

**ANALISIS RESIDUAL NETWORK (RESNET) UNTUK
KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT PADA TANAMAN CABAI
MELALUI CITRA DAUN**

SKRIPSI

Oleh :

MUHAMMAD AZWAN

198160032



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

2023

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

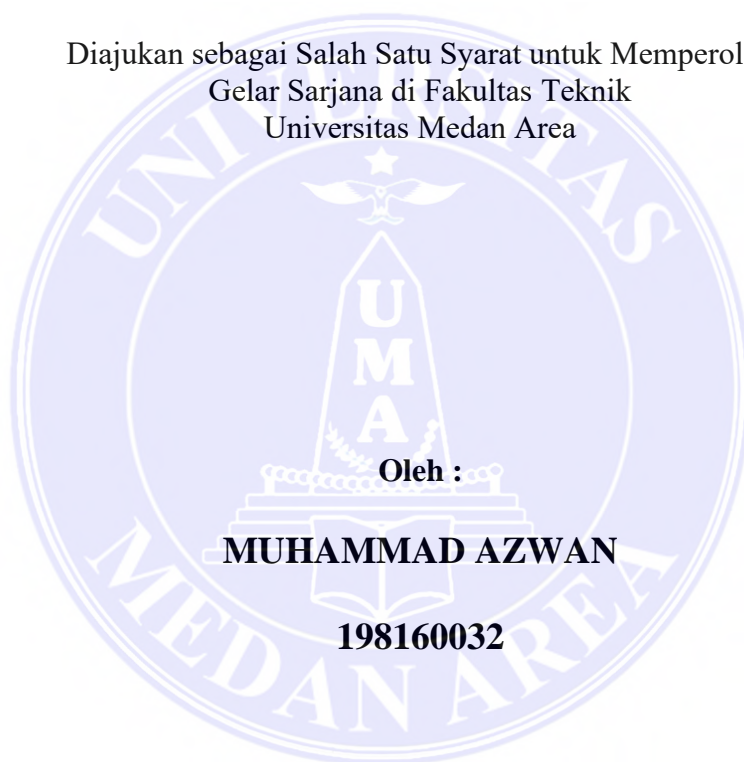
Document Accepted 16/1/24

Access From (repository.uma.ac.id)16/1/24

**ANALISIS RESIDUAL NETWORK (RESNET) UNTUK
KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT PADA TANAMAN CABAI
MELALUI CITRA DAUN**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area



Oleh :

MUHAMMAD AZWAN

198160032

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MEDAN AREA

2023

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 16/1/24

Access From (repository.uma.ac.id)16/1/24

LEMBAR PENGESAHAN

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Residual Network (ResNet) untuk klasifikasi jenis penyakit tanaman cabai melalui citra daun.

Nama : Muhammad Azwan

NPM : 198160032

Fakultas : Teknik Informatika

Disetujui Oleh :
Komisi Pembimbing



Muhathir, ST., M. Kom
Pembimbing:

Diketahui :

Dekan

Sabratno, ST., MT
FAKULTAS TEKNIK

Ka. Prodi

Rizki Mullono, S. Kom, M. Kom
PRODI TEKNIK INFORMATIKA

Tanggal Lulus : 26 September 2023

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 16/1/24

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Access From (repository.uma.ac.id)16/1/24

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa Skripsi ini adalah hasil penelitian, ide, dan presentasi asli saya sendiri. Saya tidak mencantumkan tanpa pengakuan bahan-bahan yang pernah diterbitkan atau ditulis oleh orang lain sebelumnya, atau sebagai bahan yang telah diajukan untuk memperoleh gelar atau diploma di Universitas Medan Area atau perguruan tinggi lainnya.

Apabila dikemudian hari terdapat kejanggalan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Universitas Medan Area. Demikian pernyataan ini saya buat.

Medan, 26 September 2023
Yang membuat pernyataan



Muhammad Azwan
198160032

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS
AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Azwan

NPM : 198160032

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Teknik

Jenis Karya : Tugas Akhir

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, setuju untuk memberikan kepada Universitas Medan Area Hak Bebas Royalti Noneklusif (Non-Eksklusve Royalty-Free Right) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

ANALISIS RESIDUAL NETWORK (RESNET) UNTUK KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT PADA TANAMAN CABAI MELALUI CITRA DAUN.

Dengan Hak Bebas Royalti yang bersifat Non-eksklusif ini, Universitas Medan Area berhak menyimpan, mentransfer media/format mengelola dalam bentuk database, memelihara, dan mempublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis saya selama saya tetap menyebut nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Medan

Pada tanggal :26 September 2023

Yang Menyatakan



(Muhammad Azwan)

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 16/1/24

Access From (repository.uma.ac.id)16/1/24

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Kuasa atas segala karuniaNya sehingga skripsi ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian ini ialah *Deep Learning* dengan judul “Analisis *Residual Network*(Resnet) Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun”.

Skripsi ini adalah salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan untuk mencapai gelar sarjana di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, M.Sc. selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr. Eng. Suprianto, ST.,MT_selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
4. Bapak Muhathir,ST,M.Kom selaku Dosen pembimbing yang telah membantu penulis dari segi materi dan moril sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Orang tua penulis yaitu Ibu Rokiah yang telah mendoakan tiada henti dan memberikan semangat serta membantu penulis dalam segi materi dan moril sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan sebaik baiknya.



6. Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
7. Seluruh teman-teman yang sudah memberikan dukungannya selama penulisan proposal skripsi ini, khususnya teman-teman Teknik Informatika angkatan 2019.
8. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir/skripsi ini masih memiliki kekurangan , oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan untuk kesempurnaan tugas akhir/skripsi ini. Penulis juga berharap pada tugas akhir/skripsi ini dapat bermanfaat bagi kalangan pendidikan maupun masyarakat. Penulis ucapkan terima kasih.

