat pada bermacam-macam lingkungan dan berasosiasi dengan banyak organisme. Meskipun kebanyakan hidup di darat, beberapa jamur ada yang hidup di air dan berasosiasi dengan organisme air. Jamur yang hidup di air biasanya bersifat parasit atau saprofit dan kebanyakan dari kelas *Oomycetes*.

Diantara semua organisme, jamur adalah organisme yang paling banyak menghasilkan enzim yang bersifat degradatif yang menyerang secara langsung seluruh material organik. Adanya enzim yang bersifat degradatif ini menjadikan jamur bagian yang sangat penting dalam mendaurulang sampah-sampah alam dan sebagai dekomposer dalam siklus biogeokimia (Mc-Kane, 1996). Peranan jamur ada yang menguntungkan dan ada yang merugikan bagi kehidupan manusia. Berikut ini adalah peranan jamur yang dapat ditentukan dalam kehidupan manusia sehari-hari:

- a. Peranan jamur yang menguntungkan
  - *Rhizopus stolonifer*, digunakan untuk membuat tempe.
  - *Aspergillus oryzae*, digunakan untuk mengempukkan adonan.
  - *Saccharomyces cerevisiae*, digunakan untuk membuat tape, roti, bir, dan minuman sake.
  - *Neurospora crassa*, digunakan untuk membuat oncom.
  - *Trichoderma sp.*, digunakan untuk menghasilkan enzim selulosa.
  - *Rhizopus nigricans*, digunakan untuk menghasilkan asam fumarat.
  - *Ganaoderma lucidum*, digunakan sebagai bahan obat.
- b. Peranan jamur yang merugikan
  - *Aspergillus fumigatus*, kanker pada paru-paru burung.
  - *Candinda albicans*, infeksi pada vagina.
  - *Ustilago maydis*, parasite pada tanaman jagung dan tembakau.
  - *Microsporium sp.* dan *Trichophyton sp.*, menyebabkan kurap atau panu.
  - *Epidermophyton floccosum*, menyebabkan penyakit pada kaki atlet.

- *Aspergillus flavus*, penghasil aflatoksi dan penyebab kanker pada manusia.
- *Amanita phalloides*, mengandung balin yang menyebabkan kematian bagi yang memakannya.

### 3.1.1 Jamur Kuping (*Auricularia Auricula*)

Alasan disebut jamur kuping (*Auricularia auricula*) karena bentuk tubuh buahnya melebar seperti daun telinga manusia (kuping). Jamur kuping adalah salah satu jenis jamur konsumsi yang banyak dikenal dan sudah populer dikalangan masyarakat. Jamur ini sudah menyebar keberbagai daerah hingga Internasional, bahkan pernah menduduki urutan keempat. Jamur kuping memiliki nama daerah atau lokal yang sering didengar diantaranya di Sunda (Supa Lember), di Jawa (Kuping Lowo dan Kuping Tikus). Selain itu orang asing juga memiliki sebutan yang berbeda-beda diantaranya di Cina (*Mouleh*), Taiwan (*Yung-ngo*), Vietnam (*Mu-er, Mo-er*) di Jepang (*Mokurage, Senji, Arage*) dan Amerika Serikat (*Tree-ar Fungi*).

Jamur kuping (*Auricularia auricula*) merupakan salah satu kelompok *jelly fungi* yang masuk ke dalam kelas *Basidiomycota* dan mempunyai tekstur *jelly* yang unik. Jamur yang masuk ke dalam kelas ini umumnya makroskopis atau mudah dilihat dengan mata telanjang (Phillips, 2006). Klasifikasi jamur kuping adalah sebagai berikut:

**Tabel 3.1** Klasifikasi Ilmiah dari Jamur Kuping (*Auricularia Auricula*)

Kingdom	Fungi
Divisi	<i>Basidiomycota</i>
Kelas	<i>Agaricomycetes</i>
Ordo	<i>Auriculariales</i>
Famili	<i>Auriculariaceae</i>
Genus	<i>Auricularia</i>
Spesies	<i>A. Auricula</i>

Jamur kuping dapat tumbuh secara alami, melekat pada pohon yang masih hidup maupun yang sudah mati. Jamur ini biasanya tumbuh baik di daerah tropis

dan subtropics. Tubuh jamur kuping ini terdiri dari tudung, yang berwarna hitam, tumbuh saling tumpang tindih dan tidak dapat mudah membusuk. Sebagian besar jamur kuping tidak mempunyai tangkai, tudungnya langsung melekat pada substrat dan tubuh buahnya seperti gelatin, pada permukaan bawah tudung terdapat pori-pori yang berisi basidiospora. Selain itu, miselium jamur kuping bersekat dan dapat dibedakan menjadi dua macam yaitu miselium primer (yang mempunyai inti sel satu) dan miselium sekunder (yang mempunyai inti sel dua).

Tubuh buah yang kenyal (mirip gelatin) jika dalam keadaan segar. Namun pada keadaan kering, tubuh buah jamur kuping ini akan menjadi keras seperti tulang. Bagian tubuh buah dari jamur kuping berbentuk seperti mangkuk, memiliki diameter 2-15 cm, tipis berdaging dan kenyal (Gunawan, 2000). Secara umum jamur kuping adalah berdaging lunak seperti agar-agar, sedikit elastis, tembus cahaya, mudah pecah jika dikeringkan dan tidak berbau atau beraroma. Warna jamur kuping tergantung jenisnya, yaitu putih, kemerah-merahan, kecokelatan, keunguan dan hitam. Bila dikeringkan, jamur kuping cenderung berubah warna menjadi coklat kehitaman (Muchrodji, 2010).



**Gambar 3.1** Jamur Kuning (*Auricularia Auricula*)

(Sumber : depositphotos.com)

Jenis jamur kuping yang paling memiliki nilai bisnis yang tinggi adalah yang memiliki warna coklat pada bagian atas tubuh buah dan warna hitam pada bagian bawah tubuh buah, serta ukuran tubuh buah kecil. Jamur kuping merupakan salah satu jamur konsumsi yang umum dikeringkan terlebih dahulu, kemudian direndam dengan air dalam waktu relatif singkat sehingga akan kembali

seperti bentuk dan ukuran pada saat masih segar (Gunawan, 2000). Berikut ini adalah beberapa peranan dari jamur kuping pada kehidupan sehari-hari:

- Sebagai bahan olahan makanan, karena rasanya yang lezat dan tekstur lunak yang terasa segar dan kering. Contoh olahannya adalah antara lain nasi goreng jamur, sayur kimlo, sukiyaki, tauco jamur, bakmi jamur dll.
- Bila jamur kuping dipanaskan maka lendir yang dihasilkannya memiliki khasiat sebagai berikut (Darma, 2002):
  1. Penangkal (menonaktifkan) zat-zat racun yang terbawa dalam makanan, baik dalam bentuk racun nabati, racun residu pestisida, maupun racun berbentuk logam berat.
  2. Kandungan senyawa yang terdapat dalam lendir jamur kuping efektif untuk menghambat pertumbuhan karsinoma dan sarcoma (sel kanker) hingga 80-90% serta berfungsi sebagai zat anti koagulan (mencegah dan menghambat proses penggumpalan darah).
  3. Dapat menormalkan tekanan darah, menurunkan kolesterol, meningkatkan kekebalan tubuh, menguatkan saraf, dapat mengurangi stress, berfungsi sebagai antioksidan dan juga anti tumor.
- Manfaat lain dari jamur kuping dalam kesehatan ialah untuk mengatasi penyakit darah tinggi (hipertensi), kekurangan darah (anemia).
- Mengobati penyakit wasir (ambeien) dan memperlancar proses buang air besar.
- Mengurangi panas dalam, dan juga mengurangi rasa sakit pada kulit akibat luka bakar.

### **3.1.2 Jamur Merang (*Volvariella volvacea*)**

Jamur merang (*Volvariella volvacea*) atau dalam bahasa Aceh disebut dengan Kulat Jumpung merupakan salah satu spesies jamur yang dapat dikonsumsi. Jamur ini umumnya banyak dibudidayakan di beberapa wilayah Asia Timur dan Asia Tenggara yang beriklim tropis atau subtropics termasuk di Indonesia. Jamur merang dikenal sebagai *warm mushroom*, hidup dan mampu bertahan pada suhu yang relatif tinggi, yaitu kisaran suhu antara 30°C sampai

dengan 38°C dan diperlukan kelembaban antara 80% sampai dengan 85% dengan oksigen yang cukup. Serta kebutuhan akan pH media tumbuh berkisar antara pH 5,0 – pH 8,0 (Sinaga, 2001). Jamur ini tidak tahan terhadap cahaya matahari langsung, tetapi tetap membutuhkannya dalam bentuk pancaran tidak langsung. Sesuai dengan namanya, jamur merang biasanya dibudidayakan pada media merang atau jerami yang telah dijadikan kompos. Sedangkan di alam, jamur merang banyak dijumpai hidup bergerombol pada jerami padi, sagu, serbuk gergaji dan tandan kosong kelapa sawit.

Jamur merang atau bahasa ilmiahnya *Volvariella volvacea*, memiliki kandungan gizi yang sangat tinggi. Berikut ini adalah klasifikasi ilmiah untuk jamur merang (Agus, 2002).

**Tabel 3.2** Klasifikasi Ilmiah dari Jamur Merang (*Volvariella Volvacea*)

Kingdom	Fungi
Divisi	<i>Basidiomycota</i>
Kelas	<i>Homobasidiomycetes</i>
Ordo	<i>Agaricales</i>
Famili	<i>Pluteaceae</i>
Genus	<i>Volvariella</i>
Spesies	<i>V. Volvacea</i>

Tudung jamur merang mempunyai diameter 5-14 cm dengan bentuk bulat telur yang kemudian cembung dan pada jamur yang sangat tua kadang-kadang mendekati rata. Tubuh buah yang masih muda berbentuk bulat telur, berwarna coklat gelap hingga abu-abu dan dilindungi selubung. Pada tubuh buah jamur merang dewasa, tudung berkembang seperti cawan berwarna coklat tua keabuan dengan bagian batang berwarna coklat muda (Wiardani, 2010). Bilah rapat-rapat, bebas, lebar, putih ketika masih muda dan menjadi merah jambu jika spora menjadi dewasa. Tangkai dengan panjang 3-8 cm, diameter 5-9 mm, biasanya menjadi gemuk di bagian dasar, licin, putih, kuat. Cadar umumnya berupa membran, membentuk *volvo* seperti mangkuk tebal yang terdapat pada dasar tangkai, *volvo* berwarna putih kekuningan atau coklat kotor, sering kali

bercuping (Gunawan, 2008). Jamur merang yang dijual untuk keperluan konsumsi adalah tubuh buah yang masih muda yang tudungnya belum berkembang.



**Gambar 3.2** Jamur Merang (*Volvariella Volvacea*)

(Sumber : alohamedicinals.com)

Jamur merang merupakan salah satu tumbuhan yang dapat dikonsumsi, sebab memiliki kandungan gizi yang cukup tinggi. Sebagian jenis jamur yang dibudidayakan adalah karena dapat dikonsumsi atau karena memiliki khasiat menjadi obat. Jamur merang merupakan salah satu komoditas sayuran yang prospektif dan potensial untuk dikomersialkan oleh para petani dan pengusaha agribisnis Indonesia (Sumiati & Djuariah, 2007). Budidaya jamur ini tidak sulit. Panen dilakukan terhadap tubuh buah yang belum sepenuhnya berkembang (masih kuncup), meskipun tubuh buah yang telah membuka payungnya pun masih bisa dikonsumsi walaupun harga jualnya menurun. Berikut ini adalah peranan dari jamur merang pada kehidupan sehari-hari:

- Sebagai bahan olahan makanan, mie ayam jamur, tumis jamur, pepes jamur, sup dan capcay.
- Kandungan antibiotik, dapat digunakan untuk mencegah anemia, menurunkan darah tinggi dan mencegah penyakit kanker.
- Kandungan eritadenin, dikenal sebagai penawar racun.
- Rendah kandungan pati, kalori dan kolesterol sehingga bermanfaat untuk obat pelangsing tubuh dan mencegah penyakit jantung.
- Kandungan asam folat, untuk penyakit anemia.
- Enzim tripsin, dapat membantu proses pencernaan.

- Senyawa volvatoksin dan flammotoksin, bermanfaat untuk memperkuat jantung.

### 3.1.3 Jamur Tiram (*Pleurotus Ostreatus*)

Jamur tiram (*Pleurotus ostreatus*) adalah jamur konsumsi dari kelompok *basidiomycota* dan termasuk kelas *homobasidiomycetes*. Jamur tiram putih atau *white mushroom* juga dikenal dengan istilah Jamur Shimeji (Jepang). Jamur tiram merupakan salah satu jenis jamur yang paling banyak dibudidayakan serta dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Jamur ini awalnya tumbuh secara alami pada batang-batang pohon yang telah mengalami pelapukan (Soenanto, 2000).

