

**KLASIFIKASI JENIS TUMBUHAN OBAT HERBAL
MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK***

Oleh
RIZKY ABD. KARIM S. NUR
T3118079

SKRIPSI

**Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
Guna memperoleh gelar Sarjana**



**PROGRAM SARJANA
TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
GORONTALO
2022**

PERSETUJUAN SKRIPSI

KLASIFIKASI JENIS TUMBUHAN OBAT HERBAL MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Oleh
RIZKY ABD. KARIM S. NUR
T3118079

SKRIPSI

Untuk memenuhi salah satu syarat ujian
Guna memperoleh gelar Sarjana.
Program Studi Teknik Informatika
ini telah disetujui oleh Tim Pembimbing

Gorontalo, Mei 2022

Pembimbing I



Asmahul Husnah Nasrullah, M.Kom
NIDN : 0911108602

Pembimbing II



Sudirman S. Panna, M.Kom
NIDN : 0924038205

PENGESAHAN SKRIPSI

KLASIFIKASI JENIS TUMBUHAN OBAT HERBAL MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

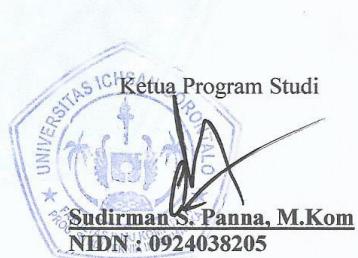
Oleh
RIZKY ABD. KARIM S. NUR
T3118079

Diperiksa oleh Panitia ujian Strata Satu (S1)
Universitas Ichsan gorontalo

1. Ketua Penguji
Yasin Aril Mustofa, M.Kom
2. Anggota
Sudirman Melangi, M.Kom
3. Anggota
Serwin, M.Kom
4. Pembimbing I
Asmaul Husna N, M.Kom
5. Pembimbing II
Sudirman S. Panna, M.Kom



Mengetahui :



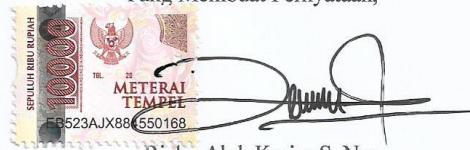
PERNYATAAN SKRIPSI

Dengan ini saya menyatakan bahwa :

1. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah asli dan belum pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademik (Sarjana) baik di Universitas Ichsan Gorontalo maupun di perguruan tinggi lainnya.
2. Karya tulis (Skripsi) saya ini adalah murni gagasan, rumusan, dan penelitian saya sendiri, tanpa bantuan pihak lain, kecuali arahan dari Tim Pembimbing.
3. Karya tulis (Skripsi) saya tidak terdapat karya atau pendapat yang telah dipublikasikan orang lain, kecuali secara tertulis dicantumkan sebagai acuan/situs dalam naska dan dicantumkan pula dalam daftar pustaka.
4. Pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan apabila dikemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini maka saya bersedia menerima sanksi akademik berupa pencabutan gelar, yang telah diperoleh karena karya tulis ini, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma-norma yang berlaku di Universitas Ichsan Gorontalo.

Gorontalo, 20 Juni 2022

Yang Membuat Pernyataan,



Rizky Abd. Karim S. Nur

ABSTRACT

RIZKY ABD. KARIM S. NUR. T3118079. CLASSIFICATION OF HERBAL MEDICINAL PLANTS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Many Indonesian people utilize herbal medicinal ingredient sources from generation to generation. Herbal medicinal plants are known to have certain compounds efficacious for health. Many species of herbal medicinal plants have ahigh similarity that it is difficult to distinguish them. The introduction of herbal medicine in this study employs the Convolutional Neural Network method. The CNN method is a Deep Learning method that can identify and classify an object in a digital image. The training process is conducted by looking for a model that fits the data to be processed to get the best results. It also uses the argumentation process on training and validation data so that no overfitting is found on the CNN network. The experimental results in this study using 40 images through the Confusion Matrix test show that the Convolutional Neural Network method can recognize herbal medicinal plants with an accuracy rate of 85%, recall of 87%, the precision of 89%, and F1 Score of 88.51%.



Keywords: classification, herbal medicinal plants, Convolutional Neural Network

ABSTRAK

RIZKY ABD. KARIM S. NUR. T3118079. KLASIFIKASI JENIS TUMBUHAN OBAT HERBAL MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Sebagian masyarakat Indonesia memanfaatkan sumber bahan obat herbal secara turun-temurun. Tanaman obat herbal diketahui memiliki senyawa tertentu sehingga dapat berkhasiat bagi kesehatan. Banyak spesies tanaman obat herbal memiliki kemiripan yang tinggi sehingga sulit untuk membedakannya. Pengenalan obat herbal pada penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Metode CNN merupakan metode *Deep Learning* yang dapat mengidentifikasi serta mengklasifikasi sebuah objek pada citra digital. Proses training dilakukan dengan mencari bentuk model yang sesuai dengan data yang akan diolah agar mendapatkan hasil yang terbaik. Digunakan juga proses argumentasi pada data *training* dan data validasi sehingga tidak terjadi *overfitting* pada jaringan CNN. Hasil percobaan pada penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* dapat mengenali tumbuhan obat herbal dengan tingkat akurasi sebesar 85%, recall 87%, *precision* 89%, dan F1-Score 88,51% dari 40 gambar dengan menggunakan pengujian *Confusion Matrix*.



Kata Kunci : Klasifikasi, Tanaman Obat Herbal, *Convolutional Neural Network*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala rahmatnya sehingga dapat menyelesaikan usulan penelitian ini yang berjudul “**Klasifikasi Tumbuhan Obat Herbal Menggunakan Convolutional Neural Network**”. Sebagai salah satu syarat Ujian Akhir guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Ichsan Gorontalo.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa skripsi ini tidak mengkin terwujud tanpa bantuan dan dorongan dari berbagi pihak, baik bantuan moril maupun materi. Untuk itu, dengan segala keikhlasan dan kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya kepada :

1. Ibu Dr. Juriko Abdussamad, M.Si, Selaku ketua Yayasan Pengembangan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (YPIPT) Ichsan Gorontalo;
2. Bapak Dr. Abdul Gaffar La Tjokke, M.Si Selaku Rektor Universitas Ichsan Gorontalo;
3. Bapak Jorry Karim, M.Kom, Selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Icshan Gorontalo;
4. Bapak Sudirman Melangi, M.Kom, Selaku Wakil Dekan I Bidang Akademik dan Bidang Kemahasiswaan Fakulatas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
5. Ibu Irma Surya Kumala Idris, M.Kom, Selaku Wakil Dekan II Bidang Administrasi Umum dan Keuangan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo;
6. Bapak Sudirman S. Panna, M.Kom, Selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Kompueter Universitas Ichsan Gorontalo;
7. Ibu Asmaul Husnah Nasrullah, M.Kom, Selaku Pembimbing I, yang selalu membantu atau membimbing penulis untuk menyelesaikan skripsi ini;
8. Bapak Sudirman S. Panna, M.Kom, Selaku Pembimbing II, yang selalu membantu atau membimbing penulis untuk menyelesaikan skripsi ini;
9. Bapak dan Ibu Dosen Universitas Ichsan Gorontalo yang telah mendidik dan mengajarkan disiplin ilmu kepada penulis;

10. Teristimewa kepada Kedua Orang Tua dan Adik tercinta yang selalu memberikan dorongan moral maupun materil dari awal hingga akhir perkuliahan;
11. Rekan-rekan seperjuangan, adik-adik dan senior-senior saya, yang telah banyak memberi bantuan dan dukungan moril sangat besar kepada saya;
12. Kepada semua pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak sempat penulis sebutkan satu-persatu;

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dalam menyelesaikan skripsi ini sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Penulis mengharapkan saran dan kritik sehingga penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi bidang pendidikan serta bisa dikembangkan lagi lebih lanjut.

Gorontalo, 20 Juni 2022

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

PERSETUJUAN SKRIPSI	i
PENGESAHAN SKRIPSI	ii
PERNYATAAN SKRIPSI.....	iii
ABSTRACT	iv
ABSTRAK	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Identifikasi masalah.....	3
1.3 Rumusan masalah.....	3
1.4 Tujuan penelitian	3
1.5 Manfaat penelitian	3
BAB II LANDASAN TEORI	4
2.1 Tinjauan Studi	4
2.2 Tinjauan Pustaka	7
2.2.1 Tanaman obat herbal	7
2.2.2 Computer Vision	7
2.2.3 Pengenalan citra	9
2.2.4 <i>Convolutional Neural Network</i>	9
2.2.5 Confusion Matrix	13
2.2.6 Akurasi, Precision, Recall, dan F-Measure	13
2.3 Kerangka Pikir.....	15
BAB III METODE PENELITIAN.....	16
3.1 Jenis, Metode, Subjek, Objek dan Waktu Penelitian.....	16
3.2 Pengumpulan Data.....	16

3.3	Pemodelan	17
3.3.1	Pre-Proccesing.....	18
3.3.2	Arsitektur Convolution Neural Network.....	18
3.3.3	Training	18
3.3.4	Testing	19
3.3.5	Evaluasi	19
BAB IV HASIL PENELITIAN		20
4.1	Hasil Pengumpulan Data	20
4.2	Hasil Pemodelan.....	20
4.2.1	Pra Pengolahan Data	20
4.2.2	Convolutional Neural Network	22
4.3	Evaluasi Model.....	30
4.3.1	Confusion Matrix	30
BAB V PEMBAHASAN		37
5.1	Objek penelitian.....	37
5.2	Pembahasan model	37
BAB VI PENUTUP		40
6.1	Kesimpulan.....	40
6.2	Saran	40

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1 Arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i>	9
Gambar 2.2 Urutan Lapisan <i>Convolutional Neural Network</i>	10
Gambar 2.3 Proses <i>Convolution Layer</i>	11
Gambar 2.4 Proses <i>Pooling Layer Metode MaxPooling</i>	11
Gambar 2.5 <i>Fully Connected Layer</i>	12
Gambar 3.1 Pemodelan	17
Gambar 4.1 <i>Label Encoder</i>	21
Gambar 4.2 Tahapan Pra-pengolahan	22
Gambar 4.3 Arsitektur Model ResNet-50	22
Gambar 4.4 Operasi Konvolusi.....	22
Gambar 4.5 Sampel Gamabar dan Input	23
Gambar 4.6 Proses Konvolusi dengan Kernel 3x3	23
Gambar 4.7 Proses Pergeseran Dengan <i>stride</i> =1 dan Kernel = 3x3	24
Gambar 4.8 Proses Konvolusi Pada Pergeseran Pertama	24
Gambar 4.9 Proses Konvolusi Pada Pergeseran Terakhir.....	24
Gambar 4.10 Hasil Akhir Konvolusi Sebagai Input Pada <i>Pooling</i>	25
Gambar 4.11 Proses <i>Pooling</i> Menggunakan <i>MaxPooling</i>	26
Gambar 4.12 Hasil Akhir Pada <i>MaxPooling</i>	27
Gambar 4.13 Hasil Dari <i>Flatten Layer</i>	27
Gambar 4.14 <i>Fully Connected Layer</i>	28
Gambar 5.1 Grafik akurasi training dan validasi	39
Gambar 5.2 Grafik nilai loss training.....	39

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Tinjauan Studi	4
Tabel 2.2 <i>Confusion Matrix</i>	13
Tabel 4.1 Dataset Jenis Daun Tanaman Obat Herbal	20
Tabel 4.2 Hasil klasifikasi Data Uji	30
Tabel 4.3 Hasil Klasifikasi Pada Data Uji	33
Tabel 4.4 Hasil <i>Confusion Matrix</i>	36

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1: Kode Program.....	43
Lampiran 2: Daftar Riwayat Hidup.....	45
Lampiran 3: Hasil Turniti.....	46
Lampiran 4: Surat Keterangan Bebas Pustaka	49
Lampiran 5: Surat Penelitian.....	50
Lampiran 6: Surat Rekomendasi Penelitian.....	51
Lampiran 7: Lembar Revisi	52

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Indonesia adalah negara yang kaya akan keanekaragaman hayati. Salah satu kekayaan organik yang dapat ditemukan diberbagai daerah indonesia adalah kehidupan tumbuhan alami [1]. Bahan obat tradisional dan obat alami diperoleh dari tanaman obat yang dikenal memiliki khasiat untuk kesehatan. Penduduk dunia menggunakan tanaman obat herbal untuk menjaga kesehatan primer. Dapat dilihat bahwa kandungan senyawa yang berbeda pada tumbuhan herbal tersebar atau terkonsentrasi pada organ tumbuhan seperti daun [2]. Penilaian ini berdasarkan pada pengamatan visual morfologi daun, warna daun, dan tekstur daun. Selain itu pengukuran daun juga dilakukan sebagai data kuantitatif [3]. Data kuantitatif dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis tumbuhan obat herbal.