Medan, 26 September 2023
Penulis,

(Muhammad Azwan)

ABSTRAK

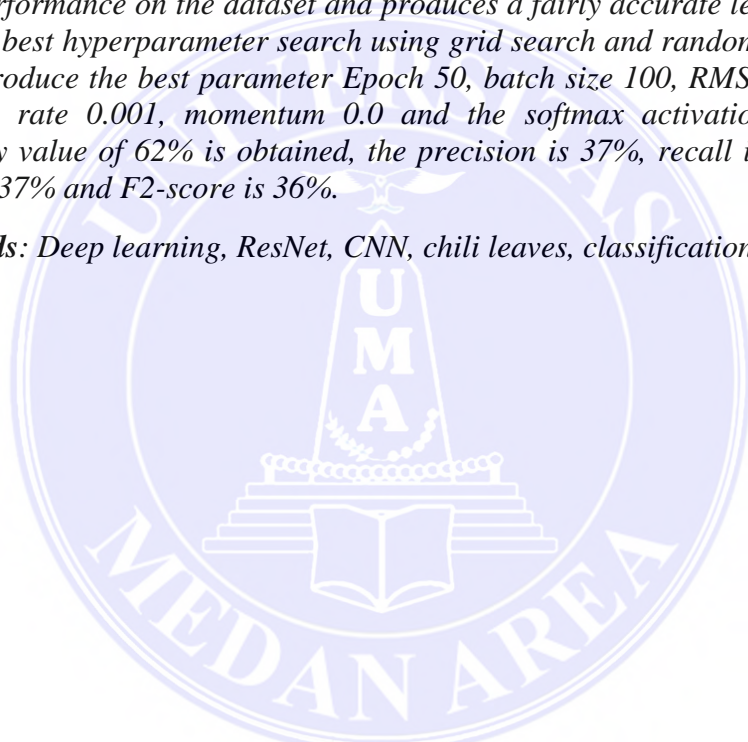
Tanaman cabai sangat penting dalam budidaya pertanian di Indonesia. Cabai (*Capsicum annuum L*) adalah jenis sayuran yang nilai ekonominya tinggi dan sering disebut sebagai tanaman hortikultura. Tanaman cabai rentan sekali diserang oleh berbagai macam jenis penyakit yang dapat mengganggu pertumbuhan dan produksi tanaman. Serangan hama dan penyakit adalah faktor dari yang lainnya yang menghambat kelancaran pada budidaya cabai. Ada beberapa jenis penyakit pada daun cabai yang biasa menjadi masalah yaitu daun kuning, bercak daun, dan keriting. Oleh karena itu, dalam penelitian ini mencoba untuk melakukan klasifikasi teknologi terkini dengan memanfaatkan metode *Deep Learning* dengan menggunakan arsitektur Resnet yang ada pada CNN untuk klasifikasi jenis penyakit pada daun cabai. Resnet diharapkan bisa menghasilkan akurasi yang baik dan memberikan keunggulan yang ada pada Resnet. Dalam penerapan metode CNN dengan arsitektur ResNet menghasilkan performa yang cukup baik terhadap dataset dan menghasilkan tingkat akurasi yang cukup akurat dengan pencarian *hyperparameter* terbaik menggunakan *grid search* dan *random search* maka dapat hasil terbaik parameter *epoch* 50, *batch size* 100, *optimizer* RMSprop, *learning rate* 0.001, momentum 0.0 dan fungsi aktivasi *softmax* maka mendapatkan nilai akurasi 94% presisi nya 93% *recall* 67% dan F1-score 77% dan F2-score 77%.

Kata Kunci : *Deep learning*, *ResNet*, CNN, daun cabai, klasifikasi.

ABSTRACT

*Chili plants are very important in agricultural cultivation in Indonesia. Chili (*Capsicum annuum* L) is a type of vegetable that has high economic value and is often referred to as a horticultural plant. Chili plants are very susceptible to attack by various types of diseases that can interfere with plant growth and production. Pest and disease attacks are other factors that hinder the smooth running of chili cultivation. There are several types of diseases on chili leaves that are usually a problem, namely yellow leaves, leaf spots, and curling. . Therefore, this study tries to classify the latest technology by utilizing the Deep Learning method using the Resnet architecture on CNN to classify the types of diseases on chili leaves. Resnet is expected to produce good accuracy and provide the advantages that exist in Resnet. in applying the CNN method with the ResNet architecture it produces quite good performance on the dataset and produces a fairly accurate level of accuracy with the best hyperparameter search using grid search and random search so that it can produce the best parameter Epoch 50, batch size 100, RMSprop optimizer, learning rate 0.001, momentum 0.0 and the softmax activation function, an accuracy value of 62% is obtained, the precision is 37%, recall is 38% and F1-score is 37% and F2-score is 36%.*

Keywords: *Deep learning, ResNet, CNN, chili leaves, classification.*



RIWAYAT HIDUP

Penulis lahir di Desa Titimerah pada tanggal 25 Oktober 2000 dari Ayah Amiruddin dan Ibu Rokiah. Penulis adalah anak kedua dari 2 (dua) bersaudara. Penulis pertama kali menyalurkan Pendidikan di bangku SD 010205 bulan-bulan pada tahun 2007-2013, meneruskan Pendidikan di Sekolah Menengah Pertama Negeri 3 Lima puluh diselesaikan pada tahun 2013-2016, Meneruskan Pendidikan Sekolah Menengah Kejuruan Negeri 1 Air Putih pada tahun 2016-2019. Pada tahun 2019 penulis lulus dari SMKN 1 Air Putih dan pada 2019 terdaftar sebagai mahasiswa Fakultas Teknik Prodi Teknik Informatika Universitas Medan Area. Pada saat ini tahun 2023 penulis sedang menjalani semester 8 (Delapan) menyusun tugas akhir skripsi.



DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	i
ABSTRAK	iii
RIWAYAT HIDUP	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR TABEL	ix
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
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. <i>Deep Learning</i>	7
2.2. <i>Convolution Neural Network (CNN)</i>	7
2.2.1 <i>Convolution Layer</i>	8
2.2.2 <i>Pooling Layer</i>	9
2.3. <i>Residual Network (ResNet)</i>	10
2.4. <i>Hyperparameter Tuning</i>	12
2.4.1 <i>Grid Search</i>	12
2.4.2 <i>Random Search</i>	12
2.5. Tanaman Cabai.....	13
2.5.1 Penyakit Kuning.....	14
2.5.2 Penyakit Bercak Daun.....	14
2.5.3 Penyakit Keriting	15
2.6. Penelitian Terkait	16

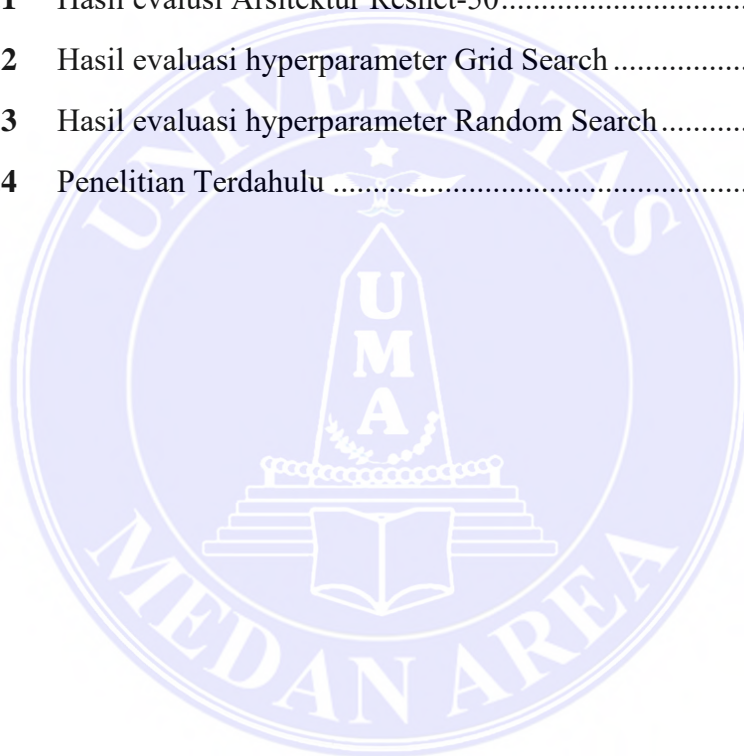
BAB III METODE PENELITIAN	20
3.1 Spesifikasi Perangkat	20
3.1.1 Perangkat Keras (<i>Hardware</i>)	20
3.1.2 Perangkat Lunak (<i>Software</i>).....	20
3.2 Metode Penelitian	21
3.3 Teknik Pengumpulan Data.....	22
3.4 Analisis Data.....	22
3.5 <i>Hyperparameter</i>	23
3.6 Metode Evaluasi.....	23
3.6.1 Parameter Performansi.....	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	27
4.1 Hasil	27
4.1.1 Training Model Arsitektur <i>default ResNet-50</i>	27
4.1.2 Pencarian <i>Hyperparameter</i> terbaik menggunakan <i>grid search</i>	30
4.1.3 Pencarian <i>Hyperparameter</i> terbaik menggunakan <i>Random search</i> ...	34
4.2 Hasil Evaluasi Model	37
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	39
5.1 Kesimpulan	39
5.2 Saran.....	39
DAFTAR PUSTAKA	41
LAMPIRAN.....	45

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Struktur Dasar CNN	8
Gambar 2.2	Proses Konvolusi	9
Gambar 2.3	Proses pooling Layer	9
Gambar 2.4	Proses <i>Fully Connected Layer</i>	10
Gambar 2.5	Blok <i>ResNet</i>	11
Gambar 2.6	Arsitektur <i>ResNet</i>	11
Gambar 2.7	Daun Kuning	14
Gambar 2.8	Daun Bercak	15
Gambar 2.9	Daun Keriting	15
Gambar 3.1	Kerangka Kerja Penelitian	21
Gambar 4.1	<i>Training dan validation accuracy resnet-50</i>	27
Gambar 4.2	<i>Training dan validation Loss resnet-50</i>	28
Gambar 4.3	<i>Confusion Matrix Model Resnet-50</i>	29
Gambar 4.4	Hasil <i>parameter epoch dan batch size</i> terbaik	30
Gambar 4.5	Hasil <i>parameter optimizer</i> terbaik	30
Gambar 4.6	<i>Training dan validation accuracy Grid Search</i>	31
Gambar 4.7	<i>Training dan validation Loss Grid Search</i>	32
Gambar 4.8	<i>Confusion Matrix grid search</i>	32
Gambar 4.9	Hasil <i>epoch dan batch size</i> terbaik	33
Gambar 4.10	Hasil <i>parameter optimizer</i> terbaik	34
Gambar 4.11	<i>Training dan validation accuracy random search</i>	34
Gambar 4.12	<i>Training dan validation Loss random search</i>	35
Gambar 4.13	<i>Confusion Matrix random search</i>	36

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Ringkasan Penelitian Terkait	16
Tabel 2.2	Penelitian Terdahulu	18
Tabel 3.1	Perangkat Keras (Hardware)	20
Tabel 3.2	Perangkat Lunak (Software).....	20
Tabel 3.3	Data Training dan Data Testing	23
Tabel 3.4	Hyperparameter	23
Tabel 3.5	Kelas Positive dan Negative.....	24
Tabel 4.1	Hasil evaluasi Arsitektur Resnet-50.....	29
Tabel 4.2	Hasil evaluasi hyperparameter Grid Search	33
Tabel 4.3	Hasil evaluasi hyperparameter Random Search.....	36
Tabel 4.4	Penelitian Terdahulu	37





BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang.

Komoditas tanaman cabai cukup penting bagi masyarakat Indonesia, oleh karena itu, tak jarang cabai ini menjadi penyumbang inflasi perekonomian Indonesia (Permadi, 2018, Rosalina, 2020). Cabai merah (*Capsicum annum L*) adalah jenis sayuran yang nilai ekonominya tinggi dan sering disebut sebagai tanaman hortikultura (Indarwati, 2020). Tanaman cabai merah sangat penting dalam budidaya pertanian di Indonesia. Cabai merah biasanya menjadi bahan untuk pelengkap rasa pada makanan dan cabai ini juga memiliki nilai jual yang tinggi yang bisa membuat pendapatan para petani menjadi meningkat (Tanjung, 2018). Badan Pusat Statistik (BPS) melaporkan produk cabai merah besar nasional mencapai 1,36 juta ton pada 2021, meningkat 96,38 ribu ton (7,72%) dibanding tahun sebelumnya. Sentra penghasil cabai merah terbesar pada 2021 adalah Jawa Barat, Sumatra Utara, dan Jawa Tengah. Dikutip dari Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian, berdasarkan data yang diperoleh dari Kementerian Pertanian stok cabai pada desember 2022 sampai januari 2023 masih terbilang meningkat. Produksi cabai besar pada desember 2022 sebanyak 96.701 ton sedangkan kebutuhan hanya 83.054 ton. Dan pada januari 2023 produksi mencapai 101.088 ton sedangkan kebutuhan hanya 82.812 itu berarti surplus pada tahun 2023 mencapai 18.276 ton.