Jamur tiram merupakan salah satu jamur makroskopik, yang memiliki bentuk tubuh seperti payung. Berikut ini adalah klasifikasi ilmiah untuk jamur tiram:

**Tabel 3.3** Klasifikasi Ilmiah dari Jamur Tiram (*Pleurotus Ostreatus*)

Kingdom	Fungi
Divisi	<i>Basidiomycota</i>
Kelas	<i>Homobasidiomycetes</i>
Ordo	<i>Agaricales</i>
Famili	<i>Tricholomataceae</i>
Genus	<i>Pleurotus</i>
Spesies	<i>P. Ostreatus</i>

Di alam bebas, jamur tiram bisa dijumpai hampir sepanjang tahun di hutan pegunungan daerah yang sejuk. Tubuh buah terlihat saling bertumpuk di permukaan batang pohon yang sudah melapuk atau pokok batang pohon yang sudah ditebang karena jamur tiram adalah salah satu jenis jamur kayu. Jamur tiram tidak memerlukan cahaya matahari yang banyak, di tempat terlindung miselium jamur akan tumbuh lebih cepat daripada di tempat yang terang dengan cahaya matahari berlimpah. Pertumbuhan misellium akan tumbuh dengan cepat dalam keadaan gelap/tanpa sinar. Budidaya jamur tiram biasanya menggunakan substrat, seperti kompos serbuk gergaji kayu, ampas tebu atau sekam. Misellium dan tubuh buahnya tumbuh dan berkembang baik pada suhu 26°C hingga 30°C dengan kelembaban 60-70%. Keasaman pH media perlu diatur antara pH 6 sampai

7 dengan menggunakan kapur (Calsium carbonat). Apabila pH terlalu rendah atau terlalu tinggi maka pertumbuhan jamur akan terhambat. Bahkan dapat tumbuh jamur lain yang akan mengganggu pertumbuhan jamur tiram tersebut. Jamur tiram mulai dibudidayakan pada tahun 1900. Budidaya jamur ini tergolong sederhana. Jamur tiram biasanya dibudidayakan dengan media tanam serbuk gergaji steril yang dikemas dalam kantong plastik.

Sesuai dengan namanya jamur tiram memiliki tudung atau buah yang berwarna putih hingga krem, dan tudung jamur dewasa 4-15 cm atau lebih, bentuk setengah lingkaran mirip cangkang tiram, cembung kemudian menjadi rata atau kadang-kadang membentuk corong, permukaan licin, agak berminyak ketika lembab, tetapi tidak lengket, tepi menggulung ke dalam, pada jamur muda sering bergelombang atau bercuping. Daging tebal, berwarna putih kokoh, tetapi lunak pada bagian yang berdekatan dengan tangkai. Bilah cukup berdekatan, lebar, warna putih keabuan dan sering kali berubah menjadi kekuningan ketika dewasa. Tangkainya pendek kokoh, dan tidak ditengah atau lateral (tetapi ada juga dipusat), panjang 0,4-0,5 cm, pada umumnya berambut atau berbulu kapas paling sedikit di dasar. Warna spora putih sampai ungu atau abu-abu keunguan, berukuran  $7-9 \times 3-4$  mikron, bentuk lonjong dan licin.



**Gambar 3.3** Jamur Tiram (*Pleurotus ostreatus*)

(Sumber : [jamurtiramjawabarat.com](http://jamurtiramjawabarat.com))

Jamur tiram (*Pleurotus ostreatus*) merupakan bahan makanan bernutrisi dengan kandungan protein, air, kalori, karbohidrat dan sisanya berupa serat zat besi, kalsium, vitamin B1, vitamin B2 dan vitamin C. Selain itu juga mengandung 9 macam asam amino, yaitu lisin, metionin, triptofan, threonin, valin, leusin,

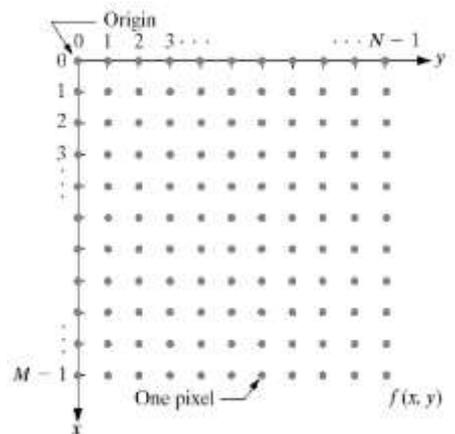
isoleusin, histidin dan fenilalanin. Lemak dalam jamur tiram adalah asam lemak tidak jenuh sehingga aman dikonsumsi baik yang menderita kelebihan kolesterol maupun gangguan metabolisme lipid lainnya. Jamur tiram memiliki berbagai manfaat jika dikonsumsi yaitu diantaranya yaitu:

- Kandungan serat lignoselulosa yang tinggi baik untuk pencernaan, sehingga dipercaya mampu membantu penurunan berat badan.
- Kandungan senyawa pleuran berkhasiat sebagai antitumor, menurunkan kolesterol, serta bertindak sebagai antioksidan.
- Kandungan polisakarida, khususnya Beta-D-glucans mempunyai efek positif sebagai antitumor, antikanker, antivirus (termasuk AIDS), melawan kolesterol, antijamur, antibakteri, dan dapat meningkatkan sistem imun.
- Membunuh nematoda.
- Mengobati penyakit lever, diabetes, anemia.

### 3.2 Citra Digital

Citra (*image*) adalah kombinasi antara titik, garis, bidang dan warna untuk menciptakan suatu imitasi dari suatu objek, biasanya objek fisik atau manusia. Citra bisa berwujud gambar (*picture*) dua dimensi, seperti lukisan, foto dan berwujud tiga dimensi, seperti patung. Citra terbagi 2 yaitu ada citra yang bersifat analog dan ada citra yang bersifat digital. Citra analog tidak dapat direpresentasikan dalam komputer, sehingga tidak bisa diproses oleh komputer secara langsung. Citra analog harus dikonversi menjadi citra digital terlebih dahulu agar dapat diproses di komputer (Sutojo, 2017).

Sebuah citra dapat didefinisikan sebagai fungsi  $f(x, y)$  berukuran M baris dan N kolom, dengan  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial, dan amplitudo  $f$  di titik koordinat  $(x, y)$  dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai  $x, y$  dan nilai amplitudo  $f$  secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital (Putra, 2010). Gambar di bawah ini menunjukkan posisi koordinat citra digital.



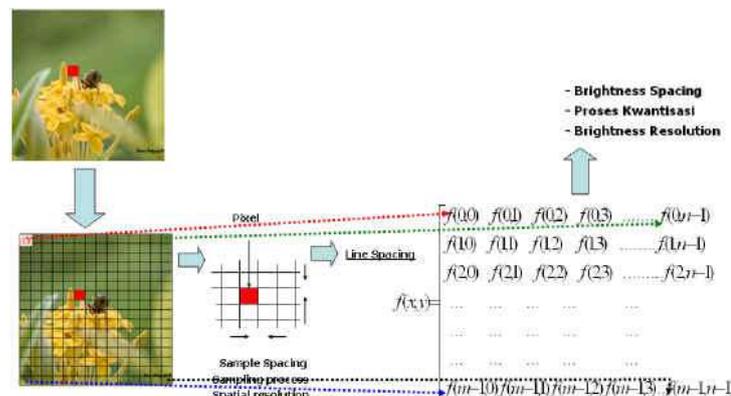
**Gambar 3.4** Koordinat Citra Digital

(Sumber : informatikastudi.com)

Nilai suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi  $x, y$ ) disebut dengan *picture elements*, *image elements*, *pels* atau *pixels*. Istilah yang paling banyak digunakan pada citra digital adalah piksel. Sebuah citra digital adalah sebuah matriks (*array* dua dimensi) dari kumpulan piksel sebagai balok-balok bangunan dasar. Nilai setiap piksel sebanding dengan kecerahan titik yang sesuai dengan lokasinya. Matriks piksel dari sebuah gambar biasanya berbentuk persegi dan digambarkan sebagai piksel  $N \times M$  dimana terdiri atas  $N$  kolom dan  $M$  baris.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix}$$

**Gambar 3.5** Representasi Citra dalam Matrik



**Gambar 3.6** Ilustrasi Digitalisasi Citra

(Sumber : blog.stikom.edu)

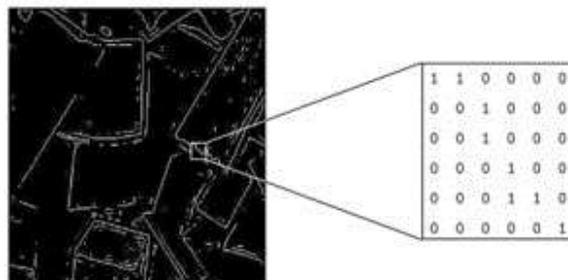
Sebuah citra sama seperti sebuah *grid* dengan masing-masing kotak persegi di dalam *grid* berisi satu warna atau piksel. Sebuah citra 8 dengan resolusi  $1024 \times 768$  merupakan sebuah *grid* yang berisi 1024 kolom dan 768 baris, yang mana berarti berisi  $1024 \times 768 = 786432$  piksel.

### 3.3 Tipe Citra Digital

Dalam melakukan pengolahan citra terdapat empat tipe dasar citra digital yang paling sering digunakan saat melakukan penelitian. Keempat citra tersebut yaitu sebagai berikut:

#### 3.3.1 Citra Biner

Pada citra digital dengan tipe biner, setiap piksel pada citra hanya memiliki dua nilai saja yaitu 0 dan 1. Nilai 0 mewakili warna hitam dan nilai 1 mewakili warna putih. Karena hanya memiliki 2 nilai yang mungkin untuk setiap piksel, maka setiap piksel hanya memiliki ukuran 1 bit saja. Citra dengan tipe biner seperti ini akan sangat efisien dalam proses penyimpanannya. Berikut adalah contoh tipe citra biner, dimana warna putih mewakili piksel tepi dan warna hitam mewakili latar belakang.

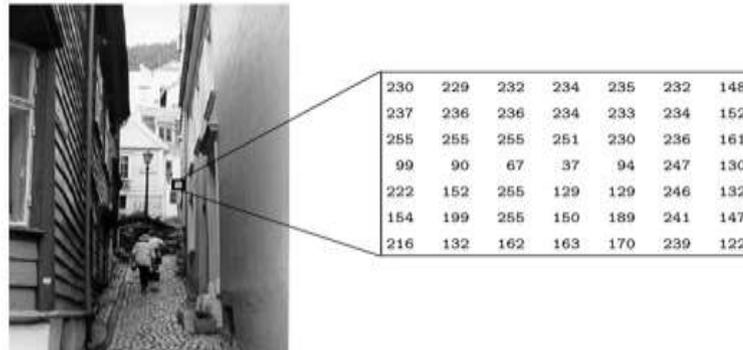


**Gambar 3.7** Citra Biner

(Sumber : catatanpeneliti.wordpress.com)

#### 3.3.2 Citra *Grayscale*

Pada citra dengan tipe *grayscale*, setiap piksel mewakili derajat keabuan dengan nilai antara 0 (hitam) sampai 255 (putih). Pada jangkauan nilai 0 sampai 255, ini berarti bahwa setiap piksel memiliki ukuran 8 bit atau 1 *byte*. Berikut adalah contoh citra bertipe *grayscale*.

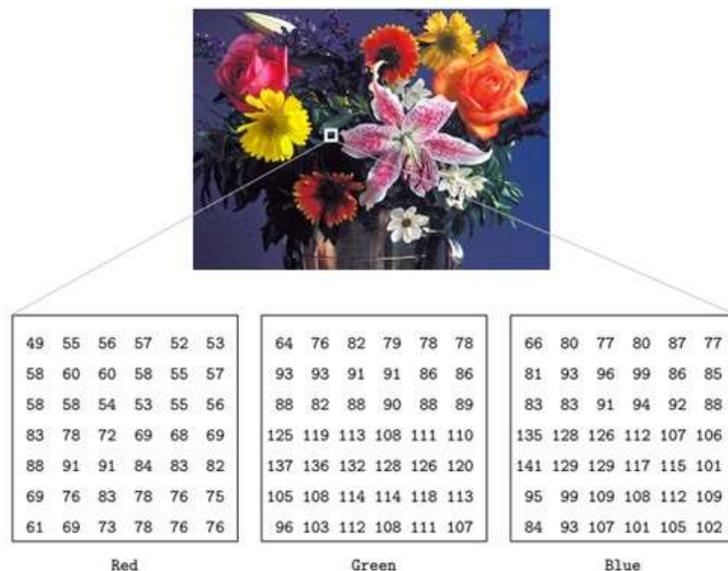


**Gambar 3.8** Citra *Grayscale*

(Sumber : catatanpeneliti.wordpress.com)

### 3.3.3 Citra Warna RGB

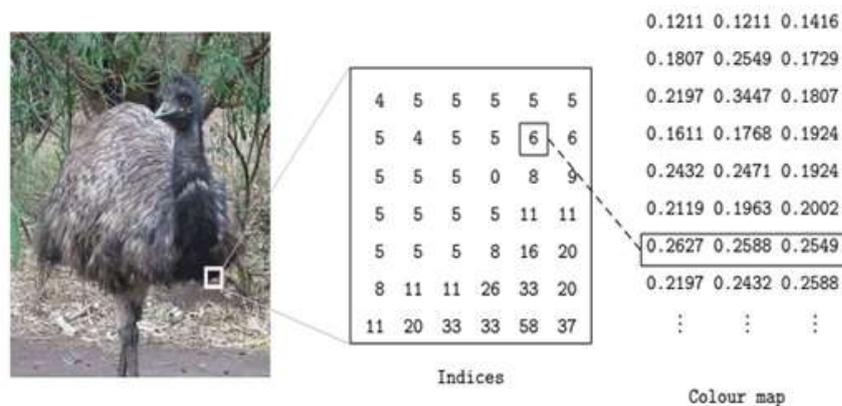
Citra warna RGB biasanya juga disebut sebagai Citra True Color. Pada citra dengan tipe RGB, setiap piksel memiliki 3 komponen warna, yaitu merah (R), hijau (G) dan biru (B). Setiap komponen warna memiliki jangkauan nilai antara 0 sampai 255 (8 bit). Warna pada piksel ditentukan dari kombinasi merah, hijau dan biru. Hal ini akan memberikan kemungkinan total warna sebanyak  $255^3 = 16.581.375$ . Jadi total ukuran bit untuk setiap piksel adalah 24 bit (8 bit R, 8 bit G dan 8 bit B). Citra seperti ini biasanya juga disebut dengan citra warna 24 bit. Berikut adalah contoh dari citra RGB.