Jumlah spesies tanaman obat herbal yang banyak dan kemiripan yang tinggi dapat menyebabkan kesalahan identifikasi spesies tanaman obat herbal. Salah identifikasi jenis tumbuhan obat herbal berakibat fatal bagi yang mengkonsumsinya bahkan bisa berakibat kematian [4]. Metode yang paling berhasil untuk menentukan tanaman obat herbal secara akurat dan mudah adalah metode manual berdasarkan karakteristik morfologi [5]. Namun, proses manual untuk pengenalan ini seringkali melelahkan dan memakan waktu [5]. Oleh karena itu, perlu diimbangi dengan teknologi yang menggunakan teknologi deep learning dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) [6].

Metode *Convolutional Neural Network* merupakan metode deep learning yang dapat melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan dan ekstraksi objek [7]. Dalam deep learning komputer belajar mengklasifikasikan secara langsung dari gambar dan suara [8]. Studi terkait pengenalan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dilakukan beberapa peneliti sebelumnya [9]. Peneliti sebelumnya mengolah data tersebut dan menggunakan CNN untuk membedakan jenis daun tanaman obat herbal.

Penelitian menerapkan metode *Naive Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* untuk klasifikasi daun herbal. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* diperoleh 18 data terklasifikasi dan terdapat 6 data error. Pada pengujian menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* diperoleh 17 data terklasifikasi dan 7 data error. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi metode *Naive Bayes Classifier* $18/24 = 75\%$. Keakuratan metode K-nearest neighbor adalah $17/24 = 70,83\%$ [10].

Penelitian lainnya menggunakan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (JST) – *Back Propagation* digunakan untuk mengidentifikasi spesies tumbuhan. Jaringan syaraf tiruan harus terlebih dahulu melakukan proses pelatihan sebelum menjalankan proses pengujian dengan jumlah epoch maksimal (kali ini 1000 iterasi). Pengolahan citra menggunakan empat jenis daun dengan total 16 sampel citra daun dengan bentuk daun yang berbeda. Hasil pengujian membuktikan bahwa identifikasi jenis daun dalam percobaan ini berhasil, ditemukan pada tingkat 93,75% dan 6,4% dianggap gagal [11].

Penelitian ini menerapkan CNN dan mengukur setiap gambar untuk mendeteksi 44 struktur daun dari dataset daun MK. Modul yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga jenis yaitu *BasicCNN*, *AlexNet* dan *GoogleNet*, dengan akurasi 95% [9].

Oleh karena itu, peneliti akan memanfaatkan metode CNN yaitu kemampuan untuk mengklasifikasikan dan memperoleh hasil yang penting dalam pengenalan objek untuk data citra sebagai pengenalan bentuk jenis tumbuhan obat herbal sehingga diharapkan masyarakat lebih paham tentang bentuk masing-masing tumbuhan obat herbal. Proses klasifikasi tumbuhan obat herbal dilakukan dengan mengambil sampel data publik dari *Indonesian Herb Leaf Dataset* 3500 yang dapat diklasifikasikan berdasarkan kemiripan salah satunya dilakukan menggunakan daun. Sehingga pada penelitian ini model *Convolutional Neural Network* (CNN) akan digunakan sebagai pengenalan jenis tumbuhan obat herbal tersebut.

1.2 Identifikasi masalah

Banyak jenis tanaman obat herbal yang ada membuat masyarakat sulit dalam mengenali setiap jenis tumbuhan obat herbal.

1.3 Rumusan masalah

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

1. Bagaimana hasil akurasi metode *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi gambar tumbuhan obat herbal?
2. Bagaimana hasil klasifikasi gambar tumbuhan obat herbal menggunakan metode *Convulutional Neural Network*?

1.4 Tujuan penelitian

1. Mengetahui tingkat akurasi metode *Convolutional Neural Network* dalam mengklasifikasikan gambar tumbuhan obat herbal.
2. Mengetahui hasil klasifikasi tumbuhan obat herbal menggunakan metode *Convolutional Neural Network*.

1.5 Manfaat penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

Mengetahui hasil penerapan metode *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi gambar.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Studi

Berikut merupakan tabel dari beberapa studi penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian ini :

Tabel 2.1 Tinjauan Studi

No	Peneliti	Judul	Tahun	Metode	Hasil
1	Rani rahmadewi, Endah purwanti and Vita efelina	Identifikasi jenis tumbuhan menggunakan citra daun berbasis jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network)	2018	<i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	Penelitian lainnya menggunakan algoritma JST – Back Propagation digunakan untuk mengidentifikasi spesies tumbuhan. Jaringan syaraf tiruan harus terlebih dahulu melakukan proses pelatihan sebelum menjalankan proses pengujian dengan jumlah epoch maksimal (kali ini 1000 iterasi). Pengolahan citra menggunakan empat jenis daun dengan total 16 sampel citra daun dengan bentuk

No	Peneliti	Judul	Tahun	Metode	Hasil
					daun yang berbeda. Hasil pengujian membuktikan bahwa identifikasi jenis daun dalam percobaan ini berhasil, ditemukan pada tingkat 93,75% dan 6,4% dianggap gagal [11].
2	Lia Farokhah	Implementasi K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi bunga dengan ekstraksi fitur warna RGB	2019	<i>K-Nearest Neighbor</i>	Pada penelitian ini, menerapkan metode K-nearest neighbor untuk mengklasifikasikan bunga dengan ekstraksi ciri RGB. Penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan kelemahan algoritma ANN dan ekstraksi fitur RGB untuk properti citra tertentu. Data yang diuji dibagi menjadi dua kelompok. Dataset pertama berisi gambar

No	Peneliti	Judul	Tahun	Metode	Hasil
					karakter dengan bantuk dan warna yang sama. Jumlah record yang digunakan adalah 360 record. Untuk nilai K = 1 akurasi hasil 50-60 % dan untuk nilai K = 5 akurasi hasil 90-100% [12].
3	Fitrianingsih and Rodiah	Klasifikasi jenis citra daun mengggunakan <i>Convolutional Neural Network</i>	2020	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Penelitian ini menerapkan CNN dan mengukur setiap gambar untuk mendeteksi 44 struktur daun dari dataset daun MK. Modul yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga jenis yaitu basicCNN, AlexNet dan GoogleNet, dengan akurasi 95% [9].

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Tanaman obat herbal

Jamu atau tanaman obat adalah tanaman yang digunakan untuk tujuan pengobatan dan merupakan komponen paling awal dari produksi jamu (WHO, 1998). Tumbuhan herbal sendiri sangat banyak jumlahnya hingga ribuan spesies, dan total ada 40.000 spesies tumbuhan herbal yang dikenal diseluruh dunia, dimana sekitar 30.000 diyakini berada di indonesia. Jumlah ini mewakili 90.000 tanaman obat yang sudah ada di Asia. Dari jumlah tersebut, sekitar 7.500 spesies atau 25% diketahui memiliki khasiat, namun sejauh ini sekitar 1.200 tumbuhan telah dimanfaatkan sebagai bahan baku obat herbal (PT Sido Muncul, 2015) [13].

2.2.2 Computer Vision

Computer vision adalah proses otomatis yang mengintegrasikan berbagai proses visual seperti akusisi data pemrosesan gambar, klasifikasi, pengenalan dan pengambilan keputusan. Computer Vision adalah teknik untuk memperkirakan sifat-sifat objek dalam sebuah gambar. Pengukuran fitur terkait menggunakan geometri objek dan menafsirkan informasi geometri. Computer Vision adalah cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada pengembangan algoritma yang mengubah informasi dari gambar menjadi informasi dunia nyata [14].

Fungsi computer vision adalah untuk merepresentasikan fakta-fakta dunia nyata dengan fakta-fakta gambar. Beberapa kontroversi visi komputer adalah : sensor mendeteksi bagaimana gambar ditangkap menurut dunia luar (Word View). Ini termasuk properti global seperti material, bentuk dan pencahayaan. Dalam 3D, geometri, tekstur, gerakan dan citra disimpan dengan benar dalam objek untuk penggunaan komputer [14].

Computer vision adalah metode lain, yang disebut kecerdasan buatan, yang mewakili sensasi menggunakan komputer pribadi untuk menganalisis dan mengevaluasi informasi visual. Teknologi kecerdasan buatan memungkinkan komputer pribadi untuk mengenali gambar dan mengidentifikasi objek [14].

Istilah lain yang terkait erat yang menggunakan pencitraan digital adalah computer vision atau machine computer. Computer vision pada dasarnya mencoba meniru cara kerja penglihatan manusia (human vision). Penglihatan manusia sebenarnya sangat kompleks dan manusia melihat gambar objek lebih jauh ke dalam otak untuk interpretasi. Hasilnya, orang mengerti objek apa yang tampak di mata mereka. Hasil interpretasi ini dapat digunakan untuk mengambil keputusan, seperti mata dan otak. Computer vision adalah sistem yang memungkinkan anda untuk menganalisis objek secara visual setelah memasukkan data objek sebagai gambar. Proses computer vision dapat dibagi menjadi tiga kegiatan [15] :

1. Proses pengambilan citra digital ini disebut juga dengan proses preprocessing citra.
2. Melakukan teknik komputasi untuk memproses atau memodifikasi data gambar berdasarkan piksel demi piksel..
3. Menganalisis dan menafsirkan gambar menggunakan hasil untuk tujuan tertentu. Operasi robot, kontrol peralatan, pengawasan produksi, dll.

Pengolahan citra adalah proses awal (preprocessing) dari computer vision, dan sosialisasi pola adalah proses menginterpretasikan citra. Teknologi sosialisasi pola memainkan peran penting dalam computer vision untuk mengenali objek [15].

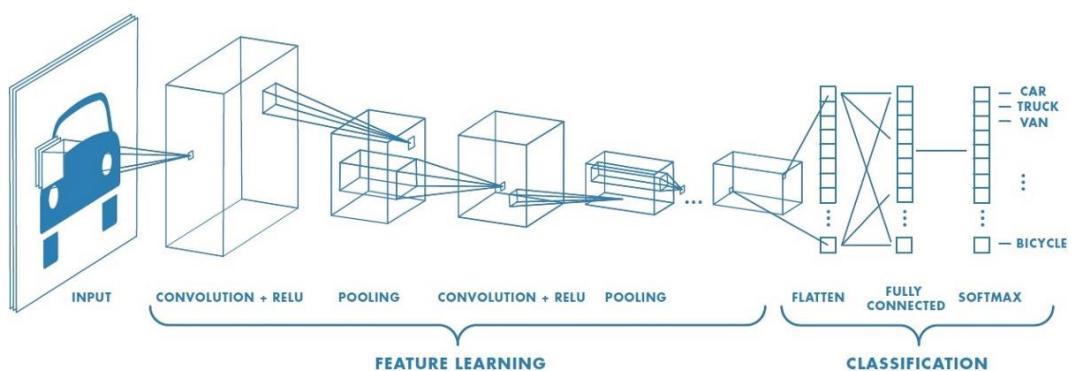
2.2.3 Pengenalan citra

Citra adalah representasi gambar, tiruan atau kemiripan dari suatu objek. Gambar dapat dibagi menjadi dua jenis : gambar analog dan gambar digital. Gambar analog adalah gambar kontinu seperti gambar monitor TV, hasil scan, dan gambar sinar-X. Gambar digital, di sisi lain adalah gambar yang dapat diproses komputer (T, Sutoyo et al 2009: 9).

2.2.4 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang untuk memproses data 2D [16]. CNN digunakan untuk mengklasifikasikan data yang ditandai menggunakan metode pembelajaran yang terawasi. Karena mekanisme pembelajaran terawasi memiliki data selama pelatihan dan variabel yang diinginkan, tujuan dari metode ini adalah untuk mengelompokkan data ke dalam data yang ada [8].

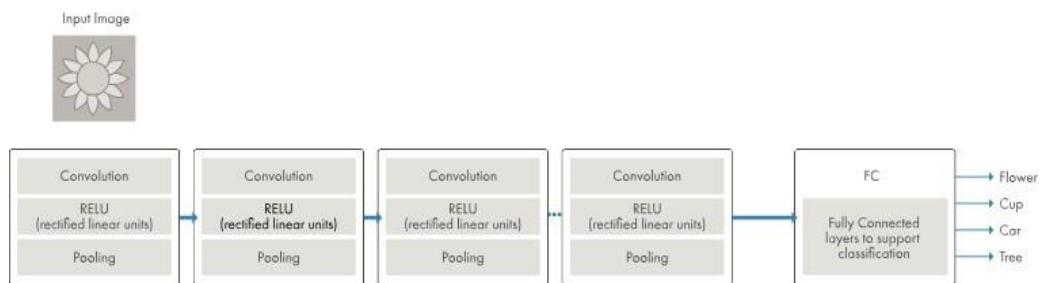
CNN pertama kali dikembangkan dengan nama NeoCognitron oleh Kunihiko Fukushima, seorang peneliti di NHK Broadcasting Science Institute di Kinuta, Setagaya-ku, Tokyo. Konsep tersebut kemudian disempurnakan oleh Yann Le Cun, seorang peneliti di AT&T Bell Labs di Holmdel, NJ USA. Model CNN bernama LeNet berhasil diterapkan oleh Le Cun pada karyanya tentang pengenalan angka dan tulisan tangan [16]. CNN juga sering kali digunakan untuk mengenali benda atau pemandangan melakukan deteksi serta segmentasi objek.



Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Network [17]

Berdasarkan gambar diatas, arsitektur dari mekanisme pemecahan dibagi menjadi 2 tahapan pemrosesan. Pada tahapan *feature learning*, secara umum masih ada 3 lapisan proses ekstraksi fitur. Lapisan-lapisan ini sering kali diklaim

dengan *convolution layer*, *activation* dan *pooling layer*. Lapisan ini melakukan operasi khusus untuk membentuk kedalam data untuk menangkap pola tertentu. Ketiga layer tersebut memiliki alur proses yang tidak harus sama, dalam artian dapat mengubah proses sesuai kebutuhan. Namun, secara umum proses pembelajaran fitur dimulai dengan proses konvolusi antara matriks input dan karnel dengan ukuran tertentu [18].

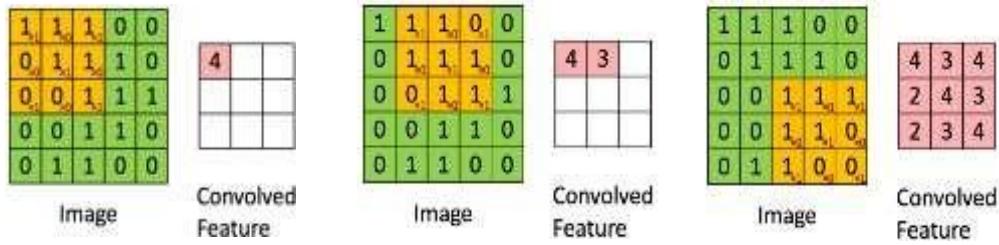


Gambar 2.2 Urutan Lapisan Convolutional Neural Network [18]

Arsitektur yang dimiliki oleh *Convolutional Neural Network* ada 3 yaitu :

1. *Convolutional Layer*

Convolutional layer melakukan operasi konvolusi dalam hasil menurut lapisan sebelumnya. *Convolutional layer* adalah lapisan primer (utama) yang paling krusil buat digunakan. konvolusi adalah kata matematis pada pengolahan gambar yang berarti mengaplikasikan sebuah karnel (kotak kuning) pada gambar disemua *offset* seperti yang ditujukan pada Gambar 2.3, sedangkan kotak berwarna hijau secara holistik adalah gambaran yang akan dikonvolusi. Karnel (kotak kuning) beranjak berdasarkan sudut kiri atas ke kanan bawah sehingga output konvolusi gambar tersebut dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

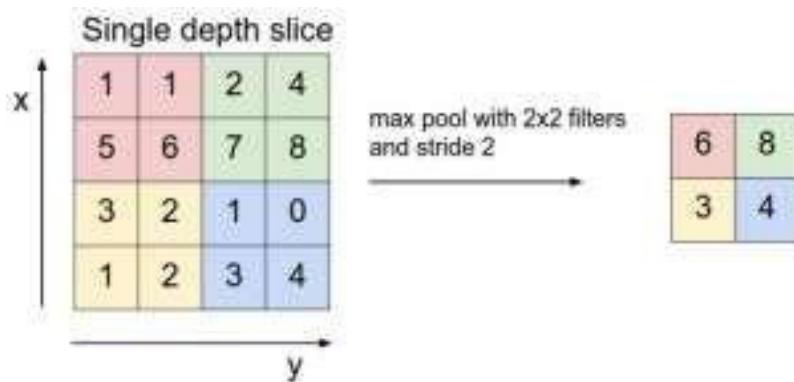


Gambar 2.3 Proses Convolution Layer [19]

Tujuan konvolusi dalam data gambar untuk mengekstraksi fitur gambar input. Konvolusi akan membuat transformasi linier menurut data input sesuai informasi spasial dalam data. Bobot dalam *layer* tadi menspesifikasikan karnel konvolusi yang digunakan, sehingga karnel konvolusi bisa dilatih berdasarkan input dalam CNN.

2. Pooling Layer

Pooling layer adalah proses memperkecil ukuran gambar dan menggunakan operasi pooling maksimum yang dapat membagi output dari convolution layer menjadi beberapa grid yang lebih kecil dengan tujuan meningkatkan invarian posisi fitur. Nilai maksimum untuk setiap grid dikurangi. Proses ini memungkinkan anda untuk memastikan bahwa fitur yang diambil sama meskipun objek gambar diubah. contohnya yang ditunjukan pada Gambar 2.4



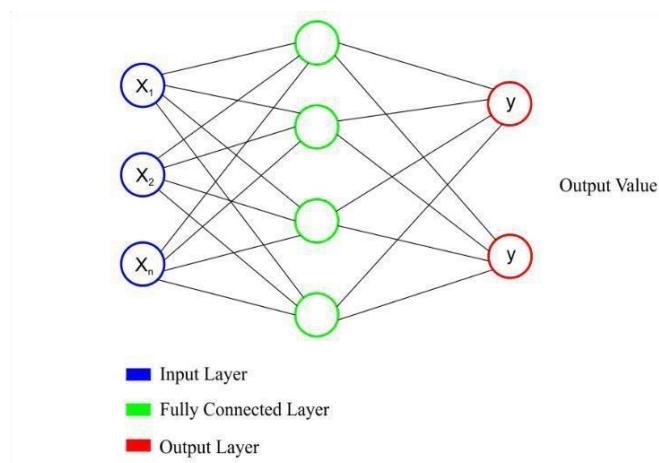
Gambar 2.4 Proses Pooling Layer Metode Max Pooling [19]

Secara umum pooling layer mengikuti layer lapisan konvolusi, ini digunakan untuk mengurangi ukuran feature map (downsampling) dan mempercepat perhitungan karena membutuhkan lebih sedikit pembaharuan parameter. Pada dasarnya, pooling layer adalah filter yang menggunakan ukuran dan langkah

yang bergeser melintasi feature map. Strategi ini biasanya digunakan untuk lapisan pooling maksimum dan lapisan pooling rata-rata [20].

3. Fully Connected Layer

Featur map yang didapatkan berdasarkan feature extraction masih berbentuk multidimensional array, sebagai akibatnya harus melakukan “Flatten” atau reshape map menjadi sebuah vector agar bisa digunakan menjadi input berdasarkan *Fully-Connected* layer. Lapisan *Fully-Connected* merupakan lapisan dimana seluruh neuron aktivasi berdasarkan lapisan sebelumnya terhubung seluruh menggunakan neuron pada lapisan selanjutnya contoh halnya jaringan syaraf tiruan biasa. Setiap aktivitas menurut lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data satu dimensi sebelum mampu dihubungkan ke semua neuron dalam lapisan *Fully-Connected*. Lapisan *Fully-Connected* umumnya dipakai dalam metode multi lapisan perceptron dan bertujuan mengolah data sebagai akibatnya sanggup diklasifikasikan. Perbedaan antara lapisan *Fully-Connected* dan lapisan konvolusi biasa adalah neuron pada lapisan konvolusi terhubung hanya ke daerah tertentu pada input. Sementara lapisan *Fully-Connected* memiliki neuron yang secara keseluruhan terhubung. Namun, kedua lapisan tersebut masih mengoperasikan produk dot, sehingga manfaatnya tidak begitu berbeda [21].



Gambar 2.5 Fully Connected Layer [18]

2.2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengukur perfoma dari suatu model pembagian terstruktur mengenai memakai mencari nilai precision, recall dan nilai akurasi dari suatu model. Selain itu terdapat beberapa istilah umum yang sanggup dipakai dalam proses pengukuran kinerja dari model pembagian terstruktur yaitu :

- a. True Positive (TP) : Data positif yang diprediksi benar
- b. True Negative (TN) : Data negative yang diprediksi benar
- c. False Positive (FP) : Data negative umum diprediksi sebagai data positif
- d. False Negative (FN) : Data positif namun diprediksi sebagai data negative

Tabel Confusion matrix tersebut dapat dilihat dibawah ini (Shafira, 2018) :

Tabel 2.2 Confusion Matrix

		Predicted class		
		Yes	No	Total
Actual class	Yes	TP	FN	P
	No	FP	TN	N
	Total	P	N	P+N

2.2.6 Akurasi, Precision, Recall, dan F-Measure

Akurasi adalah presentase data uji yang ditempatkan di kelas yang benar. Presisi digunakan sebagai contoh parameter presisi selama klasifikasi. Rumus presisi dapat dinyatakan sebagai berikut (Shafira, 2018) :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

Selain itu akurasi, nilai precision dan recall pula bisa dipakai buat mengetahui kinerja dalam contoh klasifikasi. Precision/presisi merupakan ukuran ketepatan berupa presentase berdasarkan tuple yang diklasifikasikan ke kelas positif yang benar-benar kelas positif. Proses presisi mendeskripsikan seberapa sempurna suatu contoh memprediksi kejadian positif pada serangkaian aktivitas

prediksi. Untuk menghitung akurasi dalam memprediksi suatu peristiwa, dapat menggunakan rumus berikut (Shafira, 2018) :

$$\text{Presision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

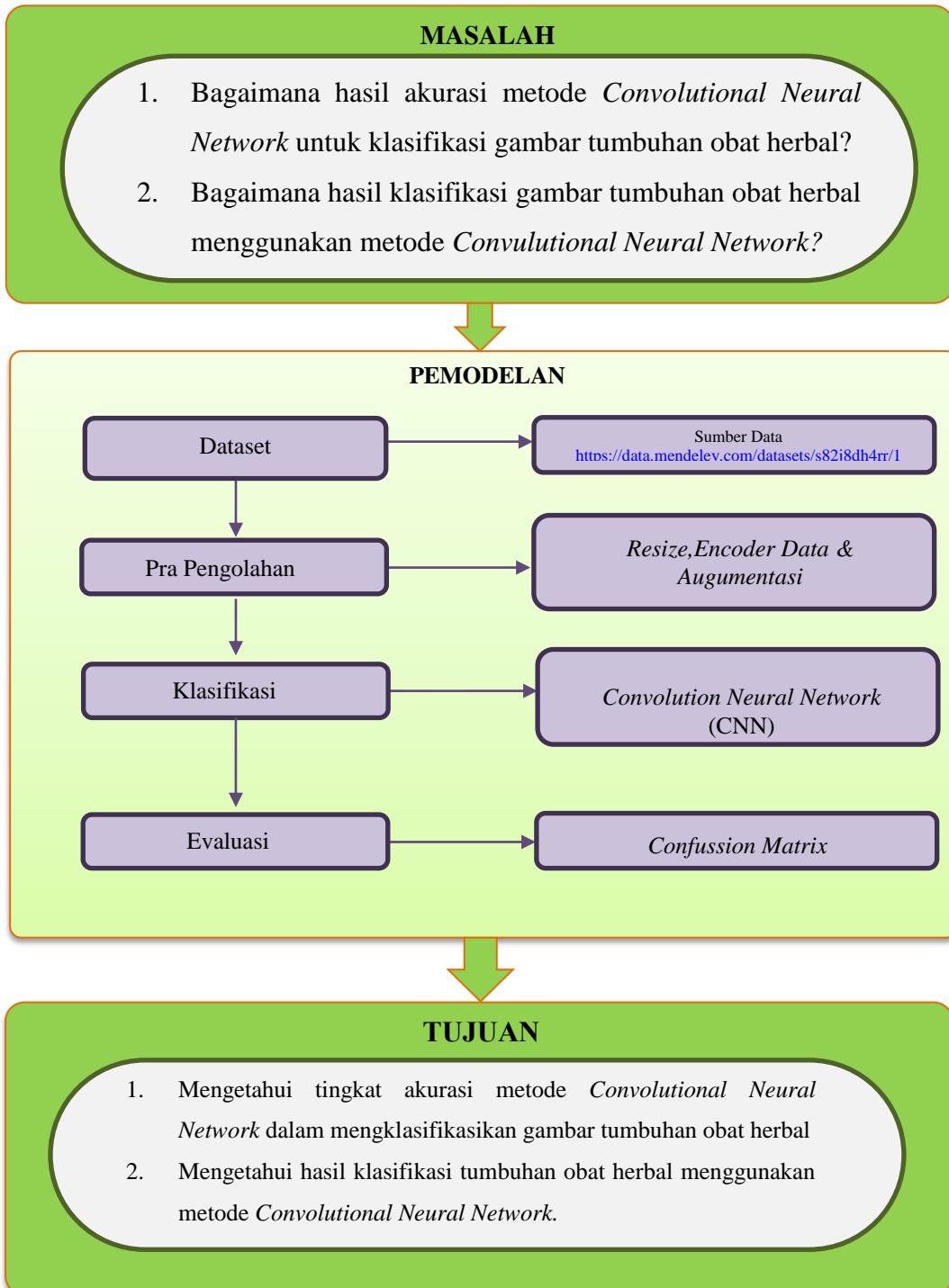
Sedangkan recall adalah ukuran kelengkapan berupa presentase tuppel positif yang diklasifikasikan menjadi kelas positif. Perhitungan *recall* dilakukan berdasarkan persamaan (Shafira, 2018) berikut :

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

Sedangkan buat mengukur perfoma kelas minoritas dipakai *F-Measure*. *F-measure* adalah perhitungan penilaian pada keterangan retrival (temu kembali) yang mengkombinasikan recall dan precision. *F-Measure* dapat dihitung dengan rumus (Azis, et al. 2020) sebagai berikut :

$$\text{F - Measure} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

2.3 Kerangka Pikir



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis, Metode, Subjek, Objek dan Waktu Penelitian

Dari level terapan, penelitian ini merupakan penelitian terapan. Karena sifat informasi yang diproses, penelitian ini bersifat kuantitatif. Dari segi penanganan data, penelitian ini merupakan penelitian konfirmatori.