Tanaman cabai merah rentan sekali diserang oleh berbagai macam jenis penyakit yang dapat mengganggu pertumbuhan dan produksi tanaman (Zikra, 2021).

Tanaman cabai merah harus mendapatkan perhatian dan perawatan yang ekstra karena jika tidak ditangani dengan cepat maka akan terlambat panen dan akan terganggu pertumbuhannya (Pratiwi, 2018). Serangan hama dan penyakit adalah faktor dari yang lainnya yang menghambat kelancaran pada budidaya cabai (Mutmaini, 2018). Sudah banyak serangan organisme atau hama yang dapat menimbulkan penyakit pada tanaman cabai merah dan serangan ini juga dapat menghilangkan hasil panen antara 20% bahkan kalau terlalu parah 100% (Hodiyah, 2019). Ada juga faktor tingkat kesuburan tanah dan curah hujan yang tiada habisnya membuat kelembaban udara yang tinggi sehingga penyakit dan hama semakin meningkat perkembangan dalam penyebaran pada tanaman cabai (Anggraeni, 2022). Adapun berbagai penyakit yang menyerang para petani adalah bercak daun (*Frog Eyes*), kriting (*Leafcurl*) dan kuning pada daun (*yellowish*), ketiga jenis ini yang menjadi permasalahan semua para petani yang ada di Indonesia karena tiga penyakit tersebut membuat produksi pada buah cabai merah menjadi busuk .

Pada penelitian yang membahas klasifikasi penyakit pada tanaman cabai sudah banyak diteliti oleh para peneliti seperti (Akbari, 2019) yang membahas penyakit cabai menggunakan FKNN dengan akurasi 92%, (Indarwati, 2022) membahas penyakit cabai menggunakan sistem pakar dengan tingkat akurasinya 90,48%, (Hafidhoh, 2019) membahas penyakit cabai dengan menggunakan SVM dengan tingkat akurasi 83%, (ningrum, 2019) membahas penyakit tanaman cabai menggunakan *Prototyping* dengan tingkat akurasi 90%, (Zikra, 2021) membahas penyakit tanaman cabai dengan tingkat akurasi 95%

Berdasarkan beberapa pencapaian peneliti terdahulu mengenai klasifikasi penyakit pada tanaman cabai maka telah dilakukan berbagai macam cara dan metode dalam penyelesaian masalah, seperti metode *fuzzy K-Neares Neighbor*(FKNN) dengan menggunakan data numerik, sistem pakar dengan menggunakan data Huruf, metode *Support Vector Machine*(SVM) dengan menggunakan data numerik, metode *Protootyping* dengan menggunakan data gambar, metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* menggunakan data gambar. Beberapa tahun belakangan ini, perkembangan teknologi deep learning sudah menunjukkan potensi dalam mengatasi masalah klasifikasi visual. Termasuk juga dalam sektor pertanian. Oleh karena itu, dalam penelitian ini mencoba untuk melakukan tindak lanjut dengan memodelkan klasifikasi teknologi terkini dengan memanfaatkan metode *Deep Learning* dengan menggunakan arsitektur resnet yang mana arsitektur resnet ini efisien dalam mendeteksi sebuah pola gambar dan sering digunakan dalam *computer vision*. Pada *Deep Learning* sudah banyak dikembangkan oleh beberapa ahli seperti *VGG, GoogleNet, Inception, Xception, MobileNet, Swin Transfrom, Vision Transform, EfficienNet, Dan ResNet*.

ResNet ditemukan pada tahun 2015 oleh Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, dan Jian Sun. ResNet digunakan dalam melakukan konferensi *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Resnet merupakan jaringan syaraf yang klasik(Jalil, 2022). Bisa melatih jaringan syaraf memiliki 150 lebih lapisan. Kelebihan dalam Melatih Jaringan yang begitu Dalam (Wu, 2018), pada metode resnet ini telah banyak dimanfaatkan peneliti dalam menyelesaikan macam macam permasalahan pada saat ini seperti (Mausavi, 2019) hasil yang didapatkan gelombang CRED yang efisien dan handal,(Li, 2018) hasilnya sangat efisien

dalam mendeteksi gambar secara adaptif pada skala yang beda.(Wu, 2018) hasilnya mendapatkan representasi yang halus dan dapat mempertahankan tingkat akurasi 71,4%.

ResNet adalah sebuah network buatan dari CNN yang melakukan berbagai tugas dalam mengatasi vanish gradient pada arsitektur Resnet dan teknik ini mendapatkan izin untuk lebih dalam dapat dilatih dengan efektif(Wang, 2022, Zeng, 2019). Resnet diharapkan bisa menghasilkan akurasi yang baik(Ridhovan, 2022). Resnet juga menambahkan *identity mapping* atau *skip connection* pada jaringan CNN(Abdalla, 2022). Resnet memiliki 2 cabang pada setiap blok atau unitnya. Cabang pertama yang melakukan operasi konvolusi dan normalisasi sedangkan yang cabang kedua cabang shortcut yang memiliki fungsi untuk menghubungkan dari blok ke blok. Resnet juga menjadi arsitektur yang populer dan sering dipakai dalam penglihatan komputer atau *vision computer* dalam berbagai pengenalan seperti gambar dan deteksi objek. Resnet juga memecahkan masalah dalam menambahkan suatu cara dalam melompati berbagai *residual learning*.

Berdasarkan keunggulan arsitektur resnet dalam menyelesaikan permasalahan yang beragam kasus serta penelitian/identifikasi penyakit tanaman cabai belum memanfaatkan metode *Deep Learning* maka dari itu penelitian ini akan mencoba membangun model *Deep Learning* dalam menyelesaikan kasus klasifikasi pada tanaman cabai dengan judul “**Analisis Residual Network (ResNet) Untuk klasifikasi Jenis Penyakit Pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun**”.