**Gambar 3.9** Citra Warna RGB

(Sumber : catatanpeneliti.wordpress.com)

### 3.3.4 Citra Warna Berindeks



**Gambar 3.10** Citra Warna Berindeks

(Sumber : catatanpeneliti.wordpress.com)

Kebanyakan citra warna hanya memiliki sebagian kecil dari 16 juta warna yang mungkin. Untuk kenyamanan dalam menyimpan dan penanganan berkas *file*, citra warna bertipe indeks mempunyai sebuah peta warna yang terkait indeks warna, yang hanya menyimpan daftar semua warna yang digunakan pada citra tersebut. Setiap piksel pada citra warna berindeks mempunyai nilai yang tidak mewakili warna yang diberikan (seperti pada citra warna RGB), tetapi nilai tersebut hanya mewakili sebuah indeks warna, yang mana representasi warna tersebut tersimpan pada peta warna. Berikut contoh sebuah citra warna berindeks.

### 3.4 Pengolahan Citra Digital (*Image Processing*)

Pengolahan citra digital (*image processing*) merupakan proses menolah piksel-piksel dalam citra digital untuk suatu tujuan tertentu. Sebuah gambar disebut dengan citra digital apabila gambar yang dihasilkan berasal dari proses sebuah komputer, kamera, *scanner* atau perangkat elektronik lainnya. Pengolahan citra digital diproses oleh komputer dengan menggunakan algoritma. Citra digital direpresentasikan dengan matriks, sehingga pengolahan pada citra digital pada dasarnya memanipulasi elemen-elemen matriks yang berupa piksel (A'la, 2016).

Tujuan pengolahan citra antara lain dapat memperbaiki kualitas gambar dilihat dari aspek radiometrik (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra) dan dari aspek geometrik (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik). Selain itu pengolahan citra juga dilakukan untuk proses penarikan informasi atau

deskripsi objek atau juga untuk pengenalan objek yang terkandung pada citra tersebut (Hermawati, 2013). Beberapa alasan dilakukannya pengolahan citra pada citra digital antara lain adalah (Akmah, 2009):

1. Untuk mendapatkan citra asli dari suatu citra yang buruk karena pengaruh derau. Proses pengolahan bertujuan mendapatkan citra yang diperkirakan mendekati citra sesungguhnya.
2. Untuk memperoleh citra dengan karakteristik tertentu dan cocok secara visual yang dibutuhkan untuk tahap yang lebih lanjut dalam pemrosesan analisis citra.

Pada pengolahan citra yang diharapkan adalah terbentuknya suatu sistem yang dapat memproses citra masukan sehingga citra tersebut dapat dikenali cirinya. Pengenalan ciri inilah yang sering diaplikasikan dalam kehidupan sehari-hari. Secara umum operasi pengolahan citra dapat dipilih menjadi beberapa kelompok berikut (Akmah, 2009) :

1. Perbaikan citra (*image restoration*)
2. Peningkatan kualitas citra (*image enhancement*)
3. Registrasi citra (*image registration*)
4. Pemampatan data citra (*image data compaction*)
5. Pemilahan citra (*image segmentation*)

Pengenalan citra mengelompokkan data numerik dan simbolik (termasuk citra) secara otomatis oleh mesin (komputer). Manfaat pengolahan citra (Kadir, 2013) adalah sebagai berikut:

1. Membuat gambar yang kurang kontras menjadi sangat terlihat jelas
2. Menambah kecerahan gambar
3. Memutar gambar
4. Memudarkan gambar
5. Menghilangkan bintik-bintik yang menodai gambar
6. Memisahkan objek dari latar belakangnya
7. Memperoleh ciri-ciri objek melalui statistika
8. Membuat objek seolah-olah dibuat menggunakan pensil

### 3.5 Artificial Intelligence (AI)

Kecerdasan Buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) adalah teknik yang digunakan untuk meniru kecerdasan yang dimiliki oleh makhluk hidup maupun benda mati untuk menyelesaikan sebuah persoalan. Kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) merupakan sebuah studi tentang bagaimana membuat komputer melakukan hal-hal yang pada saat ini dilakukan lebih baik oleh manusia (Rich, 1991). *Artificial Intelligence* (AI) bertujuan untuk mengetahui atau memodelkan proses berpikir manusia dan mendesain mesin sehingga bisa menirukan perilaku manusia (McCarthy, 1956). Mesin bisa bertindak seperti manusia dengan dibekali pengetahuan serta kemampuan menalar yang baik.

*Artificial Intelligence* (AI) dibuat berdasarkan sistem yang memiliki keahlian seperti manusia pada domain tertentu yaitu disebut dengan *soft computing*. *Soft computing* merupakan inovasi baru dalam membangun sistem cerdas yang mampu beradaptasi dan bekerja lebih baik jika terjadi perubahan lingkungan. *Soft computing* juga mengeksploitasi adanya toleransi terhadap ketidakpastian, ketidaktepatan, dan kebenaran parsial sehingga dapat diselesaikan dan dikendalikan dengan mudah agar sesuai dengan realita.

Menurut Ahmad (2017) ada tiga metode yang dikembangkan, antara lain yaitu :

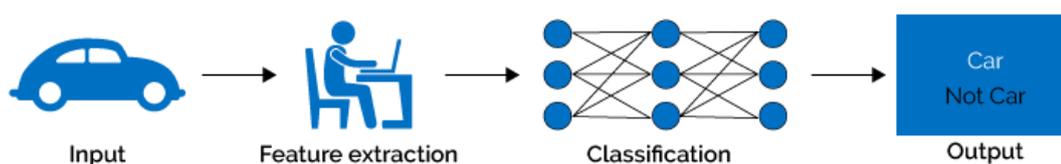
1. *Machine Learning* (ML) atau pembelajaran mesin merupakan teknik yang paling populer karena banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan masalah. Sesuai namanya *Machine Learning* mencoba menirukan bagaimana proses manusia atau makhluk cerdas belajar dan menggeneralisasi.
2. *Fuzzy Logic* (FL), teknik ini digunakan oleh mesin untuk mengadaptasi bagaimana makhluk hidup menyesuaikan kondisi dengan memberikan keputusan yang tidak kaku 0 atau 1. Sehingga dimunculkan sistem logika *fuzzy* yang tidak kaku. Penerapan logika *fuzzy* ini salah satunya adalah untuk sistem pengereman kereta api di Jepang.
3. *Evolutionary Computing* (EC). Pendekatan ini menggunakan skema evolusi yang menggunakan jumlah individu yang banyak dan memberikan sebuah

ujian untuk menyeleksi individu terbaik untuk membangkitkan generasi selanjutnya. Seleksi tersebut digunakan untuk mencari solusi dari suatu permasalahan. Contoh dari pendekatan ini adalah Algoritma Genetika yang menggunakan ide mutasi dan kawin silang, *Particle Swarm Optimization* (PSO) yang meniru kumpulan binatang seperti burung dan ikan dalam mencari mangsa, *Simulated Annealing* yang menirukan bagaimana logam ditempa, dan masih banyak lagi.

### 3.6 Machine Learning

*Machine Learning* atau pembelajaran mesin adalah pendekatan dalam *Artificial Intelligence* yang banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan masalah atau melakukan otomatisasi. Sesuai namanya, *machine learning* mencoba menirukan bagaimana proses manusia atau makhluk cerdas belajar dan menggeneralisasi. Setidaknya ada dua aplikasi utama dalam *machine learning* yaitu, klasifikasi dan prediksi (Ahmad, 2017).

*Machine learning* membantu menangani dan memprediksi data yang sangat besar dengan cara merepresentasikan data-data tersebut dengan algoritma pembelajaran. *Machine learning* dapat membantu komputer memprogram diri mereka sendiri. Jika pemrograman adalah pekerjaan untuk membuat otomatis, maka *machine learning* mengotomatisasi proses otomatis. Pada dasarnya *machine learning* membiarkan data melakukan pekerjaan.



**Gambar 3.11** *Machine Learning*

(Sumber : medium.com)

Ciri khas dari *machine learning* adalah adanya proses pelatihan, pembelajaran atau *training*. Oleh karena itu, agar bisa mengaplikasikan teknik-teknik *machine learning* maka dibutuhkan data. Tanpa data maka algoritma *machine learning* tidak dapat bekerja. Data yang digunakan biasanya dibagi

menjadi dua, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih algoritma, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengetahui performa algoritma yang telah dilatih sebelumnya ketika menemukan data baru yang belum pernah dilihat.

Klasifikasi adalah metode dalam *machine learning* yang digunakan oleh mesin untuk memilah atau mengklasifikasikan obyek berdasarkan ciri tertentu sebagaimana manusia mencoba membedakan benda satu dengan yang lain. Sedangkan prediksi atau regresi digunakan oleh mesin untuk menerka keluaran dari suatu data masukan berdasarkan data yang sudah dipelajari dalam *training*. Ada empat jenis cara pembelajaran pada *machine learning*, yaitu:

1. *Supervised Learning*, data pembelajaran mencakup keluaran yang sudah ditentukan.
2. *Unsupervised Learning*, data pembelajaran tidak mencakup keluaran yang ditentukan.
3. *Semi-supervised Learning*, data pembelajaran mencakup beberapa keluaran yang ditentukan.
4. *Reinforcement Learning*, pemberian hadiah dari setiap serangkaian tindakan yang dilakukan.

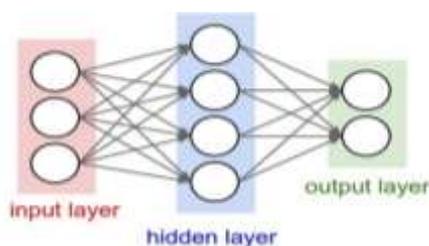
### **3.7 Deep Learning**

*Deep Learning* merupakan cabang ilmu dari *Machine Learning* berbasis jaringan saraf tiruan yang mengajarkan komputer untuk melakukan suatu tindakan yang dianggap alami oleh manusia, misalnya belajar dari contoh. Dalam *Deep Learning*, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar, teks atau suara.

*Deep Learning* adalah teknik dalam neural network yang menggunakan teknik tertentu seperti *Restricted Boltzmann Machine* (RBM) untuk mempercepat proses pembelajaran dalam *Neural Network* yang menggunakan lapis yang banyak. Lapisan pada *Deep Learning* terdiri atas tiga bagian yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *Input layer* berisi node-node yang masing-masing menyimpan sebuah nilai masukan yang tidak berubah pada fase latih dan hanya

bisa berubah jika diberikan nilai masukan baru. Pada *hidden layer* dapat dibuat berlapis-lapis untuk menemukan komposisi algoritma yang tepat agar meminimalisir *error* pada *output*. Kemudian *output layer* berfungsi untuk menampilkan hasil perhitungan sistem oleh fungsi aktivasi pada lapisan *hidden layer* berdasarkan *input* yang diterima. Penambahan lebih banyak lapisan menjadikan model pembelajaran yang bisa mewakili citra berlabel dengan lebih baik. Aplikasi konsep Jaringan Saraf Tiruan yang lebih dalam atau yang memiliki banyak lapisan dapat ditanggihkan pada algoritma *Machine Learning* yang sudah ada sehingga komputer bisa belajar dengan skala yang besar, kecepatan, dan akurasi. Prinsip tersebut semakin berkembang hingga *Deep Learning* semakin sering digunakan pada komunitas industri dan riset dalam menyelesaikan masalah data besar seperti pada *Computer Vision*, *Speech Recognition*, dan *Neural Language Processing*.