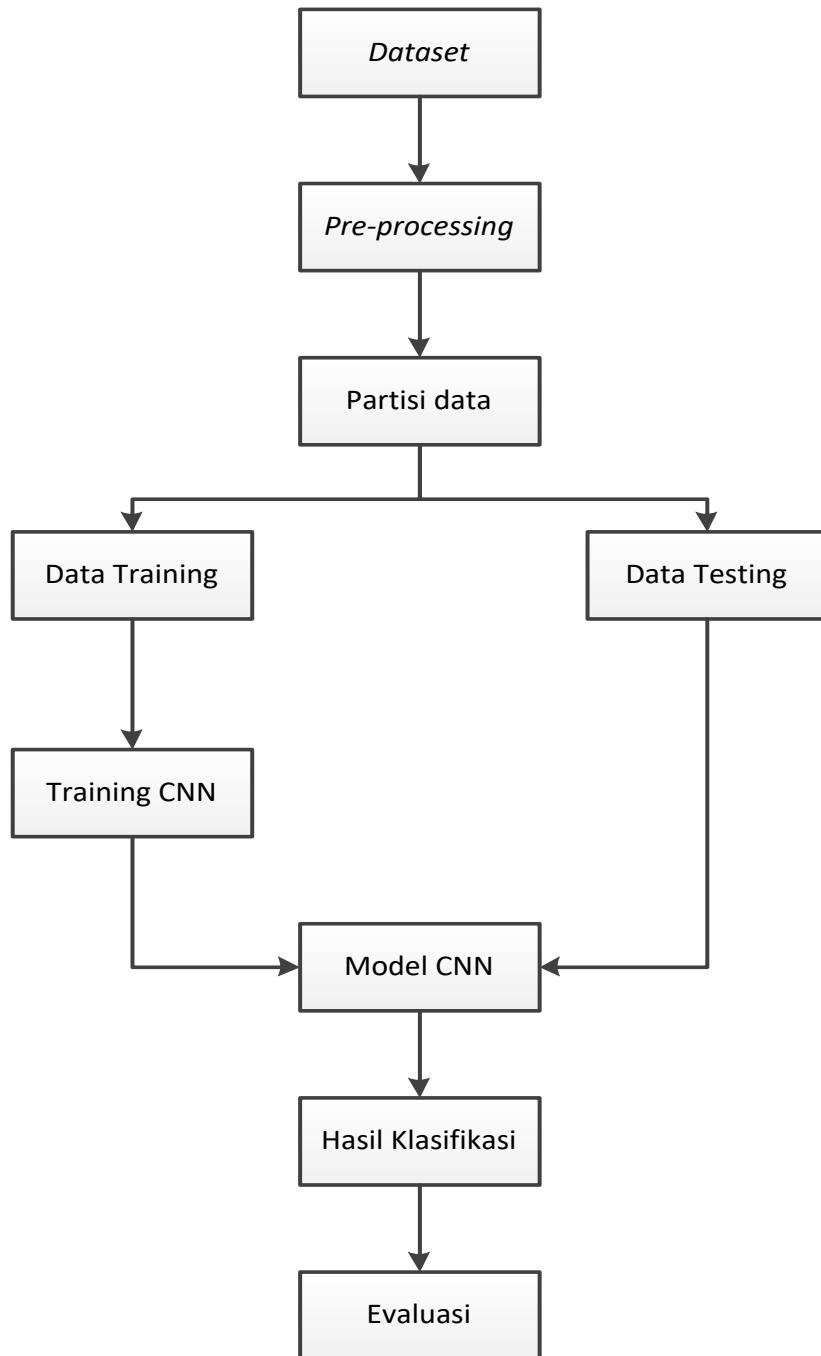
Survei ini menggunakan metode survei eksperimental. Oleh karena itu, jenis penelitian ini adalah eksperimen. Subjek penelitian ini adalah klasifikasi tumbuhan obat helbal. Penelitian ini akan dimulai dari Januari 2021 sampai dengan Februari 2022.

3.2 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan penelitian ini adalah dataset *public* dengan nama, *INDONESIA HERB LEAF DATASET* (IHLD). Dataset yang diunduh dari <https://data.mendeley.com/datasets/s82j8dh4rr/1>, data set ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperiment untuk klasifikasi jenis tumbuhan obat herbal. Dataset ini akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Berikut penjelasan mengenai *INDONESIA HERB LEAF DATASET*:

Jumlah Gambar	: 3. 500
Format Gambar	: JPG
Resolusi	: High Resolution
Dimensi Gambar	: 1600 x 1200
URL	: https://data.mendeley.com/datasets/s82j8dh4rr/1

3.3 Pemodelan



Gambar 3.1 Pemodelan

3.3.1 Pre-Proccesing

Pra-Pengolahan citra (*image pre-processing*), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pra-pengolahan bertujuan untuk mempermudah proses dalam melakukan klasifikasi citra.

Proses perubahan ukuran citra asli dilakukan dari ukuran 1600x1200 piksel menjadi 224x224 piksel lebih kecil dari skala citra asli. Kemudian data ditransformasikan atau encoding data untuk mengubah data citra menjadi code yang dapat dimengerti oleh sistem. Berikut adalah tahapan Pra-pengolahan :

1. *Risize*

Resize merupakan tahapan awal dari *pre-processing*, Bertujuan untuk mengubah ukuran citra asli dari ukuran 1600x1200 piksel menjadi 224x224 piksel lebih kecil dari skala citra asli agar dapat mempercepat proses latih.

2. *Encoding Data (Label Encoder)*

Pada proses ini akan dilakukan transformasi label kata menjadi bentuk numerik. Agar dapat diolah oleh sistem.

3. *Augumentasi Data*

Augumentasi yaitu suatu teknik manipulasi pada data yang ada tanpa kehilangan inti dari data tersebut. Pada penelitian ini dilakukan teknik augmentasi terhadap data training dengan mengatur rescale 1./225, rotation range 40, horizontal flip, width shift range 0.2, height range 0.2, shear range 0.2, zoom range 0.2. beberapa cara tersebut membantu model yang akan disusun serta mempermudah untuk melatih model tersebut.

3.3.2 Arsitektur Convolution Neural Network

Convolutional Neural Network adalah suatu jenis *neural network* yang difungsikan untuk mengolah data citra.

3.3.3 Training

Data training berupa data yang telah diseimbangkan jumlahnya untuk diolah menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Jumlah data training yang digunakan 80%. Data training ini berupa hasil undersampling data.

3.3.4 Testing

Data *testing* merupakan data yang telah diseimbangkan jumlahnya yang digunakan untuk menguji data training. Jumlah data yang digunakan 20%. Data testing digunakan untuk mengetahui berapa tingkat keberhasilan untuk melakukan klasifikasi tumbuhan obat herbal.

3.3.5 Evaluasi

Proses evaluasi bertujuan untuk mengetahui hasil kinerja dari metode yang digunakan. evaluasi dilakukan pada semua data uji dan target keluaran yang dihasilkan dipetakan ke *Confusion Matriks* untuk mengevaluasi keakuratannya.

BAB IV

HASIL PENELITIAN

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan penelitian ini adalah dataset *public* dengan nama, *INDONESIA HERB LEAF DATASET* (IHLD). Dataset yang diunduh dari <https://data.mendeley.com/datasets/s82j8dh4rr/1>, Dataset ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperiment untuk klasifikasi jenis tumbuhan obat herbal. Dataset ini akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing, Dataset ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperiment untuk klasifikasi jenis tumbuhan obat herbal. Dengan jumlah data training 2806 image dan data testing 720 image.

Tabel 4.1 Dataset Jenis Daun Tanaman Obat Herbal

BW	JB	JN	Keman gi	LB	Nangka	Pandan	Pepaya	Seledri	Siri

4.2 Hasil Pemodelan

4.2.1 Pra Pengolahan Data

Pra-Pengolahan citra (*image pre-processing*), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pra-pengolahan bertujuan untuk mempermudah proses dalam melakukan klasifikasi citra. Proses perubahan ukuran citra asli dilakukan dari ukuran 1600x1200 piksel menjadi 224x224 piksel lebih kecil dari skala citra asli. Kemudian data ditransformasikan atau encoding data untuk mengubah data citra menjadi code yang dapat dimengerti oleh sistem. Berikut adalah tahapan Pra-pengolahan :

1. *Resize*

Resize merupakan tahapan awal dari *pre-processing*, bertujuan untuk mengubah ukuran citra asli dari ukuran 1600x1200 piksel menjadi 224x224 piksel lebih kecil dari skala citra asli agar dapat mempercepat proses latih.

2. *Encoding Data (Label Encoder)*

Pada proses ini akan dilakukan transformasi label kata menjadi bentuk numerik. Agar dapat diolah oleh sistem.

Belimbing Wuluh	> 0
Jambu Biji	> 1
Jeruk Nipis	> 2
Kemangi	> 3
Lidah Buaya	> 4
Nangka	> 5
Pandan	> 6
Pepaya	> 7
Seledri	> 8
Sirih	> 9

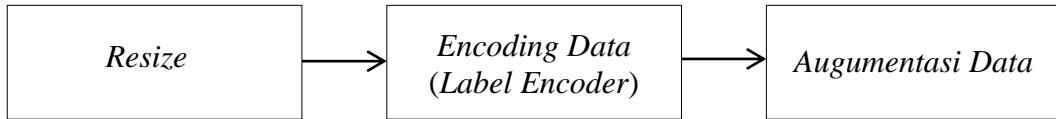
Gambar 4.1 Label Encoder

3. *Augumentasi Data*

Augumentasi yaitu suatu teknik manipulasi pada data yang ada tanpa kehilangan inti dari data tersebut. Pada penelitian ini dilakukan teknik augumentasi terhadap data training dengan mengatur rescale 1./225, rotation range 40, horizontal flip, width shift range 0.2, height range 0.2, shear range 0.2, zoom range 0.2. beberapa cara tersebut membantu model yang akan disusun serta mempermudah untuk melatih model tersebut.

4. *Training*

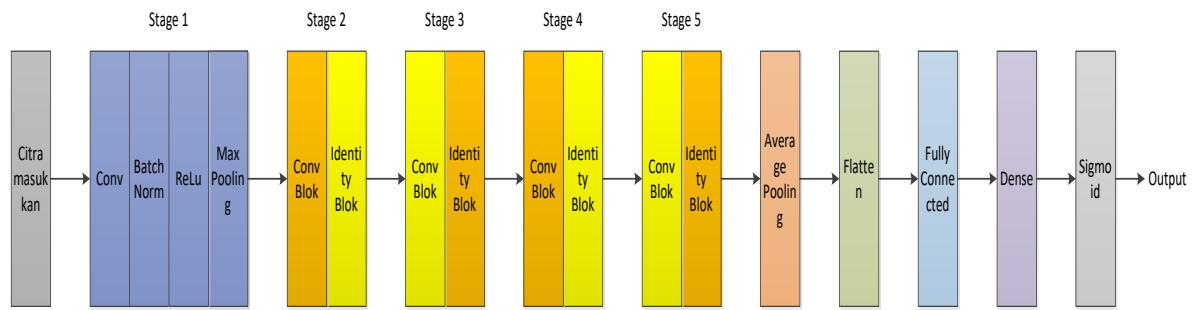
Tahapan *training* merupakan tahapan dimana *training dataset* dan *validation dataset* akan dipelajari oleh sistem menggunakan *Convolutional Neural Network*.