1.2. Rumusan Masalah.

Berdasarkan penjelasan dari masalah yang telah di paparkan pada latar belakang, berikut ini merupakan rumusan masalah dalam penelitian yaitu:

Bagaimana menerapkan metode *Residual Network* (ResNet) dan mengklasifikasi jenis penyakit pada tanaman cabai.

1.3. Batasan Masalah.

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Laporan sistem yang dihasilkan berupa hasil klasifikasi penyakit tanaman cabai.
2. Adapun sumber data yang diperoleh pada penelitian ini diambil dari pertanian cabai di daerah Kecamatan Lima Puluh Pesisir berupa data jenis penyakit dan nilai bobot gejala terhadap identifikasi penyakit pada tanaman cabai.
3. Sistem dibangun dalam mengklasifikasi penyakit tanaman cabai dengan metode *Residual Network*.
4. Menggunakan kamera 8 MP Samsung Galaxy A32.
5. Gambar diambil dengan jarak 10 cm.

1.4. Tujuan Penelitian.

Adapun menjadi tujuan dalam penelitian adalah sebagai berikut :

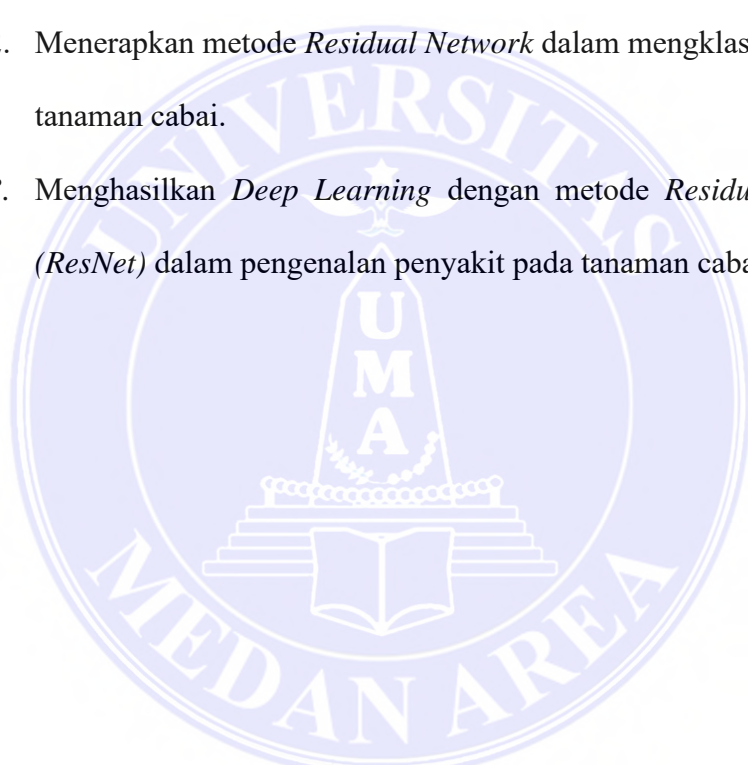
1. Mengklasifikasi penyakit tanaman cabai menggunakan citra daun.
2. Menerapkan metode *Residual Network* untuk mengklasifikasi penyakit pada tanaman cabai.

3. Menghasilkan sebuah *Deep learning* dengan metode *Residual Network* (*ResNet*) yang dapat membantu dalam pengenalan jenis penyakit pada tanaman cabai.

1.5. Manfaat Penelitian.

Adapun manfaat penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Memperkaya keilmuan terkait *Deep Learning* dalam mengklasifikasi penyakit pada tanaman cabai dengan citra daun.
2. Menerapkan metode *Residual Network* dalam mengklasifikasi penyakit tanaman cabai.
3. Menghasilkan *Deep Learning* dengan metode *Residual Network* (*ResNet*) dalam pengenalan penyakit pada tanaman cabai.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

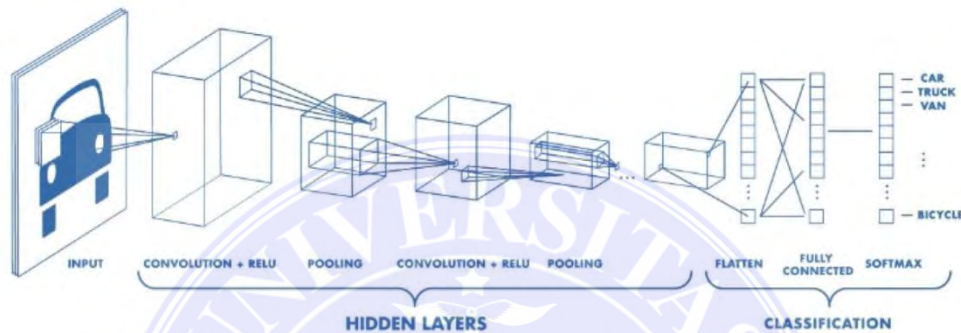
2.1. *Deep Learning*

Pada tahun 2006 *deep learning* dikenal dan penggunaan sudah diterapkan diberbagai bidang seperti pengenalan suara, pengenalan citra, bahasa, dll. *Deep learning* adalah bagian dari *machine learning*, *deep learning* ini terdiri dari banyak lapisan dalam bentuk tumpukan dan hadirnya *deep learning* ini membuat waktu menjadi efisien (Anshori, 2023) kemudian *deep learning* mempunyai kemampuan dalam memahami macam – macam data yang jumlah layernya yang banyak (Illahi, 2022). Berdasarkan kemampuannya dapat dibagi menjadi berbagai teori seperti *supervised learning* dan *unsupervised learning*. *Deep learning* ini dibentuk atau dirancang khusus agar bisa melakukan analisa seperti otak manusia dalam memutuskan dalam pengambilan keputusan (Peryanto, 2020, Rosalina, 2020) (Peryanto, 2019; Rosalina, 2020). Dari fakta yang ada dilapangan *deep learning* dapat membuktikan kemajuan yang begitu bagus dalam memahami sebuah data dan memanipulasi *images*, *language*, dan lainnya.