Arsitektur di bawah ini biasa disebut sebagai *Multi Layer Perceptron* (MLP). Arsitektur pertama mempunyai 3 buah neuron pada *input layer* dan 2 buah node *output layer*. Diantara *input* dan *output*, terdapat 1 *hidden layer* dengan 4 buah neuron. Neuron-neuron tersebut akan terhubung langsung dengan neuron lain pada *layer* selanjutnya.



**Gambar 3.12** *Layer-layer* pada *Deep Learning*

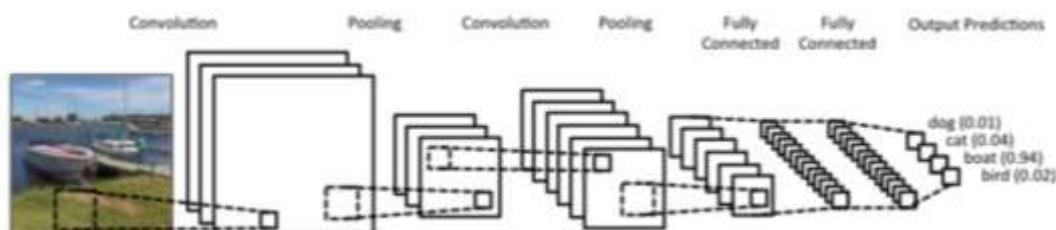
(Sumber : stats.stackexchange.com)

*Deep Learning* memungkinkan model komputasi yang terdiri dari beberapa *processing layer* untuk mempelajari representasi data dengan berbagai tingkat abstraksi. Metode ini telah memperbaiki *state-of-the-art* dalam pengenalan suara (*speech recognition*), pengenalan objek visual (*visual object recognition*), deteksi objek (*objek detection*) dan banyak lainnya. Beberapa algoritma yang menerapkan konsep *Deep Learning* antara lain *Convolutional Neural Network*

(CNN) untuk klasifikasi gambar, *Deep Belief Network – Deep Neural Network* (DBN-DNN) untuk pengenalan suara, *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk penerjemahan bahasa, *Query-Oriented Deep Extraction* (QODE) yang berbasis *Restricted Boltzmann Machine* (RBM) untuk mendeteksi *Drug-Target Interaction* (DTI), dan *Deep Belief Network* (DBN) untuk prediksi data sesuai waktu.

### 3.8 Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu algoritma dari *Deep Learning* yang merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk mengolah data dalam bentuk grid, salah satunya citra dua dimensi, misalnya gambar atau suara. *Convolutional Neural Network* digunakan untuk mengklasifikasikan data yang terlabel dengan menggunakan metode *supervised learning*, yang mana cara kerja dari *supervised learning* adalah terdapat data yang dilatih dan terdapat variabel yang ditargetkan sehingga tujuan dari metode ini adalah mengelompokkan suatu data ke data yang sudah ada. CNN sering digunakan untuk mengenali benda atau pemandangan, dan melakukan deteksi dan segmentasi objek.



**Gambar 3.13** Arsitektur *Convolutional Neural Network*

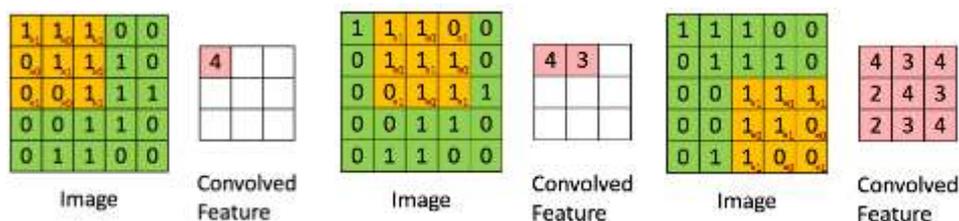
(Sumber : wildml.com)

*Convolutional Neural Network* menggabungkan tiga pokok arsitektur, yaitu *local receptive fields*, *Shared weight* yang berupa *filter*, dan *spatial subsampling* yang berupa *Pooling*. Konvolusi atau yang biasa disebut dengan *Convolution* merupakan matriks yang berfungsi untuk melakukan *filter*. Arsitektur yang dimiliki oleh *Convolutional Neural Network* sebagai berikut.

#### 3.8.1 Convolution Layer

*Convolution layer* melakukan operasi konvolusi pada *output* dari lapisan sebelumnya. *Layer* tersebut adalah proses utama yang mendasari sebuah CNN.

*Convolution layer* merupakan lapisan utama yang paling penting untuk digunakan. Konvolusi merupakan suatu istilah matematis yang dalam pengolahan citra berarti mengaplikasikan sebuah kernel (kotak kuning) pada citra disemua *offset* yang memungkinkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.14, sedangkan kotak berwarna hijau secara keseluruhan merupakan citra yang akan dikonvolusi. Kernel (kotak kuning) bergerak dari sudut kiri atas ke kanan bawah. Sehingga hasil konvolusi dari citra tersebut dapat dilihat pada gambar disebelah kanannya.



**Gambar 3.14** Proses *Convolution Layer*

(Sumber : wildml.com)

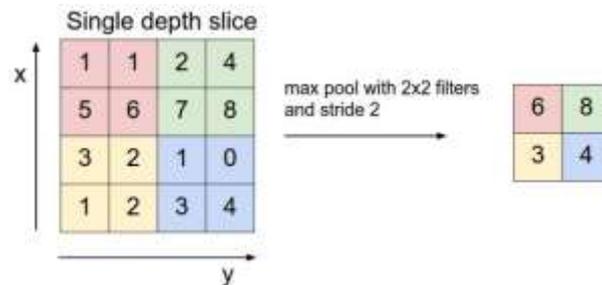
Tujuan konvolusi pada data citra adalah untuk mengekstraksi fitur dari citra *input*. Konvolusi akan menghasilkan transformasi linear dari data *input* sesuai informasi spasial pada data. Bobot pada *layer* tersebut menspesifikasikan kernel konvolusi yang digunakan, sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan *input* pada CNN.

### 3.8.2 *Pooling Layer*

*Pooling Layer* merupakan lapisan yang menggunakan fungsi dengan *feature map* sebagai masukan dan mengolahnya dengan berbagai macam operasi statistik berdasarkan nilai piksel terdekat. *Pooling layer* pada model CNN biasanya disisipkan secara teratur setelah beberapa *convolution layer*. *Pooling layer* yang dimasukkan di antara lapisan konvolusi secara berturut-turut dalam arsitektur model *Convolutional Neural Network* dapat secara progresif mengurangi ukuran *volume output* pada *feature map*, sehingga jumlah parameter dan perhitungan di jaringan berkurang, serta untuk mengendalikan *overfitting*.

*Pooling layer* digunakan untuk mengambil nilai maksimal (*max-pooling*) atau nilai rata-rata (*average pooling*) dari bagian-bagian piksel pada citra. Metode *pooling* yang sering digunakan dalam CNN adalah metode *max-pooling*. *Max-*

*pooling* membagi *output* dari *convolution layer* menjadi beberapa *grid* kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap *grid* untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.15.



**Gambar 3.15** Proses *Pooling Layer* Metode *Max Polling*

(Sumber : wildml.com)

Kotak yang berwarna merah, hijau, kuning dan biru pada sisi kiri merupakan kelompok kotak yang akan dipilih nilai maksimumnya. Sehingga hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada kumpulan kotak disebelah kanannya. Proses tersebut memastikan fitur yang didapatkan akan sama meskipun objek citra mengalami translasi (pergeseran). Penggunaan *pooling layer* pada CNN hanya bertujuan untuk mereduksi ukuran citra sehingga dapat dengan mudah digantikan dengan sebuah *convolution layer* dengan *stride* yang sama dengan *pooling layer* yang bersangkutan. *Stride* merupakan parameter yang menentukan berapa jumlah pergeseran *filter*. Jika nilai *stride* adalah satu, maka *filter* akan bergeser sebanyak satu piksel secara horizontal lalu vertikal. Semakin kecil *stride* yang digunakan, maka semakin detail informasi yang didapatkan dari sebuah input, namun membutuhkan komputasi lebih jika dibandingkan dengan *stride* yang besar.

### 3.8.3 *Fully Connected Layer*

*Fully connected layer* merupakan lapisan dimana semua neuron aktivasi dari lapisan sebelumnya terhubung semua dengan neuron di lapisan selanjutnya. *Fully connected layer* biasanya digunakan dalam penerapan *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear.

Perbedaan antara *fully connected layer* dan *convolution layer* biasanya adalah neuron di *convolution layer* terhubung hanya ke daerah tertentu pada *input*,

sedangkan *fully connected layer* mempunyai neuron yang secara keseluruhan terhubung. Namun, kedua lapisan tersebut masih mengoperasikan produk dot, sehingga fungsinya tidak begitu berbeda.

## **BAB IV**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **4.1 Populasi dan Sampel Penelitian**

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah data gambar jamur yang dapat dikonsumsi dan dapat ditemukan di Indonesia. Sedangkan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah jamur konsumsi yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia diantaranya yaitu jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram. Gambar yang digunakan pada penelitian yaitu sebanyak 100 gambar untuk masing-masing jenis jamur.

#### **4.2 Jenis dan Sumber Data**

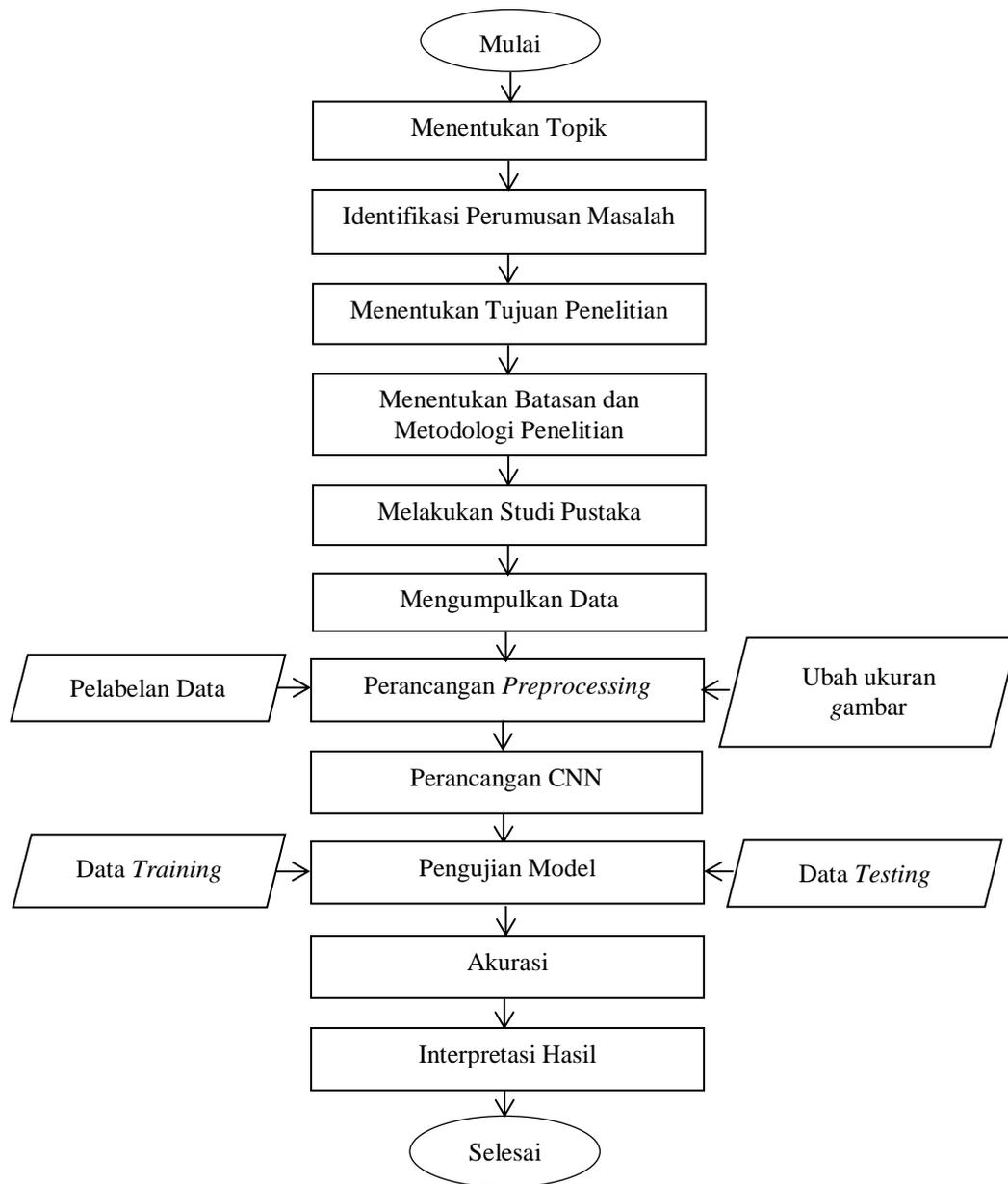
Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder merupakan data yang diperoleh secara tidak langsung atau dari sumber yang sudah ada. Pada penelitian ini gambar jamur yang digunakan diperoleh dari halaman situs *Google Image* ([www.images.google.com](http://www.images.google.com)). Pengumpulan data gambar jamur dibantu menggunakan aplikasi *Fatkun Batch Download Image*. Aplikasi tersebut digunakan untuk mengunduh atau menyimpan gambar pada suatu situs dalam jumlah yang banyak sekaligus.