Gambar 4.2 Tahapan Pra-pengolahan

4.2.2 Convolutional Neural Network

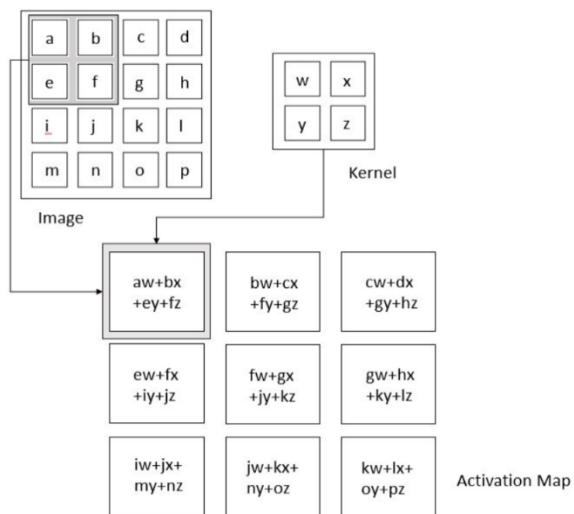
Pada tahap ini *training dataset* dan *validation dataset* akan dilatih menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* agar sistem dapat mengenali jenis obat herbal yang sudah diberikan dan dapat digunakan untuk pengujian nantinya. Berikut tahan implementasi model CNN yang peneliti buat:



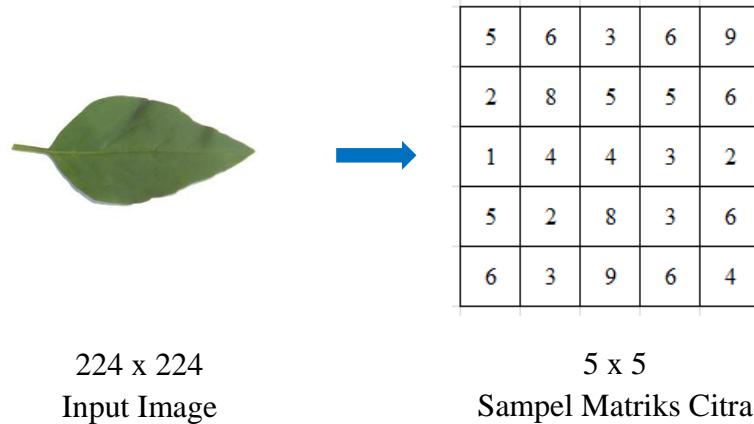
Gambar 4.3 Arsitektur Model ResNet-50

1) Convolutional Layer

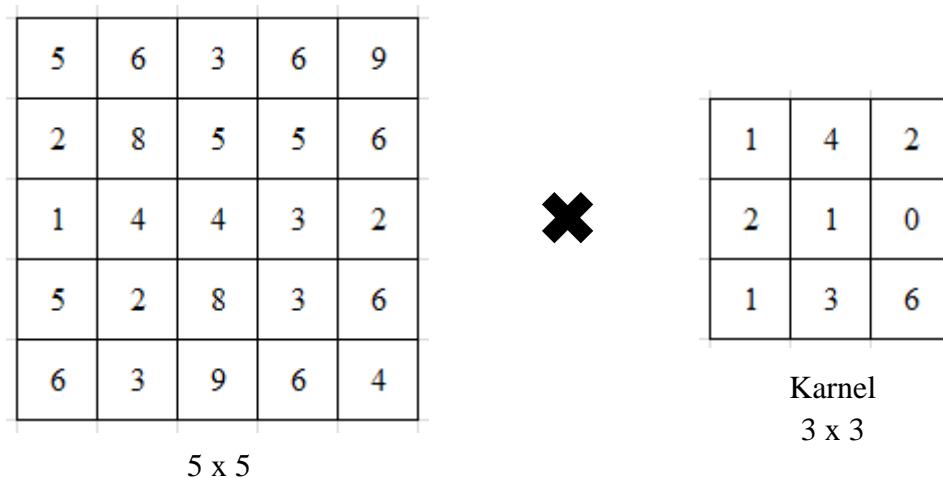
Pada layer ini, perhitungan dilakukan antara dua matriks. Satu matriks adalah parameter atau karnel yang dipelajari, dan matriks lainnya adalah piksel citra. Berikut ini adalah pembahasan untuk lapisan konvolusi



Gambar 4.4 Operasi Konvolusi

**Gambar 4.5** Sampel Gambar dan Input

Gambar 4.5 adalah gambar input yang menunjukkan dataset yang tersedia. Ukuran piksel dari citra masukan adalah 224 x 224, sehingga penulis hanya mengambil sebagian dari piksel tersebut, atau 5 x 5. Gambar 4.6 menunjukkan proses konvolusi menggunakan kernel.

**Gambar 4.6** Proses Konvolusi dengan Karnel 3x3

Dalam penelitian ini, penulis tidak menggunakan padding tambahan atau biasa disebut zero padding, dan penulis menggunakan *stride* 1. Untuk mengetahui jumlah output yang ingin dicapai. anda dapat melihatnya pada gambar 4.6 di bawah ini :

$$W = 5 \times 5, \quad F = 3 \times 3,$$

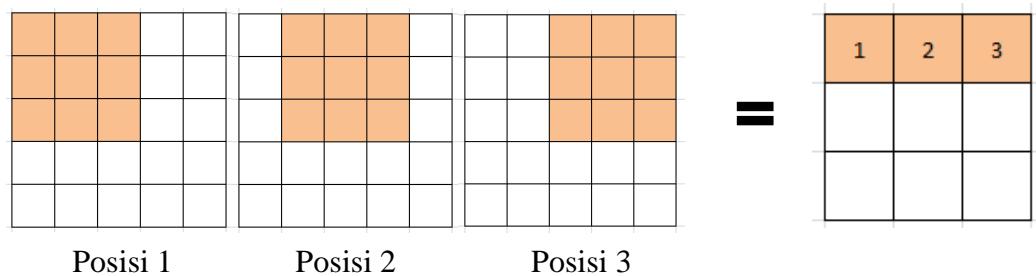
$$P = 0, \quad S = 1$$

Oleh karena itu, perhitungannya adalah sebagai berikut :

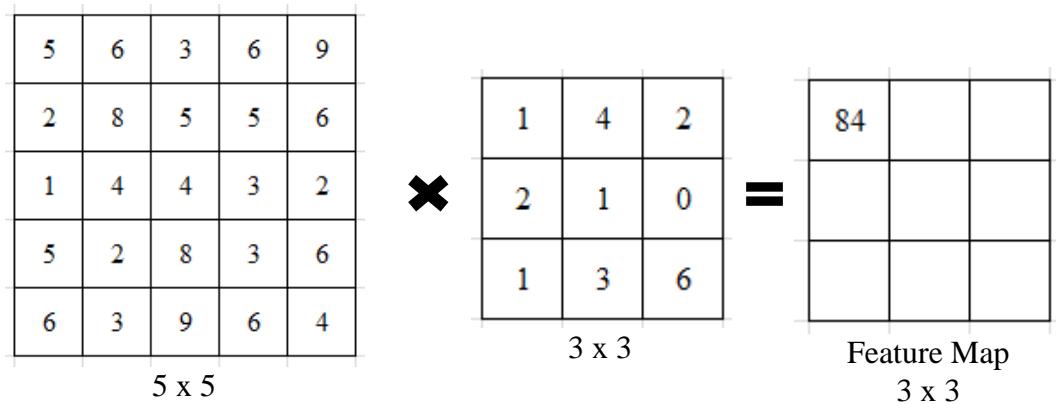
$$\text{Output} = \frac{5 - 3 + 2(0)}{1} + 1$$

$$\text{Output} = 3$$

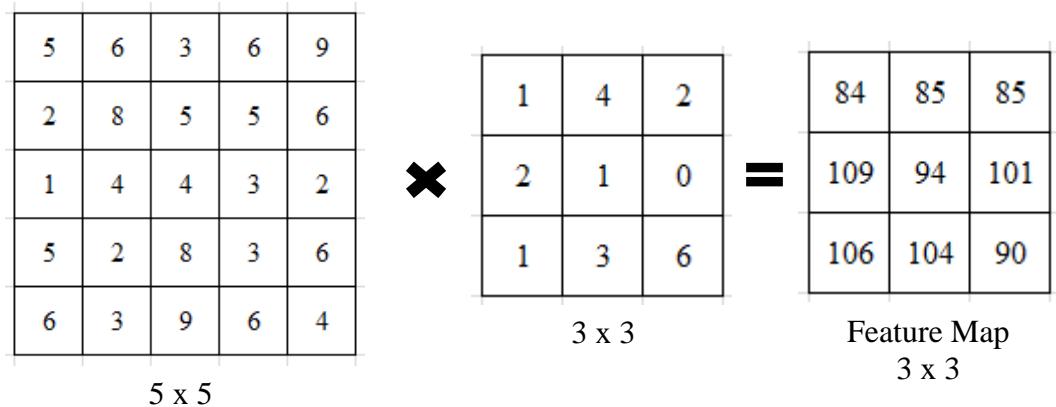
Dari perhitungan di atas, kita akan mendapatkan output dengan ukuran 3×3 .



Gambar 4.7 Proses Pergeseran Dengan $\text{Stride} = 1$ dan Kernel 3×3



Gambar 4.8 Proses Konvolusi Pada Pergeseran Pertama



Gambar 4.9 Proses Konvolusi Pada Pergeseran Terakhir

Adapun perhitungan yang dilakukan untuk mendapatkan hasil pada Gambar 4.8 dan Gambar 4.9 adalah sebagai berikut :

Posisi 1:

$$(5 \times 1) + (6 \times 4) + (3 \times 2) + (2 \times 2) + (8 \times 1) + (5 \times 0) + (1 \times 1) + (4 \times 3) + (4 \times 6) = \mathbf{84}$$

Posisi 2:

$$(6 \times 1) + (3 \times 4) + (6 \times 2) + (8 \times 2) + (5 \times 1) + (5 \times 0) + (4 \times 1) + (4 \times 3) + (3 \times 6) = \mathbf{85}$$

Posisi 3:

$$(3 \times 1) + (6 \times 4) + (9 \times 2) + (5 \times 2) + (5 \times 1) + (6 \times 0) + (4 \times 1) + (3 \times 3) + (2 \times 6) = \mathbf{85}$$

Posisi 4:

$$(2 \times 1) + (8 \times 4) + (5 \times 2) + (1 \times 2) + (4 \times 1) + (4 \times 0) + (5 \times 1) + (2 \times 3) + (8 \times 6) = \mathbf{109}$$

Posisi 5:

$$(8 \times 1) + (5 \times 4) + (5 \times 2) + (4 \times 2) + (4 \times 1) + (3 \times 0) + (2 \times 1) + (8 \times 3) + (3 \times 6) = \mathbf{94}$$

Posisi 6:

$$(5 \times 1) + (5 \times 4) + (6 \times 2) + (4 \times 2) + (3 \times 1) + (2 \times 0) + (8 \times 1) + (3 \times 3) + (6 \times 6) = \mathbf{101}$$

Posisi 7:

$$(1 \times 1) + (4 \times 4) + (4 \times 2) + (5 \times 2) + (2 \times 1) + (8 \times 0) + (6 \times 1) + (3 \times 3) + (9 \times 6) = \mathbf{106}$$

Posisi 8:

$$(4 \times 1) + (4 \times 4) + (3 \times 2) + (2 \times 2) + (8 \times 1) + (3 \times 0) + (3 \times 1) + (9 \times 3) + (6 \times 6) = \mathbf{104}$$

Posisi 9:

$$(4 \times 1) + (3 \times 4) + (2 \times 2) + (8 \times 2) + (3 \times 1) + (6 \times 0) + (9 \times 1) + (6 \times 3) + (4 \times 6) = \mathbf{90}$$

2) Pooling Layer

Hasil akhir pada lapisan konvolusi akan digunakan kembali pada proses *pooling* sebagai *input*, seperti terlihat pada Gambar 4.10.