2.2. *Convolution Neural Network (CNN)*

Convolution neural network merupakan sebuah *perceptron multilayer* yang didesain khusus dalam mengidentifikasi dari informasi gambar dua dimensi (Suhardin, 2021). Memiliki banyak lapisan yaitu lapisan output, lapisan konvolusi, lapisan sampel dan lapisan keluaran. Pada CNN ini memiliki keuntungan dalam menghindari eksplisit ekstraksi fitur (Dzaky, 2021). Secara implisit untuk belajar pada latihan data bobot dari permukaan pemetaan fitur sama dengan *neuron*, Sehingga belajar jaringan secara paralel, kompleksitas jaringan

berkurang, dalam mengadopsi struktur sub-sampel bisa didasari ruang dan waktu sehingga dapat pencapaian tingkat ketahanan, skala, perpihanan (Anggraeni, 2022). Informasi inputan dan topologi dapat menjadi pasangan yang sangat baik dan memiliki keunggulan unik dalam pengenalan gambar ataupun suara (Febriana, 2020).

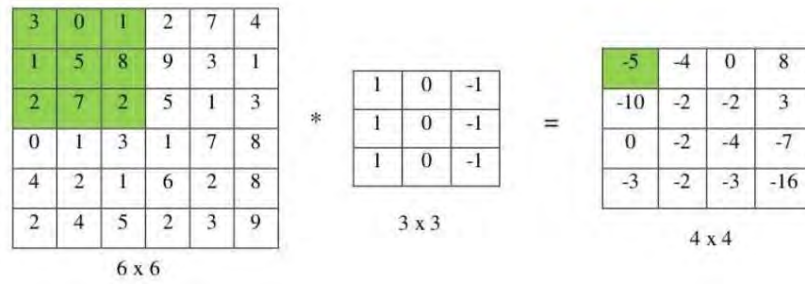


Gambar 2.1 Struktur Dasar CNN (Febriana, 2020)

Dalam pengembangan banyak arsitektur dari CNN yang banyak digunakan seperti *faster r-cnn, alexnet, vggnet, googlenet, resnet* dll. Secara umum ada 3 layer pada CNN, yaitu *convolution layers, pooling layers, dan fully connected layers*.

2.2.1 Convolution Layers

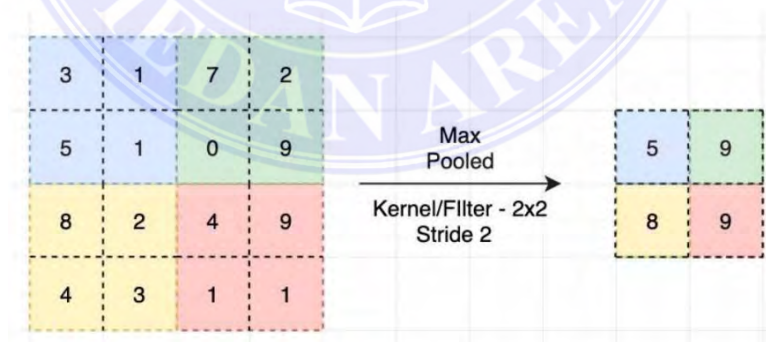
Convolution layers adalah bagian layer pada CNN merupakan inti dari sebuah sistem sebagai perhitungan terhadap pada lebar, tinggi, serta kedalaman pada gambar dan kernel. *Convolution layers* ini berfungsi untuk *filter* dan *feature map* dalam masukan gambar (Ristiawanto, 2021, Dzaky, 2021).



Gambar 2.2 Proses Convolution Layers(Dzaky, 2021)

2.2.2 Pooling layer

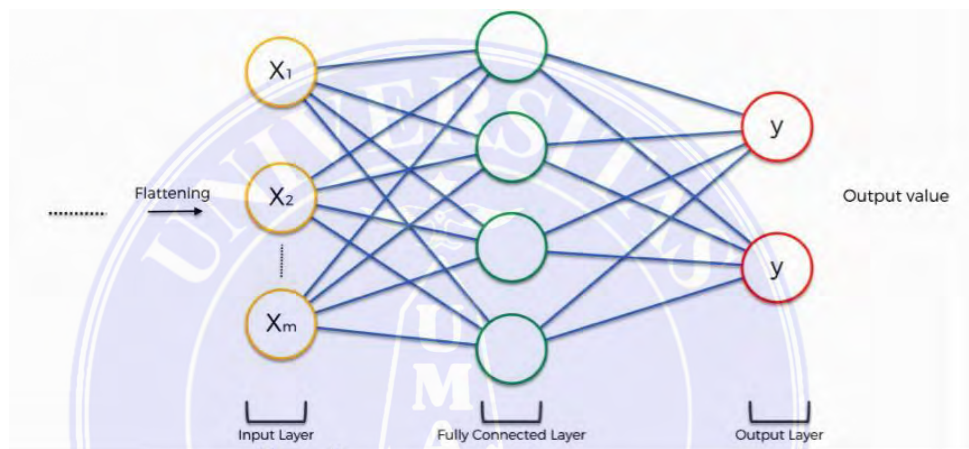
Pooling layer berguna dalam mengurangi ukuran spasial yang bertujuan pengurangan parameter dan komputasi, dan juga dapat menghindari kondisi *overfitting* karena model mempunyai akurasi yang tinggi dalam memprediksi data latih tetapi gagal dalam mengenali data yang di luar data latih. Ada banyak jenis pendekatan pooling sering digunakan *max pooling* dan *average pooling*, pada *max pooling* berfungsi untuk mengambil nilai maksimum pada bagian tertentu dan *average pooling* mengambil nilai rata – rata saja(Hariani, 2020).



Gambar 2.3 Proses Pooling Layer (Hariani, 2020)

2.2.3 Fully connected Layer

Fully connected layer adalah layer yang terdapat pada bagian terakhir. Setiap *neuron* terhubung dalam satu layer dengan layer yang sebelum atau sesudahnya. Layer ini sering digunakan sebagai *output layer* (*classifier*) dari arsitektur CNN (illahi, 2022, Anshori, 2022).