#### **4.3 Metode Analisis Data**

Proses analisis dalam penelitian ini menggunakan bantuan *software RStudio* versi 1.1.383, *Google Chrome* dan *Fatkun Batch Download Image*. Metode analisis data dalam penelitian ini adalah metode *Convolutional Neural Networks* yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap gambar jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram.

#### **4.4 Tahapan Penelitian**

Tahapan atau langkah-langkah dalam penelitian ini digambarkan dalam *flowchart* berikut ini:



**Gambar 4.1** Tahapan Penelitian

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa terdapat tiga belas langkah dalam penelitian ini, berikut penjelasan untuk masing-masing langkah:

1. Menentukan Topik

Pada penelitian ini, pemilihan topik yang digunakan didasarkan pada masih kurangnya pengetahuan masyarakat tentang bentuk dari jamur konsumsi di Indonesia.

2. Identifikasi Perumusan Masalah

Menentukan rumusan masalah yang diambil dalam penelitian berdasarkan latar belakang.

3. Menentukan Tujuan Penelitian

Menentukan tujuan dari penelitian yang akan dilakukan.

4. Menentukan Batasan Masalah dan Metodologi Penelitian

Menentukan batasan masalah yang digunakan peneliti agar pembahasan dalam penelitian tidak menyimpang dari pokok pembahasan. Serta menentukan metodologi penelitian yang cocok dengan latar belakang masalah yang diambil. Metode analisis yang digunakan yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan *software Rstudio*.

5. Melakukan Studi Pustaka

Pada tahap ini dilakukan studi pustaka yang berhubungan dengan penelitian yang akan dilakukan. Dalam hal ini, studi pustaka meliputi jamur, *image classification*, *Artificial Intelligence*, *Machine Learning*, *Deep Learning*, *Convolutional Neural Network* dan literatur terkait sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini.

6. Mengumpulkan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa kumpulan gambar jamur yang terdiri dari tiga jenis jamur, yaitu jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram. Pengumpulan data gambar jamur konsumsi dilakukan melalui situs *Google Image* dan diunduh dengan bantuan aplikasi *Fatkun Batch Download Image*.

7. Perancangan *Preprocessing*

Perancangan *preprocessing* merupakan langkah yang wajib dilakukan sebelum masuk perancangan CNN. Hal-hal yang dilakukan dalam perancangan *preprocessing* yang pertama yaitu membagi data yang telah dikumpulkan menjadi dua, yaitu data *train* (data yang digunakan untuk proses *training*) dan data *test* (data yang digunakan untuk proses *testing*). Kemudian merubah dimensi dari gambar-gambar tersebut agar mempunyai dimensi yang sama. Setelah dimensi gambar tersebut sama, maka selanjutnya dilakukan

*combine* atau menyatukan gambar. Terakhir dilakukan pelabelan pada masing-masing jamur untuk pengenalan jenis jamur.

#### 8. Perancangan CNN

Perancangan CNN merupakan tahapan dimana menyusun sebuah model yang akan digunakan dalam proses pelatihan data. Penyusunan sebuah model terdiri dari menentukan jumlah *layer* yang akan digunakan, menentukan *filter*, menentukan ukuran *kernel*, menentukan fungsi aktivasi dan menentukan ukuran *pooling*.

#### 9. Pengujian Model

Pengujian model merupakan tahapan dimana model yang telah dibuat selanjutnya diterapkan atau diujikan pada data *train* dan data *test* yang telah dikumpulkan sebelumnya. Pada proses pengujian model ditambahkan jumlah iterasi yang digunakan untuk menentukan berapa kali jaringan akan melihat seluruh kumpulan data.

#### 10. Akurasi

Pada penelitian ini ingin diketahui tingkat akurasi yang dicapai oleh model CNN. Tingkat akurasi menunjukkan tingkat kebenaran pengklasifikasian data terhadap jenis yang sebenarnya. Semakin rendah nilai akurasi yang diperoleh, maka tingkat kesalahan klasifikasi semakin tinggi.

#### 11. Interpretasi Hasil

Pada tahap ini, dilakukan intepretasi terhadap hasil penerapan model CNN berupa matriks prediksi pada data *train* dan data *test*, serta nilai akurasi yang didapatkan pada proses *training* dan proses *testing*.

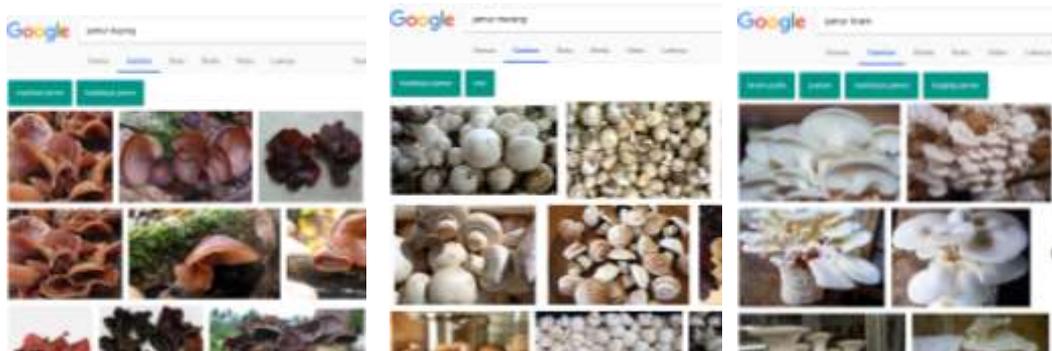
## BAB V

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian kali ini, dibuat sebuah model yang dapat mengklasifikasikan gambar jamur konsumsi di Indonesia dengan menggunakan salah satu metode dari *Deep Learning* yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Dalam pembuatan model tersebut maka diperlukan data-data dalam bentuk gambar dari jamur yang akan diklasifikasikan. Pada kasus kali ini jamur yang akan diklasifikasikan adalah jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram. Langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini terdiri dari pengumpulan data gambar, *preprocessing*, pelatihan model klasifikasi dan pengujian model menggunakan data gambar baru.

#### 5.1 Pengumpulan Data

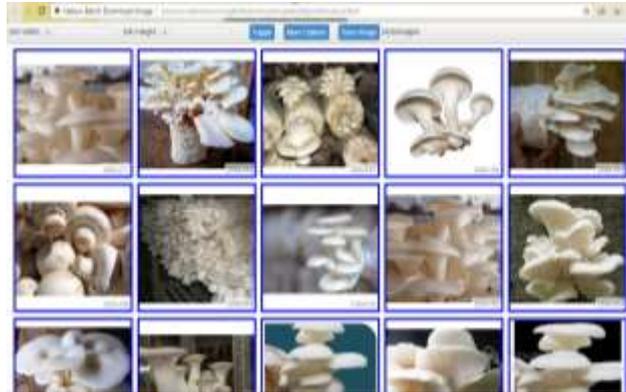
Hal pertama yang dilakukan dalam penelitian ini adalah melakukan pengumpulan data. Data gambar jamur diperoleh dari situs *Google Image*. Data gambar tersebut adalah gambar yang berwarna dengan ukuran yang bervariasi.



**Gambar 5.1** Gambar Jamur Penelitian

Pengumpulan data gambar jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram dibantu menggunakan aplikasi *Fatkun Batch Download Image*. Aplikasi tersebut digunakan untuk mengunduh (*download*) atau menyimpan gambar pada suatu situs dalam jumlah yang banyak sekaligus. Sebelum disimpan gambar tersebut dapat dipilah terlebih dahulu, mana saja gambar-gambar jamur yang bisa digunakan dalam penelitian nantinya. Gambar-gambar yang telah tersimpan

tersebut akan digunakan untuk melakukan proses *training* dan *testing*. Gambar 5.2 merupakan tampilan dari aplikasi *Fatkun Batch Download Image* sebelum gambar disimpan.



**Gambar 5.2** *Download Gambar dengan Fatkun Batch Download Image*

## 5.2 Preprocessing Data

Setelah data yang akan digunakan dalam penelitian telah terkumpul, maka selanjutnya yaitu menginputkan data dan membuat sistem untuk mengklasifikasikan jamur yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia. Pembuatan sistem dilakukan menggunakan *software Rstudio* versi 1.1.383. Klasifikasi ketiga jamur dilakukan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) karena data yang digunakan merupakan data gambar.

Langkah yang perlu dilakukan sebelum menginputkan data adalah menginstal *package* yang akan digunakan dalam pengolahan data. Ada dua *package* yang akan digunakan dalam melakukan penelitian ini yaitu *package Keras* dan *package EBImage*. *Package Keras* merupakan *library Deep Learning* yang digunakan untuk klasifikasi data, sedangkan *EBImage* merupakan sebuah *library* yang menyediakan fungsi untuk memproses dan analisis gambar. Setelah *package* terinstal dikomputer maka *load package* atau aktifkan *package* dengan cara "`library(keras)`" dan "`library(EBImage)`".

```
# Load packages
library(keras)
library(EBImage)
```

**Gambar 5.3** *Mengaktifkan Package*

Setelah mengaktifkan *package*, maka selanjutnya inputkan gambar yang telah disimpan sebelumnya dengan menggunakan *syntax* seperti yang ditunjukkan pada gambar 5.4. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 300 gambar jamur yang terdiri dari 100 gambar jamur kuping, 100 gambar merang dan 100 gambar jamur tiram. Gambar-gambar tersebut dijadikan satu dan dimasukkan kedalam *folder* Jamur. *Input* gambar dilakukan menggunakan "setwd" yang diikuti dengan lokasi gambar disimpan. Setelah itu dilanjutkan dengan identifikasi gambar. *List.files* merupakan struktur data yang mampu menyimpan lebih dari satu data, sedangkan *readImage* digunakan sebagai perintah untuk membaca sebuah gambar.

```
# Read Images
setwd('F://Jamur')
jamur <- list.files()
jamur
summary(jamur)
```

**Gambar 5.4** *Input* Gambar Jamur

Klasifikasi dengan menggunakan metode *convolutional neural network* merupakan pengklasifikasian gambar yang dimulai dengan cara melakukan pelatihan, sehingga komputer dapat mengenali gambar baru. Proses pelatihan ini biasa disebut dengan *training*, sedangkan data yang digunakan dalam proses *training* disebut data *train*. *Training* merupakan tahapan dimana *Convolutional Neural Network* dilatih untuk memperoleh akurasi yang tinggi dari klasifikasi yang dilakukan.

Pembagian data menjadi data *train* dan data *test* beracuan terhadap penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Purnamasari (2013), dimana pembagian data pada penelitiannya menggunakan skenario 80%:20%. Selain itu pada penelitian yang dilakukan oleh Shafira (2018) dengan hasil nilai akurasi tertinggi didapatkan pada skenario pembagian data 80%:20%. Hal ini dikarenakan proses pembelajaran dilakukan dengan data latih yang lebih banyak, sehingga model akan belajar lebih banyak. Selain penelitian tersebut, Sehingga pada penelitian ini digunakan skenario pembagian data 80%:20%, dimana 80% data digunakan

sebagai data *train* dan sisanya 20% digunakan sebagai data *test*. Pembagian data untuk masing-masing gambar jamur ditunjukkan oleh tabel 5.1.

**Tabel 5.1** Pembagian Data Penelitian

	Data <i>Train</i> (80%)	Data <i>Test</i> (20%)
Jamur Kuping	80	20
Jamur Merang	80	20
Jamur Tiram	80	20
Jumlah	240	60

*Syntax* pada gambar 5.5 digunakan untuk *input* data *train*. Berdasarkan *syntax*, data *train* untuk jamur kuping adalah gambar ke-1 sampai dengan gambar ke-80. Sedangkan data *train* untuk jamur merang dari gambar ke-101 sampai dengan gambar ke-180 dan untuk jamur tiram adalah dari gambar ke-201 sampai dengan gambar ke-280. Perintah "`str(train)`" digunakan untuk melihat dimensi dari masing-masing gambar data *train*. "`display(train[[1]])`" digunakan untuk menampilkan gambar yang termasuk didalam data *train*, angka 1 menunjukkan urutan gambar yang akan ditampilkan.

```
#create train
train <- daftar_jamur[c(1:80,101:180,201:280)]
str(train)
display(train[[1]])
```

**Gambar 5.5** Identifikasi Data *Train*



**Gambar 5.6** Hasil *Combine* Data *Train*

Gambar jamur yang dikumpulkan memiliki dimensi yang tidak sama. Karena pada proses pengolahan data gambar harus memiliki dimensi yang sama maka perlu dilakukan *resize* atau merubah dimensi dari gambar-gambar tersebut agar menjadi sama, sehingga memudahkan proses *training*. Dimensi gambar akan diubah menjadi  $32 \times 32$ . Setelah dimensi gambar-gambar jamur tersebut sama, maka selanjutnya yaitu *combine* atau menyatukan gambar-gambar yang menjadi data *train*. Gambar 5.6 menunjukkan hasil dari penyatuan gambar untuk data *train*. Selanjutnya yaitu memberi label pada data *train*.