84	85	85
109	94	101
106	104	90

Gambar 4.10 Hasil Akhir Konvolusi Sebagai *Input* Pada *Pooling*

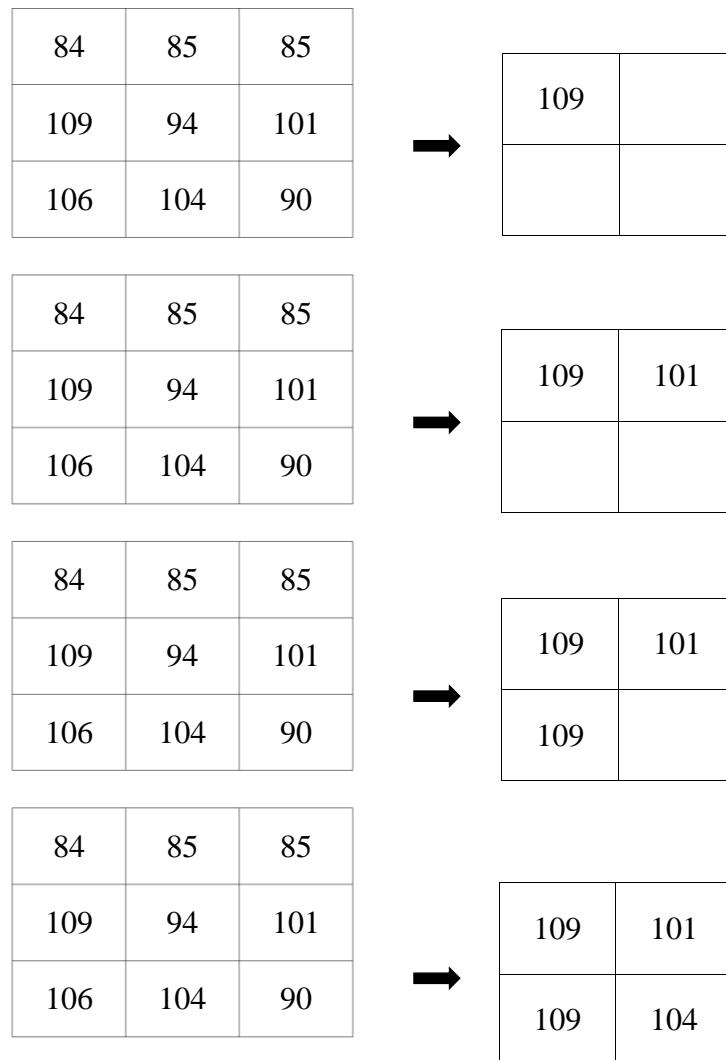
Pada lapisan ini, penulis menggunakan stride 1 dengan kernel 2x2 dan juga menggunakan metode MaxPooling. Oleh karena itu kita dapat menggunakan rumus dibawah ini untuk mengetahui ukuran output yang akan diperoleh. Diketahui bahwa:

$$W = 3 \times 3, F = 2 \times 2, S = 1$$

Sebagai perhitungannya adalah sebagai berikut :

$$\text{Output} = \frac{3 - 2}{1} + 1 = 2$$

Dari perhitungan diatas kita mengetahui bahwa kita akan memperoleh output sebesar 2x2. Adapun yang akan dilakukan dapat dilihat



Gambar 4.11 Proses Pooling Menggunakan MaxPooling

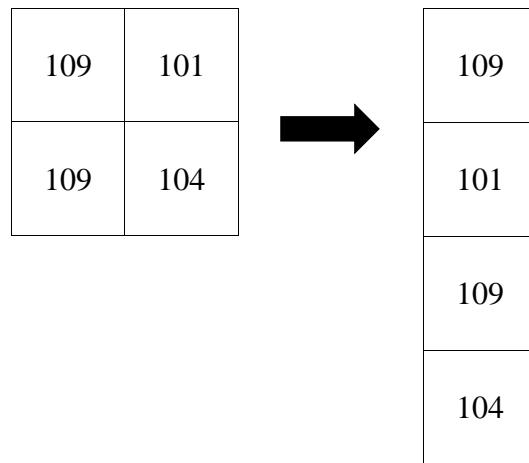
MaxPooling memiliki efek mendapatkan nilai terbesar dari karnel 2x2, setelah berhasil mengambil nilai itu, bergerak dengan *stride* 1 dan kemudian disimpan dalam matrix baru. Hasil akhir dari pooling layer dapat dilihat pada gambar 4.12.

109	101
109	104

Gambar 4.12 Hasil Akhir Pada *MaxPooling*

3) Flatten Layer

Hasil akhir dari pooling akan dibuat menjadi 1 vektor, dimana hasil dari flattening kemudian akan digunakan sebagai input untuk lapisan yang terhubung atau *fully connected layer*. Hasil dari flattening dapat dilihat pada Gambar 4.13.

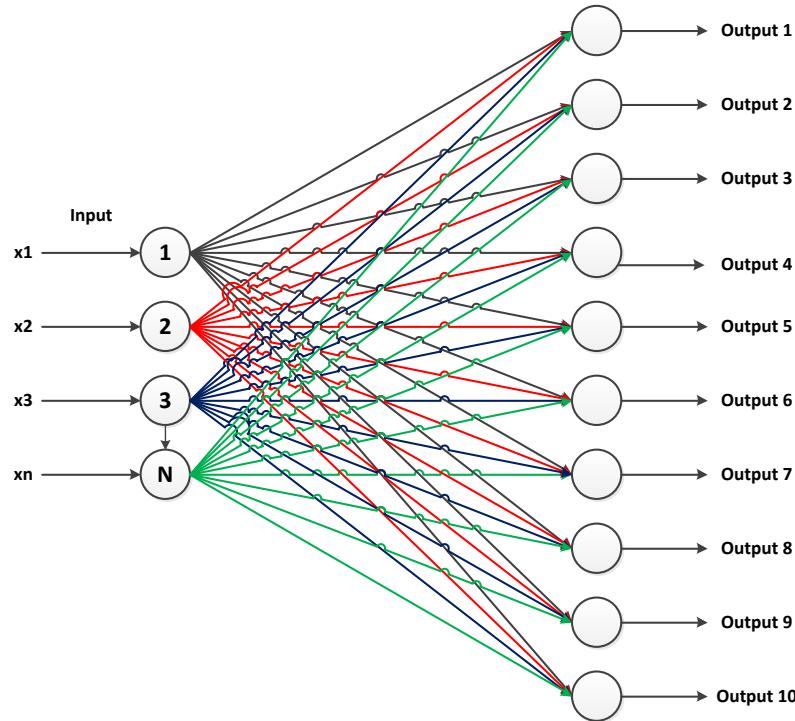


Gambar 4.13 Hasil Dari Flatten Layer

4. Fully Connected Layer

Fully connected layer disini berperan sebagai pengklasifikasi data input.

Pada proses training ini sangat membantu untuk menemukan nilai bobot terbaik



Gambar 4.14 Fully Connected Layer

1. Inisialisasi semua bobot

Bobot awal atau $w = 0$, untuk semua inputan

2. Fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini adalah $\sigma = \text{Sigmoid}$

3. Laju pembelajaran atau *Learning Rate*

Pada penelitian ini ditemukan nilai learning rate = 0.0001

4. Menghitung persamaan nilai output :

$$f(x) = \sum_{x=i}^n x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$$

$$\sigma(a) = \frac{1}{1 + e^{-2}}$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 x_1 w_{11} + x_2 w_{21} + x_3 w_{31} + x_4 w_{41}$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0 = 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0 = 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0 = 0$$

$$f(x) = \sum_{x=i}^4 109.0 + 101.0 + 109.0 + 104.0 = 0$$

Sigmoid :

$$\sigma(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} = \frac{1}{1 + 2.71828^{-0}} = 2$$

Nialai sama dengan nilai ouput lainnya dikarenakan menggunakan nilai w = 0

5. Hitung gradien error untuk *layer output*

$$e_k(p) = y_{dk}(p) - y_k(p)$$

$$\delta_k(p) = y_{dk}(p) * [1 - y_k(p)] * e_k(p)$$

Untuk data pertama, nilai yang diharapkan adalah $y_{dk} = 1$, sedangkan keluaran yang didapatkan $y_{dk} = 2$ nilai neuron output semuanya sama karena nilai w = 0.

$$e_1(1) = y_d - y_1(1) = 1 - 2 = -1$$

$$\delta_1(1) = y_1(1) * [1 - y_1(1)] * e_1(1) = 2 * [1 - 2] * -1 = 2$$

6. Menghitung Koresi Bobot

Untuk $\Delta w_{11}, \Delta w_{21}, \text{ dan } \Delta w_{31}$

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \cdot y_j(p) * \delta_k(p)$$

$$\Delta w_{21} = \alpha * y_1(1) * \delta_1(1) = 0.0001 * 109 * 2 = 0.0654$$

$$\Delta w_{22} = \alpha * y_2(1) * \delta_1(1) = 0.0001 * 101 * 2 = 0.0606$$

$$\Delta w_{23} = \alpha * y_3(1) * \delta_1(1) = 0.0001 * 109 * 2 = 0.0654$$

$$\Delta w_{24} = \alpha * y_4(1) * \delta_1(1) = 0.0001 * 104 * 2 = 0.0624$$

7. Perbaharui bobot

Dengan diperolehnya nilai pengcoresi bobot maka proses memperbaharui nilai bobot dengan menggunakan persamaan :

$$w_{jk}(p + 1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p)$$

$$w_{jk}(p + 1) = w_{11}(p) + \Delta w_{11}(p) = 0 + 0.0654 = 0.0654$$

$$w_{jk}(p + 1) = w_{21}(p) + \Delta w_{21}(p) = 0 + 0.0606 = 0.0606$$

Setelah itu untuk interasi selanjutnya, kembali ke langkah 5 dan diulangi sampai mendapatkan hasil yang sesuai.

4.3 Evaluasi Model

4.3.1 Confusion Matrix

Dalam penelitian ini, *confusion matrix* digunakan sebagai metode untuk menghitung akurasi dalam penerapan pengenalan jenis tumbuhan obat herbal. Evaluasi efektivitas pengenalan jenis tumbuhan obat herbal berdasarkan jumlah uji subjek benar dan salah yang terdeteksi dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.2 Hasil klasifikasi Data Uji

Image	Jenis Tumbuhan	Hasil Klasifikasi	Image	Jenis Tumbuhan	Hasil Klasifikasi
	Belimbing wulu	Sirih		Jeruk nipis	Jeruk nipis
	Belimbing wulu	Belimbing wulu		Jeruk nipis	Jeruk nipis
	Jambu biji	Sirih		Kemangi	Kemangi
	Jambu biji	Sirih		Kemangi	Belimbing wulu

Image	Jenis Tumbuhan	Hasil Klasifikasi	Image	Jenis Tumbuhan	Hasil Klasifikasi
	Lidah Buaya	Lidah Buaya		Kemangi	Kemangi
	Belimbing Wulu	Belimbing wulu		Lidah Buaya	Lidah Buaya
	Belimbing wulu	Belimbing wulu		Lidah Buaya	Pandan
	Jambu biji	Sirih		Nangka	Nangka
	Jambu biji	Sirih		Nangka	Nangka
	Jeruk nipis	Jeruk nipis		Pandan	Pandan
	Jeruk nipis	Jeruk nipis		Pandan	Pandan
	Kemangi	Kemangi		Pepaya	Pepaya

Image	Jenis Tumbuhan	Hasil Klasifikasi	Image	Jenis Tumbuhan	Hasil Klasifikasi
	Pepaya	Pepaya		Pepaya	Pepaya
	Seledri	Seledri		Pepaya	Pepaya
	Seledri	Seledri		Seledri	Seledri
	Lidah Buaya	Lidah Buaya		Seledri	Seledri
	Nangka	Nangka		Sirih	Sirih
	Nangka	Nangka		Sirih	Sirih
	Pandan	Pandan		Sirih	Sirih
	Pandan	Pandan		Sirih	Sirih

Tabel 4.3 Hasil Klasifikasi Pada Data Uji

	BW	JB	JN	KEMANGI	LB	NANGKA	PANDAN	PEPAYA	SELEDRI	SIRIH
BW	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1
JB	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2
JN	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0
KEMANGI	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0
LB	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0
NANGKA	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0
PANDAN	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0
PEPAYA	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0
SELEDRI	0	0	0	0	0	0	0	1	3	0
SIRI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4

Data yang diklasifikasikan dengan benar = 34

Data yang diklasifikasi salah = 6

Menghitung nilai *Accurasy* :

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{nl benar}}{\text{jml data (n)}} \times 100\%$$

$$BW = \frac{3}{4} \times 100\% = 100 \quad Jambu B = \frac{2}{4} \times 100\% = 50$$

$$Jeruk N = \frac{4}{4} \times 100\% = 100$$

$$Kemangi = \frac{3}{4} \times 100\% = 75 \quad Lidah B = \frac{3}{4} \times 100\% = 75$$

$$Nangka = \frac{4}{4} \times 100\% = 100$$

$$Pandan = \frac{4}{4} \times 100\% = 100 \quad Pepaya = \frac{4}{4} \times 100\% = 100$$

$$Selestri = \frac{3}{4} \times 100\% = 75$$

$$Sirih = \frac{4}{4} \times 100\% = 100$$

$$\text{Accuracy} = \frac{3 + 2 + 4 + 3 + 3 + 4 + 4 + 4 + 3 + 4}{40} = 0.85 = 85\%$$

Menghitung nilai TP, TN, FP, FN sesuai dengan kelas masing-masing :

Belimbing wulu :

TP = 3	FP = 1
FN = 1	TN = 35

Jambu biji :

TP = 2	FP = 0
FN = 2	TN = 36

Jeruk nipis :

TP = 4	FP = 0
FN = 0	TN = 36

Kemangi :

TP = 3	FP = 0
FN = 1	TN = 36

Lidah buaya :

TP = 3	FP = 0
FN = 1	TN = 32

Nangka :

TP = 4	FP = 0
FN = 0	TN = 36

Pandan :

TP = 4	FP = 1
FN = 0	TN = 35

Pepaya :

TP = 3	FP = 1
FN = 0	TN = 36

Seledri :

$$\begin{array}{ll} \text{TP} = 3 & \text{FP} = 0 \\ \text{FN} = 1 & \text{TN} = 32 \end{array}$$

Sirih :

$$\begin{array}{ll} \text{TP} = 4 & \text{FP} = 3 \\ \text{FN} = 0 & \text{TN} = 33 \end{array}$$

Persamaan *precision* dan *recall* :

$$\begin{aligned} \textit{precision} &= \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FP})} \\ \textit{recall} &= \frac{\text{TP}}{(\text{TP} + \text{FN})} \end{aligned}$$

Hitung nilai *precision* dan *recall* :