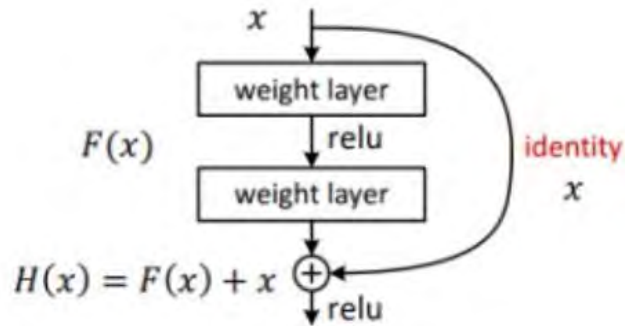


Gambar 2.4 Proses Fully Connected Layer (illahi, 2022)

2.3. Residual Network (ResNet)

Residual network adalah salah satu arsitektur dari *Convolution Neural Network (CNN)* diusulkan oleh He pada tahun 2015 tujuan arsitektur ini dibangun untuk mengatasi masalah dari *Deep Learning*, dalam pelatihan *deep learning* memakan banyak tenaga dan waktu juga lapisan yang jumlahnya terbatas. Maka dari itu, *deep learning* memberikan solusi dengan menggunakan *skip connection*. Kelebihan dari resnet ini adalah kinerja yang tidak menurun meskipun arsitekturnya semakin jauh kedalam dan semakin banyak digunakan (Zheng, 2019). ResNet ini juga memiliki perhitungan komputasi yang sangat ringan dalam melatih jaringan yang jauh lebih baik sehingga hasil dari pengujian tidak mengalami

penurunan(Oyewola, 2021). Pada resnet ini memiliki bermacam arsitektur berdasarkan jumlah dari layer yaitu 18,34,50,101,bahkan 152 layer(Anshori, 2023).



Gambar 2.5 3Blok ResNet (Anshori, 2023)

ResNet memiliki residual connection sebagai mekanismenya yang merupakan bentuk dari sebuah koneksi pada jaringan syaraf tiruan bertujuan menambah jalan pintas diantara 2 titik yang berbeda(Thiodorus , 2021).

layer name	34-layer	50-layer	101-layer
conv1	7 × 7,64, stride 2		
	3 × 3 max pool, stride 2		
conv2_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3,64 \\ 3 \times 3,64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,64 \\ 3 \times 3,64 \\ 1 \times 1,256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,64 \\ 3 \times 3,64 \\ 1 \times 1,256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3,128 \\ 3 \times 3,128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,128 \\ 3 \times 3,128 \\ 1 \times 1,512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,128 \\ 3 \times 3,128 \\ 1 \times 1,512 \end{bmatrix} \times 4$
conv4_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3,256 \\ 3 \times 3,256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,256 \\ 3 \times 3,256 \\ 1 \times 1,1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,256 \\ 3 \times 3,256 \\ 1 \times 1,1024 \end{bmatrix} \times 23$
conv5_x	$\begin{bmatrix} 3 \times 3,512 \\ 3 \times 3,512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,512 \\ 3 \times 3,512 \\ 1 \times 1,2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1,512 \\ 3 \times 3,512 \\ 1 \times 1,2048 \end{bmatrix} \times 3$
	average pool, 2048-d fc		

Gambar 2.6 Arsitektur Resnet (Ibrahim, 2022)

2.4. Hyperparameter Tuning

2.4.1. Grid Search

Grid search adalah metode yang berguna untuk pemodelan dalam mempelajari mesin atau (*mechine learning*) atau juga bisa untuk menentukan kombinasi dari *parameter* optimal dari suatu algoritma atau dari sebuah model (Nugraha, W, 2022). *Grid* yang artinya mengacu pada himpunan nilai yang untuk pada setiap parameternya akan dievaluasi (Anggoro, D. A., 2021). *Grid search* ini bekerja membangun serta mengevaluasi model pada setiap kombinasi *parameter* dalam *grid* tersebut setelah melakukan kombinasi parameter maka *grid search* akan memberikan hasil terbaik. Pada umumnya, tujuan utama adalah mencari kombinasi parameter yang memberikan kinerja terbaik untuk sebuah model. *Grid* membantu mengatasi tantangan optimal secara manual, dengan banyaknya jumlah parameter. Dapat secara otomatis mengevaluasi banyak kombinasi parameter dan model yang lebih baik (Turner, R., 2021).

2.4.2. Random Search

Random Search merupakan metode alternatif dalam mencari sebuah kombinasi parameter yang optimal dari pemodelan, *random search* ini sama dengan *grid search* (Nurhopipah, A.,2021). Keduanya bertujuan dalam kombinasi parameter yang mempunyai kinerja yang terbaik dalam pemodelan (Navon, D.,2022). Meskipun *random search* memiliki tujuan yang sama dengan *grid search* tetapi *random search* ini memiliki perbedaan dalam menentukan kombinasi yang optimal dengan cara melakukan secara acak jumlah kombinasi yang akan dievaluasi. Namun, walaupun melakukan kombinasi secara acak *random search* ini

memiliki keuntungan dalam efisiensi dibandingkan *grid search* yaitu pada kasus parameter yang ingin dioptimalkan cukup besar sehingga dengan cara mengacak maka hemat dalam waktu (Anggoro, D. A., 2021).

2.5. Tanaman Cabai

Tanaman Cabai (*capsicum*) adalah sebuah tanaman *hortikultura* yang mempunyai bentuk tegak berbatang kayu dengan tinggi 65 – 120 cm tanaman yang usia dewasa dan 50 – 90 cm lebar dari mahkota pada tanaman cabai (Zikra, 2021). Menurut (Tuhumury, 2018) tanaman cabai (*capsicum*) adalah jenis tanaman sayuran yang memiliki prospek sangat baik dikembangkan dan bisa dijadikan tanaman utama karena tanaman cabai memiliki nilai ekonomis cukup tinggi. Tanaman cabai dapat dipanen tidak hanya sekali melainkan bisa mencapai 15 – 17 kali panen dalam satu periode tanam. Dalam pembudidayaan tanaman cabai sangat mudah diserang penyakit, terutama pada saat musim hujan, tidak hanya itu, penyakit pada tanaman cabai juga bisa disebabkan oleh bakteri, jamur dan hama sebagai pengganggu pertumbuhan. Salah satu penyakit yang sering terjadi dalam produksi tanaman cabai di Indonesia adalah virus yang menyerang serta menyebar ke semua tanaman cabai sekitarnya virus tersebut adalah virus kuning dan kriting terdapat pada bagian daun cabai. Karena virus ini menular jadi tanaman mendapatkan berbagai macam pengaruh pada pertumbuhannya dan diakui sebagai masalah utama dalam penanaman cabai (Tuhumury, 2018).