Pelabelan menggunakan angka 0 (nol) untuk jamur kuping, angka 1 (satu) untuk jamur merang dan angka 2 (dua) untuk jamur tiram. *Syntax* yang digunakan dapat dilihat pada gambar 5.7. Angka 80 pada *syntax* menunjukkan bahwa data yang akan diberi label pada setiap kategori ada sebanyak 80 gambar.

```
trainy <- c(rep(0,80), rep(1,80), rep(2,80))
```

**Gambar 5.7** Memberi Label Data *Train*

Setelah data *train* teridentifikasi, maka selanjutnya adalah mengidentifikasi data yang digunakan pada proses *testing*. Proses *testing* merupakan proses klasifikasi menggunakan bobot dan bias dari hasil proses *training*. Proses ini tidak jauh berbeda dengan proses *training*, hasil akhir dari proses ini juga menghasilkan akurasi dari klasifikasi yang dilakukan. Data pada proses *testing* disebut dengan data *test*. Data gambar yang digunakan pada proses *testing* ada sebanyak 60 gambar yang masing-masing jenis jamur memiliki 20 gambar. Berdasarkan *syntax* pada gambar 5.8, gambar jamur kuping yang digunakan pada proses ini yaitu dari gambar ke-81 sampai gambar ke-100, kemudian untuk jamur merang yang digunakan sebagai *testing* adalah gambar ke-181 sampai dengan gambar ke-200, sedangkan pada jamur tiram yaitu gambar ke-281 sampai ke-300.

```
#create test
test <- daftar_jamur[c(81:100,181:200,281:300)]
str(test)
display(test[[1]])
```

**Gambar 5.8** Identifikasi Data *Test*

Perintah `str(test)` digunakan untuk melihat dimensi dari masing-masing gambar data *test*. `display(test[[1]])` digunakan untuk menampilkan gambar yang termasuk data *test* dengan urutan gambar pertama. Sama seperti data *train*, gambar yang dikumpulkan sebagai data *test* juga memiliki dimensi yang tidak sama. Maka perlu dilakukan *resize* atau merubah dimensi dari gambar-gambar tersebut agar mempunyai dimensi yang sama, sehingga dapat lebih mudah saat melakukan proses *testing*. Dimensi gambar akan diubah menjadi  $32 \times 32$ . Setelah dimensi gambar tersebut sama, maka selanjutnya dilakukan *combine* atau menyatukan gambar-gambar data *test*. Gambar 5.9 menunjukkan hasil dari penyatuan gambar data *test*.



**Gambar 5.9** Hasil *Combine Data Test*

Setelah menyatukan data, maka dilanjutkan dengan memberi label pada data *test*. Pelabelan menggunakan angka 0 (nol) untuk jamur kuping, angka 1 (satu) untuk jamur merang dan angka 2 (dua) untuk jamur tiram. *Syntax* yang digunakan dapat dilihat pada gambar 5.10. Angka 20 pada *syntax* menunjukkan bahwa data yang akan diberi label pada setiap kategori ada sebanyak 20 gambar.

```
testy <- c(rep(0,20), rep(1,20), rep(2,20))
```

**Gambar 5.10** Memberi Label Data *Test*

### 5.3 Pembuatan Model

Sebelum membuat model, agar data dapat diinputkan ke dalam *library Keras* data perlu diubah ke dalam skema *one hot encoding*. Fungsi dari *one hot*

*encoding* adalah untuk mengubah fitur kategori ke format yang berfungsi lebih baik dengan pengklasifikasian. Struktur data utama *Keras* adalah model. Model yang akan digunakan adalah model *Multi Layer Perceptron* (MLP) sederhana, oleh karena itu yang digunakan adalah model *Sequential*. Model ini merupakan model yang paling sederhana.

```
# Model
model <- keras_model_sequential()

model %>%
  layer_conv_2d(filters = 32,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu',
                input_shape = c(32, 32, 3)) %>%
  layer_conv_2d(filters = 32,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu') %>%
  layer_max_pooling_2d(pool_size = c(2,2)) %>%
  layer_dropout(rate = 0.25) %>%
  layer_conv_2d(filters = 64,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu') %>%
  layer_conv_2d(filters = 64,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu') %>%
  layer_max_pooling_2d(pool_size = c(2,2)) %>%
  layer_dropout(rate = 0.25) %>%
  layer_flatten() %>%
  layer_dense(units = 256, activation = 'relu') %>%
  layer_dropout(rate=0.25) %>%
  layer_dense(units = 3, activation = 'softmax') %>%

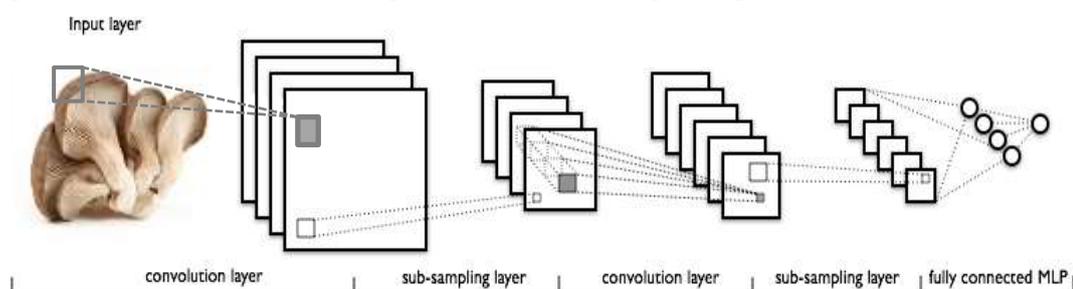
  compile(loss = 'categorical_crossentropy',
          optimizer = optimizer_sgd(lr = 0.01,
                                   decay = 1e-6,
                                   momentum = 0.9,
                                   nesterov = T),
          metrics = c('accuracy'))
```

**Gambar 5.11** Model untuk Klasifikasi Gambar

Proses klasifikasi gambar terdiri dari beberapa tahapan atau *layer*. *Layer* pertama menyimpan gambar-gambar dalam representasi vektor dimensi rendah.

Selanjutnya yaitu *convolution layer* pada *layer* ini terjadi proses konvolusi menggunakan *multiple filter sizes*. *Convolution layer* terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah *filter* dengan panjang dan tinggi (*pixels*). *Convolution Layer* melakukan operasi konvolusi pada *output* dari lapisan sebelumnya. *Layer* tersebut adalah proses utama yang mendasari sebuah CNN. *Convolution Layer* merupakan lapisan utama yang paling penting untuk digunakan. *Filter* yang digunakan dalam *convolution layer* yang pertama dan kedua adalah 32. Sedangkan *filter* yang digunakan pada *convolution layer* ketiga dan keempat adalah 64. Kemudian ukuran kernel atau *kernel size* yang digunakan adalah  $3 \times 3$ . Sedangkan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *ReLU (Rectified Linear Unit)*.

Dilanjutkan dengan melakukan *pooling* hasil dari *convolutinal layer* ke dalam sebuah *long feature vector*. Metode *pooling* yang digunakan yaitu *Max-pooling*, yaitu teknik yang digunakan untuk mereduksi dimensi gambar dengan mengambil nilai piksel maksimum *grid*. Hal ini membantu mengurangi *overfitting* dan membuat model lebih umum. Proses *pooling* menggunakan ukuran *pooling*  $2 \times 2$ , maka nilai maksimum pada area  $2 \times 2$  piksel tersebut yang akan dipilih pada setiap pergeseran *filter*. Setelah itu menambahkan *dropout regularization* dan mengklasifikasikan hasilnya. Terdapat dua *dense layer* yang digunakan, untuk *layer* pertama digunakan fungsi *activation ReLu (rectified linear unit)* dan pada *layer* yang kedua digunakan *softmax* untuk mengubah skor mentah menjadi probabilitas normal, akan tetap itu tidak akan mengubah prediksi akhir.



**Gambar 5.12** Arsitektur Klasifikasi Gambar

Tabel 5.2 menunjukkan model klasifikasi yang didapatkan. Berdasarkan gambar di bawah ini *layer* pertama yaitu *convolutional layer* yang menghasilkan

gambar dengan dimensi  $30 \times 30 \times 32$  dan parameter sebanyak 896. Hasil 30 didapatkan dari  $32 - 3 + 1 = 30$ . Angka 32 menunjukkan dimensi sebelumnya yaitu  $32 \times 32 \times 3$ . Sedangkan 3 merupakan angka dari *kernal\_size* yaitu  $3 \times 3$ . Kemudian angka 32 merupakan *filter* yang digunakan. Selanjutnya banyaknya parameter yaitu 896 didapatkan dari  $((3 \times 3 \times 3) + 1) \times 32 = 896$ . Angka  $3 \times 3$  pertama merupakan angka dari *kernal\_size*, kemudian angka 3 berikutnya merupakan angka 3 dari banyaknya kategori pada dimensi awal, angka 1 merupakan unit bias yang pasti ada dalam sebuah perhitungan dan angka 32 merupakan banyaknya *filter* dan angka 32 terakhir merupakan konstanta.

Dengan menggunakan rumus yang sama didapatkan hasil untuk *layer* selanjutnya yaitu *convolutional layer* yang kedua dengan dimensi gambar yang dihasilkan yaitu  $28 \times 28 \times 32$  dan banyaknya parameter adalah 9248. Sedikit berbeda pada perhitungan untuk *max-pooling layer*, dimensi  $14 \times 14$  didapatkan dari pembagian antara dimensi *convolutional layer* yang kedua ( $28 \times 28$ ) dengan *max-pooling* yang digunakan ( $2 \times 2$ ), maka didapatkan hasil  $48 \times 48$ .

**Tabel 5.2** Model Klasifikasi

Layer (type)	Output Shape	Param #
Conv2d_1 (Conv2D)	(None, 30, 30, 32)	896
Conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 32)	9248
Max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 32)	0
Dropout_1 (Dropout)	(None, 14, 14, 32)	0
Conv2d_3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 64)	18496
Conv2d_4 (Conv2D)	(None, 10, 10, 64)	36928
Max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 64)	0
Dropout_2 (Dropout)	(None, 5, 5, 64)	0
Flatten_1 (Flatten)	(None, 1600)	0
Dense_1 (Dense)	(None, 256)	409856
Dropout_3 (Dropout)	(None, 256)	0
Dense_2 (Dense)	(None, 3)	771
Total params: 476,195 Trainable params: 476,195 Non-trainable params: 0		

Angka 1600 pada *faltten layer* merupakan angka yang didapatkan dari perkalian dari dimensi sebelumnya yaitu  $5 \times 5 \times 64 = 1.600$  dan pada *dense layer* 256 merupakan angka yang menunjukkan banyaknya neuron yang digunakan. Parameter sebesar 409.856 didapatkan dari  $1.600 \times 256 = 409.856$ . Pada *dense layer* kedua, 3 menunjukkan banyaknya kategori gambar yang digunakan yaitu jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram, sehingga parameter yang didapatkan yaitu  $3 \times 256 + 3 = 771$ . Total parameter yang didapatkan dari model yang dibuat adalah sebanyak 476.195.

Selanjutnya yaitu melakukan pelatihan data gambar-gambar jamur kedalam model dengan *fit model*. Dalam melakukan *fit model* digunakan *epoch* = 60, *batch\_size* = 32 dan *validation\_split* = 0,1. *Epoch* berarti berapa kali jaringan akan melihat seluruh kumpulan data, sedangkan *batch\_size* adalah jumlah contoh pelatihan dalam satu *forward/backward pass*. Semakin tinggi nilai *batch\_size* maka akan semakin banyak memori yang dibutuhkan.