Belimbing wulu :

$$\textit{precision} = \frac{3}{(3+1)} = 0.75 = 75 \quad \textit{recall} = \frac{3}{(3+1)} = 0.75 = 75$$

Jambu biji :

$$\textit{precision} = \frac{2}{(2+0)} = 1 = 100 \quad \textit{recall} = \frac{2}{(2+2)} = 0.5$$

Jeruk nipis :

$$\textit{precision} = \frac{4}{(4+0)} = 1 = 100 \quad \textit{recall} = \frac{4}{(4+0)} = 1 = 100$$

Kemangi :

$$\textit{precision} = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100 \quad \textit{recall} = \frac{3}{(3+2)} = 0.75 = 75$$

Lidah buaya :

$$\textit{precision} = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100 \quad \textit{recall} = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100$$

Nangka :

$$\textit{precision} = \frac{4}{(4+0)} = 1 = 100 \quad \textit{recall} = \frac{4}{(4+0)} = 1 = 100$$

Pandan :

$$precision = \frac{4}{(4+1)} = 0.5 \quad recall = \frac{4}{(4+1)} = 1 = 100$$

Pepaya :

$$precision = \frac{3}{(3+1)} = 0.75 = 75 \quad recall = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100$$

Seledri :

$$precision = \frac{3}{(3+0)} = 1 = 100 \quad recall = \frac{3}{(3+1)} = 0.75 = 75$$

Sirih :

$$precision = \frac{4}{(4+3)} = 0.571 \quad recall = \frac{4}{(4+0)} = 1 = 100$$

$$Precision = \frac{75 + 100 + 100 + 100 + 100 + 100 + 50 + 75 + 100 + 571}{10} = 89\%$$

$$Recall = \frac{75 + 50 + 100 + 75 + 100 + 100 + 100 + 100 + 75 + 100}{10} = 87\%$$

Tabel 4.4 Hasil *Confusion Matrix*

Daun	TP	TN	FP	FN	HASIL %		
					Accuracy	Precision	Recall
BW	3	35	1	1	75	75	75
JB	2	36	0	2	50	100	50
JN	4	36	0	0	100	100	100
Kemangi	3	36	0	1	75	100	75
LB	3	32	0	1	75	100	100
Nangka	4	36	0	0	100	100	100
pandan	4	35	1	0	100	80	100
Pepaya	3	36	1	0	100	75	100
Seledri	3	32	0	1	75	100	75
Sirih	4	33	3	0	100	57.1	100
Rata-rata					85	89	87

$$f1score = 2 \times \frac{(recall \times precision)}{(recall + precision)}$$

$$f1score = 2 \times \frac{(87 \times 89)}{(87 + 89)} = 2 \times \frac{7,743}{175} = 2 \times 44.245 = 88,51$$

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Objek penelitian

Dataset yang digunakan penelitian ini adalah dataset *public* dengan nama, *INDONESIA HERB LEAF DATASET* (IHLD). Dataset yang diunduh dari <https://data.mendeley.com/datasets/s82j8dh4rr/1>, Dataset yang di ambil terdiri dari belimbing, jambu biji, jeruk nipis, kemangi, lidah buaya, nangka, pandan, pepaya, seledri dan siri. Dengan jumlah data training 2806 image dan data testing 702 image.

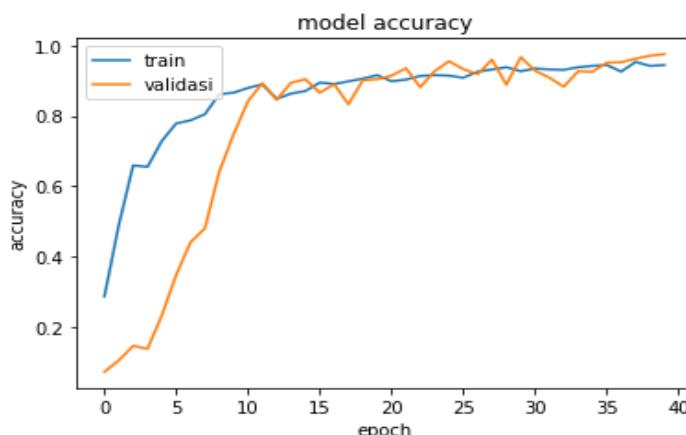
5.2 Pembahasan model

Berdaraskan hasil yang diperoleh pada bab sebelumnya, dapat dijelaskan beberapa hal sebagai berikut :

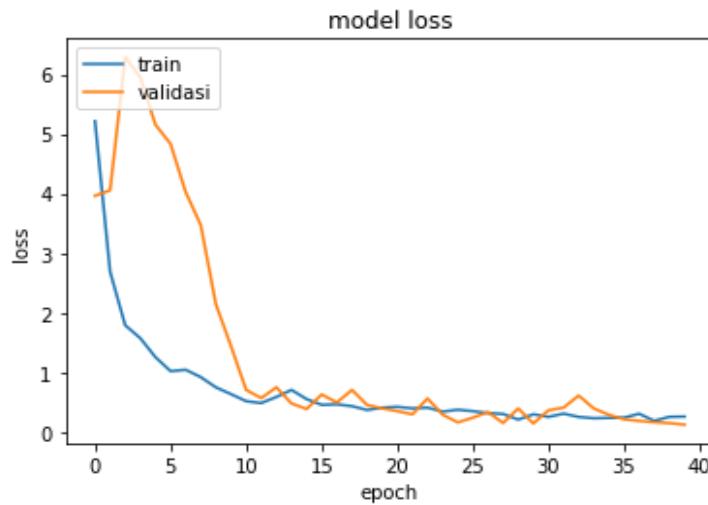
- Data gambar yang berhasil dikumpulkan pada penelitian ini adalah sebanyak 3500 gambar jenis tumbuhan obat herbal, yang dibagi kedalam sepuluh kelas (10) yaitu belimbing wuluh, jambu biji, jeruk nipis, kemangi, lidah buaya, nangka, pandan, pepaya, seledri, dan sirih. Berdasarkan visualisasi citra bahwa sepuluh jenis kelas tumbuhan obat herbal tersebut dapat dibedakan pada jenisnya.
- Pada percobaan yang dilakukan pada penelitian ini fitur citra di ekstraksi menggunakan metode CNN karena metode ini tidak perlu menggunakan metode ekstraksi tambahan. Fitur ekstraksi CNN melakukan proses konvolusi dan pooling layer sesuai dengan model yang dibuat. Pooling layer dipakai di tiap blok agar mengurangi ukuran piksel yang akan diolah sehingga dapat mengurangi waktu komputasi dari algoritma CNN yang digunakan pada penelitian ini, sehingga penggunaan algoritma CNN ini menjadi lebih efisien untuk diterapkan pada aplikasi yang akan dikembangkan kedepannya.
- Arsitektur CNN dibuat dengan 5 blok, citra berukuran 224x224 piksel yang berasal dari *layer input* dikonvolusi pada lapisan konvolusi dengan ukuran 5x5 dan *stride* 1. Konvolusi tersebut menghasilkan *feature map*

yang kemudian dinormalisasi oleh *Batch Normalization*. Hasil dari normalisasi selanjutnya masuk ke *layer* aktivasi, di dalamnya terdapat fungsi ReLu yang digunakan untuk membuat hasil dari ekstraksi fitur non-linier. Selanjutnya nilai *output* dari fungsi ReLu direduksi pada lapisan *MaxPooling* sebelum diteruskan pada tahap konvolusi kedua.

- Tahap konvolusi kedua sampai dengan kelima, proses ekstraksi fitur dilakukan oleh kombinasi *convolutional blok* dan *identity blok*. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, kemudian *feature map* diproses ke dalam *fully connected layer* untuk melakukan proses klasifikasi dibantu dengan fungsi aktivasi sigmoid.
- Pada penelitian yang dilakukan, algoritma CNN yang digunakan sebagai fitur ekstraksi dan juga sebagai pengklasifikasi data citra digunakan sebagai yang telah digambarkan pada bab sebelumnya.
- Dalam proses training data menggunakan algoritma CNN dengan nilai *learning rate* sebesar 0.0001, jumlah step epochs sebesar 100 dan epochsnya sebesar 40.
- Berdasarkan hasil proses learning data yang dilakukan dengan data yang sudah ada maka diperoleh nilai akurasi untuk data training yang berkisaran 94,5 % dan nilai akurasi untuk validasi berkisar di angka 98,5%, sementara untuk nilai loss data training berada di angka 25,4%, dan loss untuk data validasi berada di angka 11,8%. Sebagaimana yang ditunjukkan pada grafik dibawah ini.



Gambar 5.1 Grafik akurasi training dan validasi



Gambar 5.2 Grafik nilai loss training

- Berdasarkan hasil proses klasifikasi yang dilakukan terhadap data testing yang terbentuk dalam *Confusion Matrix* dengan jumlah 3.500 gambar dengan mengambil 4 sampel jenis daun dari setiap kelas dengan data yang sama, dapat diperoleh nilai kinerja model dari algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan yakni nilai *recall* sebesar 87%, nilai *precision* sebesar 89%, nilai *accuracy* sebesar 85% dan nilai f1-Score sebesar 88,51%. Dengan hasil tersebut maka dapat dikatakan bahwa penggunaan metode *Convolutional Neural Network* menggunakan *library* keras relevan diimplementasikan terhadap citra jenis tumbuhan obat herbal.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang diperoleh berdasarkan penelitian adalah sebagai berikut :

1. Metode CNN yang diterapkan mampu mengenali jenis tumbuhan obat herbal dengan benar dapat dilihat pada tabel hasil klasifikasi data uji dengan mendapatkan akurasi hingga 85%, nilai precision 89%, nilai recall 87% dan F1-score 88.51%, dengan data yang sama dan 40 sampel jenis daun dengan masing-masing kelas 4 sampel jenis daun untuk data uji.
2. Berdasarkan beberapa percobaan, pemilihan parameter berupa *learning rate* 0.0001 dan jumlah epoch 40 merupakan nilai terbaik yang dapat digunakan untuk pelatihan data testing yang sudah ada.

6.2 Saran

Setelah melakukan penelitian dan pembuatan aplikasi pengenalan jenis tumbuhan obat herbal ada beberapa saran yang perlu diperhatikan :

1. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dikembangkan untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan *dataset* yang lebih banyak lagi, agar proses proses pembelajaran semakin baik lagi.
2. Spesifikasi komputer/laptop yang digunakan sebaiknya lebih tinggi, yaitu dengan menggunakan komputer/laptop dengan *Graphics Processing Unit* (GPU) dan *Random Access Memory* (RAM) yang tinggi.
3. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat mengklasifikasikan gambar dengan dataset baru untuk melatih model dan mencapai tingkat akurasi yang tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. N. Febri Liantoni, “Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Knearest Neighbor,” 2015.
- [2] R. Dan G. Neldawati, “Analisis Nilai Absorbansi Dalam Penentuan Kadar Flavonoid Untuk Berbagai Jenis Daun Tanaman Obat,” 2013.
- [3] H.-M. S. 1 And S. W. 1 & I. M. A. 2, “Karakterisasi Morfologi Daun Begonia Alam (Begoniaceae): Prospek Pengembangan Koleksi Tanaman Hias Daun Di Kebun Raya Indonesia (Leaf Morphological Characterization Of Native Begonia (Begoniaceae): Development Prospect Of Foliage Ornamental Plants Collecti,” 2018.
- [4] K. S. S1 And M. I. Perangin-Angin2, “Klasifikasi Tanaman Obat Berdasarkan Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan,” 2018.
- [5] S. Begue, A., Kowlessur, V., Singh, U., Mahomoodally, F., & Pudaruth, “Automatic Recognition Of Medicinal Plants Using Machine Learning Techniques,” 2017.
- [6] A. Kurniadi1, Kusrini2, And Moh. Fal Sadikin3, “Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Varietas Pada Citra Daun Sawi Menggunakan Keras,” 2020.
- [7] Erlyna Nour Arrofiqoh Dan Harintaka, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi,” 2018.
- [8] S. Ilahiyah1) And Agung Nilogiri2), “Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” 2018.
- [9] Fitrianingsih And 2 Rodiah, “Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network,” 2021.
- [10] H. Liantoni, Febri And Nugroho, “Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan K_Nearest Neighbor,” *J. Simantec*, Vol. 5, 2015.
- [11] R. Rahmadewi1, V. Efelina2, And Endah Purwanti3, “Identifikasi Jenis

- Tumbuhan Menggunakan Citra Daun Berbasis Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks),” 2018.
- [12] Lia Farokhah, “Implementasi K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Bunga Dengan Ekstraksi Fitur Warna Rgb,” Vol. 7, 2019.
 - [13] A. P. S, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Mikroskopis Stomata Tanaman Herbal Curcuma,” 2019.
 - [14] Najirah Umar, “Aplikasi Computer Vision Untuk Penentuan Posisi Objek Simetris Pada Ruang Tiga Dimensi,” 2011.
 - [15] A. N. T. Rd. Kusumanto1, Wahyu S. Pambudi2, “Aplikasi Sensor Vision Untuk Deteksi Multiface Dan Menghitung Jumlah Orang,” 2012.
 - [16] Dan R. S. I Wayan Suartika E. P, Arya Yudhi Wijaya, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101,” Vol. 5, 2016.
 - [17] I Nyoman Purnama, “Herbal Plant Detection Based On Leaves Image Using Convolutional Neural Network With Mobilenet Architecture,” 2020, <Https://Ejournal.Nusamandiri.Ac.Id/Index.Php/Jitk/Article/View/1400/657>
 - [18] H. Mubarok, “Identifikasi Ekspresi Wajah Berbasis Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn),” 2019.
 - [19] Tutut Furi Kusumaningrum, “Implementasi Convolution Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jamur Konsumsi Di Indonesia Menggunakan Keras,” 2018, <Https://Dspace.Uii.Ac.Id/Handle/123456789/7781>
 - [20] I. P. W. S. W. Agung Slamet Riyadi1, “Klasifikasi Citra Anjing Dan Kucing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn),” 2021.
 - [21] A. Peryanto1 And Anton Yudhana2 Dan Rusydi Umar, “Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network,” 2019.