**Tabel 5.3** Hasil Fit Model

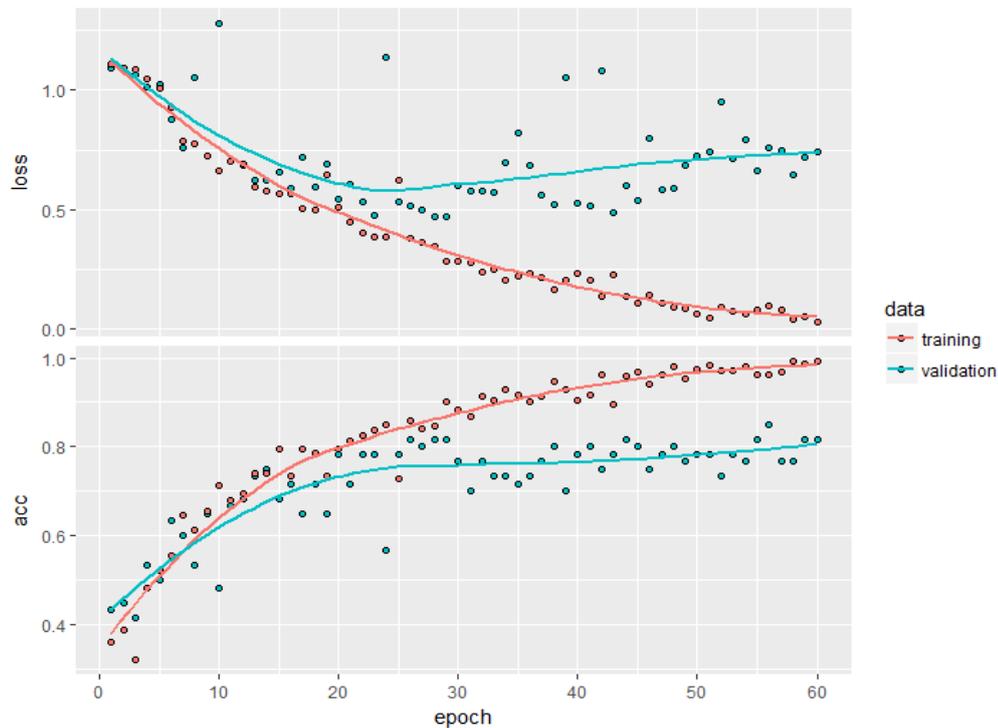
<i>Epoch</i>	<i>Data Train</i>		<i>Data Test</i>	
	<i>Acc</i>	<i>Loss</i>	<i>Val Acc</i>	<i>Val Loss</i>
1	0,3625	1,1109	0,4333	1,0923
2	0,3875	1,0935	0,4500	1,0833
3	0,3208	1,0853	0,4167	1,0639
4	0,4833	1,0463	0,5333	1,0149
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
56	0,0963	0,0963	0,8500	0,7608
57	0,9667	0,0788	0,7667	0,7488
58	0,9917	0,0399	0,7667	0,6440
59	0,9875	0,0514	0,8167	0,7172
60	0,9917	0,0277	0,8167	0,7434

Tabel 5.3 merupakan hasil dari pelatihan data *train* dan data *test* menggunakan iterasi (*epoch*) sebanyak 60. Berdasarkan tabel 5.3 dapat diketahui bahwa iterasi menghasilkan nilai akurasi dan nilai *loss* untuk data *train* dan data *test*. Nilai akurasi adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengetahui tingkat keberhasilan model yang telah dibuat. Sedangkan nilai *loss* merupakan suatu ukuran dari sebuah *error* yang dibuat oleh *network*, dan tujuannya adalah untuk meminimalisirnya.

Pada tabel 5.3 dapat dilihat bahwa untuk data *train*, *epoch* pertama menghasilkan nilai akurasi sebesar 0,3625 dan untuk nilai *loss* yang didapatkan yaitu 1,1109. Kemudian untuk *epoch* yang kedua nilai akurasi didapatkan sebesar 0,3875 dan nilai *loss*-nya yaitu sebesar 1,0935. Seterusnya hingga *epoch* ke-60. Seperti pada tabel 5.3 nilai akurasi yang dihasilkan pada *epoch* ke-60 adalah 0,9917 dan nilai *loss* sebesar 0,0277. Sedangkan untuk data *test*, pada *epoch* pertama menghasilkan nilai akurasi sebesar 0,4333 dan nilai *loss* sebesar 1,0923. Selanjutnya untuk nilai akurasi pada *epoch* kedua didapatkan sebanyak 0,4500 dan nilai *loss*-nya yaitu 1,0833. Pada *epoch* terakhir yaitu ke-60 dihasilkan nilai akurasi 0,8167 dan nilai *loss* yang dihasilkan yaitu 0,7434.

Gambar 5.13 menunjukkan grafik pergerakan nilai akurasi dan nilai *loss* untuk data *train* dan data *test* yang dihasilkan pada setiap iterasi (*epoch*). Berdasarkan gambar, garis berwarna merah menunjukkan pergerakan untuk data *train*, sedangkan garis berwarna biru menunjukkan pergerakan nilai akurasi dan nilai *loss* untuk data *test*. Grafik atas menunjukkan nilai *loss* untuk kedua data, dapat dilihat bahwa untuk data *train*, nilai *loss* yang didapatkan terus turun hingga *epoch* ke-60, dan nilai *loss* untuk data *test* awalnya turun kemudian pada sebuah titik nilai *loss* naik hingga *epoch* ke-60.

Sedangkan grafik bawah menunjukkan nilai akurasi dari kedua data. Berdasarkan gambar 5.13 dapat dilihat bahwa nilai akurasi hasil iterasi yang dihasilkan baik untuk data *train* maupun data *test* sama-sama naik hingga *epoch* ke-60. Untuk data *train*, pada akhir iterasi didapatkan nilai akurasi sebesar 0,9917. Sedangkan untuk data *test* nilai akurasi pada *epoch* terakhir yang didapatkan yaitu sebesar 0,8167.



**Gambar 5.13** Grafik Hasil Iterasi

Berdasarkan gambar 5.13 dapat dilihat bahwa terdapat korelasi atau hubungan antara nilai akurasi dan nilai *loss* pada data *train* dengan banyaknya *epoch* atau iterasi. Korelasi yang terjadi pada nilai akurasi menunjukkan korelasi positif atau memiliki hubungan searah. Semakin besar *epoch* yang digunakan, maka nilai akurasi pada data *train* semakin tinggi. Berbanding terbalik dengan nilai akurasi, korelasi antara banyaknya *epoch* dengan nilai *loss* merupakan korelasi negatif. Semakin besar *epoch* yang digunakan maka nilai *loss* yang dihasilkan pada pelatihan data semakin rendah. Berdasarkan hal tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa untuk memperkecil nilai *loss* yang didapatkan maka dapat dilakukan dengan cara memperbanyak jumlah *epoch* pada proses *training*. Sehingga model akan menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi. Sedangkan untuk nilai akurasi dan nilai *loss* pada data *test*, tidak terdapat korelasi atau hubungan dengan banyaknya *epoch*.

#### 5.4 Uji Coba dan Evaluasi

Setelah proses *training* dan *testing* dilakukan, maka selanjutnya adalah melakukan uji coba dan evaluasi terhadap data *train* dan data *test*. Pada penelitian

ini uji coba dilakukan terhadap gambar yang dibagi menjadi 3 kategori berdasarkan jenisnya, yaitu jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram. Gambar untuk data *train* yang akan diuji coba terdapat 80 gambar pada masing-masing jenis dengan total 240 gambar. Berikut ini adalah rincian perhitungan akurasi model pada ketiga jenis gambar tersebut.

**Tabel 5.4** Rincian Perhitungan Akurasi Model Data *Train*

No.	Label	Benar	Salah	Total
1.	Jamur Kuning	80	0	80
2.	Jamur Merang	80	0	80
3.	Jamur Tiram	80	0	80
Total		240	0	240
Akurasi		100%	0%	100%

Berdasarkan pada tabel 5.4 rincian perhitungan akurasi model diatas, uji coba yang dilakukan pada data *train* menunjukkan prediksi untuk jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram dari ke-80 gambar untuk masing-masing jenis jamur dihasilkan bahwa benar semua. Sehingga tingkat akurasi model yang didapatkan yaitu sebesar 100%. Nilai tersebut termasuk kategori tinggi dan dapat menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi terhadap ketiga jenis jamur dengan baik.

Setelah diketahui hasil uji coba untuk data *train*, maka dilanjutkan dengan melakukan uji coba dan evaluasi pada data *test*. Uji coba pada data *test* dilakukan terhadap 60 gambar yang dibagi menjadi 20 gambar untuk jamur kuping, 20 gambar untuk jamur merang dan 20 gambar untuk jamur tiram. Berdasarkan tabel 5.5 rincian perhitungan akurasi model terhadap data *test* di bawah ini, didapatkan hasil bahwa yang prediksinya benar adalah 49 gambar. Prediksi jamur kuping yang benar ada 19 gambar, sedangkan 1 gambar salah diprediksi. Kemudian untuk jamur merang terdapat 18 gambar yang prediksinya benar, 2 gambar diprediksi salah. Sedangkan untuk jamur tiram ada 12 gambar yang diprediksi benar dan 8 gambar diprediksi salah. Kesalahan tersebut dapat disebabkan karena adanya kemiripan pola antara ketiga jenis jamur tersebut.

**Tabel 5.5** Rincian Perhitungan Akurasi Model Data *Test*

No.	Label	Benar	Salah	Total
1.	Jamur Kuping	19	1	20
2.	Jamur Merang	18	2	20
3.	Jamur Tiram	12	8	20
Total		49	11	60
Akurasi		81,667%	18,333%	

Berdasarkan tabel 5.5 diperoleh nilai akurasi terhadap klasifikasi ketiga jenis jamur adalah sebesar 81,667%. Walaupun nilai tersebut tidak termasuk tinggi dan tidak melebihi nilai akurasi pada data *train*, namun hasil tersebut dapat dinyatakan mampu untuk melakukan klasifikasi terhadap ketiga jenis jamur konsumsi yang paling banyak dibudidayakan di Indonesia.

Setelah didapatkan nilai akurasi model dalam mengklasifikasikan gambar jamur, maka selanjutnya adalah melakukan uji coba model tersebut terhadap gambar jamur yang berbeda dari gambar jamur yang dijadikan data *train* dan data *test*. Pada uji coba kali ini digunakan tiga gambar dari jenis jamur yang berbeda yaitu jamur kuping, jamur merang dan jamur tiram. Berdasarkan gambar 5.14, gambar sebelah kiri merupakan jamur kuping, gambar ditengah merupakan jamur merang dan paling kanan merupakan jamur tiram.

**Gambar 5.14** Jamur Uji Coba

Tabel 5.6 menunjukkan hasil uji coba model terhadap gambar jamur yang berbeda dari gambar yang telah digunakan pada data *train* dan data *test* sebelumnya. Berdasarkan tabel 5.6, hasil klasifikasi pada data baru sebanyak 3 gambar jamur untuk menguji model yang terbentuk menunjukkan semua gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar. Tingkat akurasi yang didapatkan yaitu 100%.

**Tabel 5.6** Rincian Perhitungan Akurasi Model

No.	Label	Benar	Salah	Total
1.	Jamur Kuping	1	0	1
2.	Jamur Merang	1	0	1
3.	Jamur Tiram	1	0	1
Total		3	0	3
Akurasi		100%	0%	

## **BAB VI**

### **PENUTUP**

#### **6.1 Kesimpulan**

Dari hasil penelitian dan pembahasan tentang implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan gambar jamur konsumsi di Indonesia dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Implementasi metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi jamur konsumsi di Indonesia dilakukan menggunakan *package Keras* pada *Rstudio* versi 1.1.383. *Layer* yang digunakan terdiri dari 4 *convolution layer*, 2 *pooling layer* dengan ukuran  $2 \times 2$ , 2 *dropout layer*, 2 *dense layer* dan 1 *flatten layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *ReLU*, dengan *filter* sebanyak 32 dan ukuran kernel  $3 \times 3$ .
2. Tingkat akurasi yang diperoleh dari model *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu sebesar 100% pada proses *training* dan 81,667% pada proses *testing*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa implementasi *Deep Learning* dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu melakukan klasifikasi gambar jamur dengan baik.
3. Hasil klasifikasi pada data baru sebanyak 3 gambar jamur untuk menguji model yang terbentuk menunjukkan semua gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar.

#### **6.2 Saran**

Saran yang dapat ditulis untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sistem ini memungkinkan untuk dikembangkan dengan menggunakan *software* lain selain *software R Studio*. Karena masih banyak *software* lain yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi gambar.
2. Penelitian selanjutnya diharapkan menambahkan lebih banyak gambar yang digunakan sebagai data *train* dan data *test* karena hal tersebut mungkin mampu menambah tingkat akurasi dalam memprediksi gambar.

3. Spesifikasi komputer yang digunakan lebih tinggi, yaitu dengan menggunakan komputer dengan *Random Access Memory* (RAM) yang tinggi dan *Graphics Processing Unit* (GPU).