Lampiran 1: Kode Program

⊕ **Image Processing**

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
from imutils import paths
import os
import cv2
import pandas as pd
def generate_image(image_source_path):
    im_list = []
    labels = []
    for path in paths.list_images(image_source_path):
        img = cv2.imread(path)
        img = cv2.resize(img, (224, 224))
        im_list.append(img)
        labels.append(os.path.split(os.path.dirname(path))[-1])
    dataframelabel = pd.DataFrame(labels)
    return im_list, dataframelabel
x,y = generate_image('/content/drive/MyDrive/Indonesian Herb Leaf Dataset 3500/s82j8dh4rr-1')
y.columns = ['y']
y = y['y'].values.ravel()
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_val, y_train, y_val = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=4)
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
encoder = LabelEncoder()
encoder.fit(y_train)
y_train = encoder.transform(y_train)

y_val = encoder.transform(y_val)
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
import numpy as np

x_train = np.array(x_train, dtype='float32')
x_test = np.array(x_val, dtype='float32')

y_train = np.array(y_train, dtype='uint8')
y_test = np.array(y_val, dtype='uint8')

y_train = to_categorical(y_train, 10)
```

```

y_test = to_categorical(y_val, 10)
x_train = x_train.reshape(x_train.shape[0], 224, 224, 3)
x_test = x_test.reshape(x_test.shape[0], 224, 224, 3)
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range = 40,
    horizontal_flip = True,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range =0.2,
    zoom_range = 0.2
)
testgen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
datagen.fit(x_train)
train_flow = datagen.flow(x_train, y_train, batch_size =
8)
test_flow = testgen.flow(x_test, y_test, batch_size = 8)
from tensorflow.keras.applications import ResNet50
from keras.models import Sequential, Model
from keras.layers import Conv2D, MaxPool2D, Flatten, Dense, BatchNormalization, Dropout, GlobalAveragePooling2D
from tensorflow.keras.optimizers import SGD, Adam, RMSprop
from tensorflow.keras.models import Model, Sequential
from tensorflow.keras import regularizers
import tensorflow as tf
from keras import backend as K
model = ResNet50(input_shape=(224, 224, 3), include_top=False, weights='imagenet')
for layer in model.layers:
    layer.trainable = False
model = Sequential()
model.add(ResNet50(include_top=False, weights='imagenet',
      pooling='max'))
model.add(Dense(10, activation='sigmoid'))

model.compile(optimizer= SGD(learning_rate=0.0001), loss=
'categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
model.summary()
history = model.fit(train_flow, validation_data=test_flow
, steps_per_epoch=100, epochs=40)

```

Lampiran 2: Daftar Riwayat Hidup



Nama	: Rizky Abd. Karim S. Nur
Nim	: T3118079
Tempat, Tanggal Lahir	: Gorontalo, 02 Desember 1999
Agama	: Islam
Email	: rizkhynur78@gmail.com

Riwayat Pendidikan :

1. Tahun 2012, Menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 8 Suwawa, Kecamatan Suwawa, Kabupaten Bone Bolango, Provinsi Gorontalo.
2. Tahun 2015, Menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Menengah Pertama Negeri 1 Suwawa, Kecamatan Suwawa, Kabupaten Bone Bolango, Provinsi Gorontalo.
3. Tahun 2018, Menyelesaikan Pendidikan di Sekolah Menengah Kejuruan Negeri 1 Suwawa, Kabupaten Bone Bolango, Provinsi Gorontalo.
4. Tahun 2018, Telah diterima menjadi Mahasiswa di Perguruan Tinggi Swasta Universitas Ichsan Gorontalo.

Lampiran 3: Hasil Turnitin

 Similarity Report ID: oid:25211:18731010

PAPER NAME	AUTHOR
SKRIPSI_T3118079_RIZKY ABD KARIM S . NUR.docx	T3118079_RIZKY ABD. KARIM S. N rizkhynur78@gmail.com
<hr/>	
WORD COUNT	CHARACTER COUNT
7383 Words	44924 Characters
<hr/>	
PAGE COUNT	FILE SIZE
60 Pages	1.3MB
<hr/>	
SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Jun 13, 2022 2:25 PM GMT+8	Jun 13, 2022 2:28 PM GMT+8

● 10% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

- 10% Internet database
- Crossref database
- Submitted Works database
- 2% Publications database
- Crossref Posted Content database 3%

● Excluded from Similarity Report

- Bibliographic material
- Small Matches (Less than 25 words)



Similarity Report ID: oid:2521118731010

● 10% Overall Similarity

Top sources found in the following databases:

- 10% Internet database
- 2% Publications database
- Crossref database
- Crossref Posted Content database 3%
- Submitted Works database

TOP SOURCES

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	dspace.uii.ac.id	2%
	Internet	
2	scribd.com	1%
	Internet	
3	LL Dikti IX Turnitin Consortium on 2019-07-16	1%
	Submitted works	
4	repository.unimus.ac.id	1%
	Internet	
5	core.ac.uk	<1%
	Internet	
6	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
	Internet	
7	coursehero.com	<1%
	Internet	
8	journal.trunojoyo.ac.id	<1%
	Internet	



Similarity Report ID: oid:25211;18731010

- | | | |
|----|--|-----|
| 9 | 123dok.com
Internet | <1% |
| 10 | lppm.unpam.ac.id
Internet | <1% |
| 11 | ejurnal.its.ac.id
Internet | <1% |
| 12 | Bayu Sy. Kurniawan, Steven R. Sentinuwo, Oktavian A. Lantang. "Aplika...
Crossref | <1% |
| 13 | jurnalinspiration.wordpress.com
Internet | <1% |

Lampiran 4: Surat Keterangan Bebas Pustaka



Lampiran 5: Surat Penelitian



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO LEMBAGA PENELITIAN

Kampus Unisan Gorontalo Lt.3 - Jln. Achmad Nadjamuddin No. 17 Kota Gorontalo
Telp: (0435) 8724466, 829975 E-Mail: lembagapenelitian@unisan.ac.id

Nomor : 3899/PIP/LEMLIT-UNISAN/GTO/II/2022

Lampiran : -

Hal : Permohonan Izin Penelitian

Kepada Yth,

Kepala Laboratorium Fakultas Ilmu Komputer UNISAN Gorontalo

di,-

Tempat

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dr. Rahmisyari, ST.,SE.,MM
NIDN : 0929117202
Jabatan : Ketua Lembaga Penelitian

Meminta kesediannya untuk memberikan izin pengambilan data dalam rangka penyusunan **Proposal / Skripsi**, kepada :

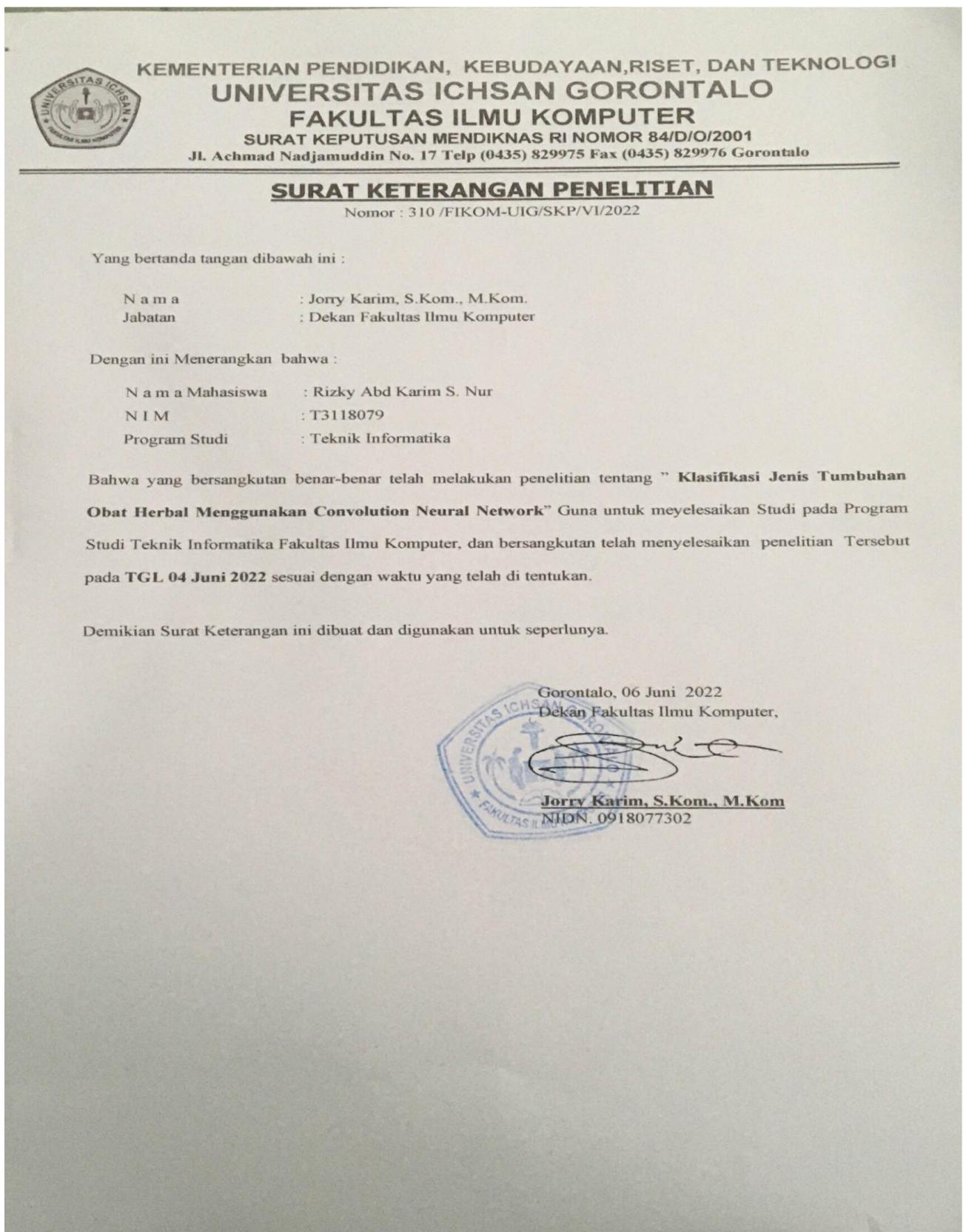
Nama Mahasiswa : Rizky Abd. Karim S. Nur
NIM : T3118079
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer
Program Studi : Teknik Informatika
Lokasi Penelitian : LABORATORIUM FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ICHSAN GORONTALO
Judul Penelitian : KLASIFIKASI JENIS TUMBUHAN OBAT HERBAL
MENGGUNAKAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK

Atas kebijakan dan kerja samanya diucapkan banyak terima kasih.



+

Lampiran 6: Surat Rekomendasi Penelitian



Lampiran 7: Lembar Revisi



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS IHSAN GORONTALO
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
SK MENDIKNAS NOMOR 84/D/O/2001
JL. Achmad Nadjamuddin No. 17 Telp. (0435) 829975 Fax (0435) 829976 Gorontalo

Berita Acara Perbaikan/Revisi Ujian SKRIPSI

Pada hari ini, Kamis 16-Juni-2022, Pukul 10.00-12.00 Wita. Telah dilaksanakan Ujian SKRIPSI mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Ichsan Gorontalo.

Nama : Rizky Abd Karim S. Nur
Nim : T3118079
Pembimbing I : Asmaul Husna N. M.Kom
Pembimbing II : Sudirman S. Panna, M.Kom
Judul SKRIPSI : Klasifikasi Jenis Tumbuhan Obat Herbal Menggunakan Convolutional Neural Network

Oleh Komite Seminar sebagai berikut :

No	Komite Seminar	Status	Tanda Tangan
1	Yasin Aril Mustofa, M.Kom	Ketua	
2	Sudirman Melangi, M.Kom	Anggota	
3	Serwin, M.Kom	Anggota	
4	Asmaul Husna N. M.Kom	Anggota	
5	Sudirman S. Panna, M.Kom	Anggota	