## DAFTAR PUSTAKA

- A'la, F. Y. 2016. *Deteksi Retak Permukaan Jalan Raya Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Wavelet*. Yogyakarta : Universitas Muhammadiyah Yogyakarta.
- Abhirawa, Halprin, Jondri dan Anditya Arifianto. 2017. *Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network*. Bandung : Universitas Telkom.
- Agus. 2006. *Budidaya Jamur Konsumsi*. Jakarta: Agro Media Pustaka.
- Ahmad, Abu. 2017. *Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning*. Jurnal Teknologi Indonesia.
- Akmah, Ajib. 2009. *Identifikasi Retina Menggunakan Metode Neural Network*. Jakarta : Universitas Indonesia.
- Alexopoulus, C.J. Mimms, C.W. 1979. *Introductory Mycology*. Third Edition. John Wiley & Sons, Inc. USA.
- Anonim. 2017. *Auricularia Auricula-Judae Mushroom*. Dilihat pada tanggal 14 Februari 2018 dari <https://depositphotos.com/173133438/stock-photo-auricularia-auricula-judae-mushroom.html>.
- Anonim. 2016. *Volvariella Volvacea AM-G334*. Dilihat pada tanggal 14 Februari 2018 dari <https://www.alohamedicinals.com/VolvariellavolvaceaAM-G334.html>.
- Blogweb, Aha. 2016. *Fungi (Jamur) : Pengertian, Ciri, Struktur Tubuh, Klasifikasi*. Dilihat pada tanggal 14 Februari 2018 dari <http://www.ilmudasar.com/2016/07/Pengertian-Ciri-Struktur-Tubuh-Klasifikasi-Sistem-Reproduksi-Kingdom-Fungi-adalah.html>.
- Britz, Denny. 2015. *Understanding Convolutional Neural Networks for NLP*. Dilihat pada tanggal 30 Maret 2018 dari <http://www.wildml.com/2015/11/understanding-convolutional-neural-networks-for-nlp/>.

- Danukusumo, Kefin Pudi. 2017. *Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Candi Berbasis GPU*. Yogyakarta : Universitas Atma Jaya.
- Darma, I. G. K. T. 2002. *Budidaya Jamur Pangan*. Laboratorium Pathology Hutan. Fakultas Kehutanan. Bogor : Institusi Pertanian Bogor.
- E. P, I Wayan Suartika, Arya Yudhi Wijaya, dan Rully Soelaiman. 2016. *Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101*. Surabaya : Institut Teknologi Sepuluh Maret.
- Fikriya, Zulfa Afiq, Mohammad Isa Irawan dan Soetrisno. 2017. *Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital*. Surabaya : Jurnal Sains dan Seni ITS.
- Gunawan, A.W. 2000. *Usaha Pembibitan Jamur*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Gunawan, Agustina Wydia. 2008. *Usaha Pembibitan Jamur*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Hadi, Abdul. 2013. *Pengertian dan Klasifikasi Fungi (Jamur)*. Dilihat pada tanggal 14 Februari 2018 dari <http://www.softilmu.com/2013/12/pengertian-kingdom-fungi-jamur.html>.
- Hermawati, F. A. 2013. *Data Mining*. Yogyakarta : Penerbit Andi.
- Irnaningtyas. 2013. *Biologi untuk SMA/MA Kelas X. Kelompok Peminatan Matematika dan Ilmu Alam*. Jakarta : Erlangga.
- James, Yeh. 2017. *Convolutional Neural Network*. Dilihat pada tanggal 26 Maret 2018 dari <https://medium.com/@yehjames/%E8%B3%87%E6%96%99%E5%88%86%E6%9E%90-%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%AD%B8%E7%BF%92-%E7%AC%AC5-1%E8%AC%9B-%E5%8D%B7%E7%A9%8D%E7%A5%9E%E7%B6%93%E7%B6%B2%E7%B5%A1%E4%BB%8B%E7%B4%B9-convolutional-neural-network-4f8249d65d4f>.
- Jawabarat, Jamur Tiram. 2016. *Jenis-Jenis Jamur yang Ditemukan*. Dilihat pada tanggal 14 Februari 2018 dari <http://jamurtiramjawabarat.com/jenis-jenis-jamur-tiram-yang-ditemukan/?i=1>.

- Kadir, Abdul, Adhi Susanto. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta : Andi.
- Kurnianto, Danny. 2013. *Empat Tipe Dasar Citra Digital*. Dilihat pada tanggal 19 Maret 2018 dari <https://catatanpeneliti.wordpress.com/2013/06/04/empat-tipe-dasar-citra-digital/>.
- Mc-Kane, L. 1996. *Microbiology Applied and Practice*. Mc-Graw Hill Book Company, New York.
- Muchrodji. 2010. *Budidaya Jamur Kuping*. Jakarta : Penebar Swadaya.
- Nasichuddin, Moch.Ari. 2017. *Implementasi CNN untuk Klasifikasi Teks Menggunakan Tensorflow*. Dilihat pada tanggal 26 Maret 2018 dari <https://medium.com/@arynas92/implementasi-cnn-untuk-klasifikasi-teks-menggunakan-tensorflow-3a720cc3afbc>.
- Parlindungan, A. K. 2000. *Pengaruh konsentrasi urea dan TSP di dalam air rendaman baglog alang- alang terhadap pertumbuhan dan produksi jamur Tiram Putih (Pleurotusostreatus)*. Prosiding Seminar Hasil Penelitian Dosen UNRI. Pekanbaru : UNRI.
- Pelczar, M.J. dan Chan, E. 1986. *Dasar-dasar Mikrobiologi*. Terjemahan R. Hadioetomo, Tejaimas, S. Sutarmi Tjitrosomo, dan Sri Lestari Angka. Jakarta : Universitas Indonesia.
- Phillips, Roger. 2006. *Mushrooms*. Pub. McMilan.
- Pratiwi.D.A., Sri Maryati. 2007. *Biologi untuk SMA/MA Kelas X*. Jakarta : Erlangga.
- Putra, Bayu Mahardhika. 2008. *Klasifikasi Jamur dalam Kelas dapat Dikonsumsi atau Beracun Menggunakan Algoritma VFI 5*. Bogor : Institut Pertanian Bogor.
- Putra, Darma. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta : Andi.
- Rich, Elaine dan Knight, Kevin. 1991. *Artificial Intelligence*. McGraw-Hill Inc., New York.
- Rismiyati. 2016. *Implementasi Convolutional Neural Network untuk Sortasi Salak Ekspor Berbasis Citra Digital*. Yogyakarta : Universitas Gadjah Mada.

- Seif, George. 2018. *I'll Tell You Why Deep Learning is so Popular and in Demand*. Dilihat pada tanggal 26 Maret 2018 dari <https://medium.com/swlh/ill-tell-you-why-deep-learning-is-so-popular-and-in-demand-5aca72628780>.
- Setiyadi, Yudi. 2014. *Mengenal Tiga Jamur Konsumsi di Indonesia*. Dilihat pada tanggal 26 Maret 2018 dari <http://ensiklo.com/2014/10/22/mengenal-tiga-jenis-jamur-konsumsi-di-indonesia/>.
- Shafira, Tiara. 2018. *Implementasi Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras*. Yogyakarta : Universitas Islam Indonesia.
- Sinaga. 2001. *Jamur Merang dan Budidayanya*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Smith, John B, Soesanto Mangkoewidjojo. 2000. *Pemeliharaan, Pembiakan dan Penggunaan Hewan Percobaan di Daerah Tropis*. Jakarta : Universitas Indonesia.
- Soenanto, H. 2000. *Jamur Tiram Budidaya dan Peluang Usaha*. Semarang: Aneka Ilmu.
- Studi, Informatika. 2017. *Pengantar Pengolahan Citra*. Dilihat pada tanggal 19 Maret 2018 dari <https://www.informatikastudi.com/2017/05/pengantar-pengolahan-citra.html>.
- Studio, Aditya Kids. 2017. *Klasifikasi dan Morfologi Jamur Tiram*. Dilihat pada tanggal 14 Februari 2018 dari <https://pengertian-secara-umum.blogspot.co.id/2017/10/klasifikasi-dan-morfologi-jamur-tiram.html>.
- Suartika, I Wayan, Arya Yudhi Wijaya dan Rully Soelaiman. *Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101*. Surabaya : Jurnal Teknik ITS.
- Suharjo, Enjo. 2006. *Budidaya Industri Jamur Konsumsi di Indonesia*. Jurnal Temu Teknis Nasional Tenaga Fungsional Pertanian. Jakarta.
- Sumiati, E, dan Diny Djuariah. 2007. *Teknologi Budidaya dan Penanganan Pascapanen Jamur Merang, Volvariella volvacea*. Balai Penelitian Tanaman Sayuran. Bandung.

- Sutojo, T, E Mulyanto, V Suhartono. 2017. *Teori Pengolahan Citra Digital*. Semarang : Universitas Dian Nuswantoro.
- Sycorax. 2017. *How Many Learnable Parameters does a Fully Connected Layer Have Without the Bias?*. Dilihat pada tanggal 26 Maret 2018 dari <https://stats.stackexchange.com/questions/256342/how-many-learnable-parameters-does-a-fully-connected-layer-have-without-the-bias>.
- Wiardani, Isnaen. 2010. *Budidaya Jamur Konsumsi*. Yogyakarta : Lily publisher.
- Yusron. 2011. *Pengertian Citra*. Dilihat pada tanggal 19 Maret 2018 dari <http://blog.stikom.edu/yusron/2011/05/12/pengertian-citra/>.

## LAMPIRAN-LAMPIRAN

### Lampiran 1 *Syntax R* untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi di Indonesia

```

# Install packages
Instal.packages(keras)
library(keras)
install_keras()

# Load packages
library(keras)
library(EBImage)

# Read Images
setwd('F://Jamur')
jamur <- list.files()
jamur
summary(jamur)

daftar_jamur = lapply(jamur, readImage )
daftar_jamur
display(daftar_jamur[[1]])

#create train
train <- daftar_jamur[c(1:80,101:180,201:280)]
str(train)
display(train[[240]])

#create test
test <- daftar_jamur[c(81:100,181:200,281:300)]
str(test)
display(test[[1]])

par(mfrow = c(5, 5))
for (i in 1:240) plot(train[[i]])

# Resize & combine
for (i in 1:240) {train[[i]] <- resize(train[[i]], 32, 32)}
for (i in 1:60) {test[[i]] <- resize(test[[i]], 32, 32)}
train <- combine(train)
x <- tile(train, 20)
display(x, title='Pictures')

test <- combine(test)
y <- tile(test, 10)
display(y, title = 'Pics')

```

```

# Reorder dimension
train <- aperm(train, c(4, 1, 2, 3))
test <- aperm(test, c(4, 1, 2, 3))
str(train)

# Response
trainy <- c(rep(0,80), rep(1,80), rep(2,80))
testy <- c(rep(0,20), rep(1,20), rep(2,20))

# One hot encoding
trainLabels <- to_categorical(trainy)
testLabels <- to_categorical(testy)

# Model
model <- keras_model_sequential()

model %>%
  layer_conv_2d(filters = 32,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu',
                input_shape = c(100, 100, 3)) %>%
  layer_conv_2d(filters = 32,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu') %>%
  layer_max_pooling_2d(pool_size = c(2,2)) %>%
  layer_dropout(rate = 0.25) %>%
  layer_conv_2d(filters = 64,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu') %>%
  layer_conv_2d(filters = 64,
                kernel_size = c(3,3),
                activation = 'relu') %>%
  layer_max_pooling_2d(pool_size = c(2,2)) %>%
  layer_dropout(rate = 0.25) %>%
  layer_flatten() %>%
  layer_dense(units = 256, activation = 'relu') %>%
  layer_dropout(rate=0.25) %>%
  layer_dense(units = 3, activation = 'softmax') %>%

  compile(loss = 'categorical_crossentropy',
          optimizer = optimizer_sgd(lr = 0.01,
                                   decay = 1e-6,
                                   momentum = 0.9,
                                   nesterov = T),
          metrics = c('accuracy'))
summary(model)

# Fit model
history <- model %>%

```

```

fit(train,
    trainLabels,
    epochs = 60,
    batch_size = 32,
    validation_split = 0.1,
    validation_data = list(test, testLabels))
plot(history)

# Evaluation & Prediction - train data
model %>% evaluate(train, trainLabels)
pred <- model %>% predict_classes(train)
table(Predicted = pred, Actual = trainy)

prob <- model %>% predict_proba(train)
cbind(prob, Predicted_class = pred, Actual = trainy)

# Evaluation & Prediction - test data
model %>% evaluate(test, testLabels)
pred <- model %>% predict_classes(test)
table(Predicted = pred, Actual = testy)

prob <- model %>% predict_proba(test)
cbind(prob, Predicted_class = pred, Actual = testy)

#save model
save_model_weights_hdf5(model,filepath='F://benar.hdf',overwrite=TRUE)
model=load_model_weights_hdf5(model,filepath="F://benar.hdf",by_name=FALSE)

#Uji Data Baru
setwd('F://COBA')
coba <- list.files()
coba
summary(coba)

uji = lapply(coba, readImage )
uji

# Get the image as a matrix
for (i in 1:3) {uji[[i]] <- resize(uji[[i]], 100, 100)}
for (i in 1:3) {uji[[i]] <- toRGB(uji[[i])}

ujicoba <- combine(uji)
y <- tile(ujicoba, 3)
display(y, title = 'Pics')

str(ujicoba)
got <- aperm(ujicoba, c(4, 1, 2, 3))

```

```
str(got)

testy <- c(0, 1, 2)

# One hot encoding
testLabels <- to_categorical(testy)

pred <- model %>% predict_classes(got)
table(Predicted = pred, Actual = testy)

prob <- model %>% predict_proba(got)
cbind(prob, Predicted_class = pred, Actual = testy)
```