Berikut adalah macam macam penyakit yang dapat menyerang cabai melalui pengamatan pada daun :

2.5.1 Penyakit kuning

Pada bagian ini terdapat dihelai daun yang mengalami *vein clearing* yang bermula dari pucuk daun berkembang menjadi warna kuning pada seluruh helai daun. Tulang daun yang menjadi tebal dan daun menggulung ke atas. Infeksi dari penyakit ini setiap daun akan berubah menjadi kecil dan berwarna kuning yang terang. Penyakit ini disebabkan oleh kutu kebul yang memengaruhi perkembangannya diakibatkan tanaman menjadi pendek dan pertumbuhan sangat lambat sehingga tanaman tidak memproduksi buah yang bagus(Dzaky, 2021) seperti pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Daun Kuning

2.5.2 Penyakit bercak daun

Pada penyakit ini kerusakan terdapat pada daun batang dan akar, penyakit ini adalah terdapat bercak disetiap helai daun yang berwarna coklat dan kering, ukuran bercak pada daun bisa sekitar 2.54 cm . Bercak daun bisa menyebabkan daun pada tanaman cabai menjadi berlubang dan warna yang tidak hijau tua bisa jadi warna kuning(Zikra, 2021) seperti pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8 Daun Bercak

2.5.3 Penyakit Keriting

Pada penyakit ini daun cabai mengalami kriting yang disebabkan dari organisme pengganggu tanaman (OPT) berbentuk semacam kutu yang berada diatas daun. Gejala yang ditimbulkan adalah warna daun diantara hijau tua dan hijau muda Pada umumnya daun akan kriting dibagian tepi daun yang menggulung ke bagian dalam sehingga terlihat menjadi cekung kriting dan kadang juga memanjang (Anggraeni, 2022).



Gambar 2.9 Daun Kriting

2.5. Penelitian Terkait

Untuk melakukan penelitian harus adanya sebuah acuan dari penelitian sebelumnya agar bisa diketahui kontribusi apa saja yang dari penelitian tersebut. Berikut penelitian penelitian terdahulu yang terkait pada penelitian penulis.

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terkait

No.	Referensi	Metode	Jenis Data	Kelebihan	Akurasi
1.	(Akbari, 2019)	<i>Fuzzy K-Neares Neighbor (FKNN)</i>	Numerik	Menghitung jarak antara data latih dan data uji.	92%
2.	(Indrawati, 2022)	Sistem Pakar	Huruf	Mengidentifikasi masalah dengan cara mengajukan pertanyaan tentang segala macam penyakit. Memilih penyakit dengan bobot nilai yang tinggi.	90,48%

3.	(Hafidhoh, 2022)	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	Numerik	Mengidentifikasi dengan hasil dari kernel polynomial dimana mendapatkan akurasi yang lebih tinggi. Penggunaan jarak piksel pada kernel polynomial.	83%
4.	(Ningrum, 2019)	<i>Prototyping</i>	Gambar	Melakukan pengujian dengan metode blackbox.	90%
5.	(Zikra, 2021)	<i>Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan SVM</i>	Gambar	Melakukan pengujian dengan menggunakan parameter 3 ciri yaitu kontras, korelasi, dan energi.	95%

Berikut tabel dari penelitian terdahulu yang terkait pada penulisan :

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

No.	Referensi	Temuan
1.	(Akbari, 2019)	FK-NN dapat diimplementasikan untuk diagnosis penyakit pada tanaman cabai dengan beberapa tahap yaitu menghitung jarak antara data latih dengan data uji, mengambil jarak terkecil antara data latih dengan data uji sebanyak K, Fuzzifikasi dan Defuzzifikasi, Kelas dengan nilai defuzzifikasi tertinggi yang dijadikan sebagai kelas untuk hasil klasifikasi.
2.	(Indrawati, 2022)	hasil yang didapatkan adalah nilai akurasi sebesar 90.48% di mana ini membuktikan jika sistem sudah berjalan dengan baik dalam mengidentifikasi masalah pada penyakit cabai.
3.	(Hafidhoh, 2022)	Hasil dari kernel polynomial rata - rata mempunyai tingkat akurasi data yang lebih tinggi dibanding dengan Kernel Gaussian. Dari kernel Polynomial pun piksel dengan keberhasilan akurasi tertinggi terdapat pada piksel 1. Hal ini dapat menunjukkan bahwa dengan menggunakan jarak piksel 1 pada kernel Polynomial

		yang paling baik dalam mengklasifikasikan citra dengan akurasi 83%.
4.	Ningrum, 2019	Hasil klasifikasi penyakit pada citra daun tanaman cabai yang terjangkit dapat menunjukkan penyebabnya dari jamur atau bakteri, sehingga dapat membantu petani cabai untuk menentukan penanganan yang sesuai pula. Hasil pengujian dengan metode blackbox testing menunjukkan fitur dalam prototype aplikasi telah berjalan dengan baik.
5.	Zikra, 2021	Pengujian dilakukan dengan menggunakan 400 citra yang terdiri dari 4 kelas dengan masing-masing kelas memiliki 100 citra. Berdasarkan Gambar 9, didapatkan tingkat akurasi sebesar 95% pada saat parameter 3 ciri (kontras, korelasi dan energi) dan 4 ciri (kontras, Korelasi, Energi, dan Homogeniti), jenis kernel polynomial dan multiclass OAO (One Against One). Sedangkan akurasi terkecil adalah 40 % dengan parameter 1 ciri (kontras), jenis kernel polynomial dan multiclass OAA (One Against All) dan jenis kernellinear dan multiclass OAO (One Against One). Sehingga dapat disimpulkan bahwa semakin banyak data latih maka akan semakin tinggi hasil akurasi yang didapatkan oleh sistem.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Spesifikasi Perangkat.

Berikut ini merupakan perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan selama melakukan penelitian ini :

3.1.1 Perangkat Keras (*Hardware*)

Tabel 3.1 Perangkat Keras (*Hardware*)

No.	Hardware	Spesifikasi
1.	Perangkat	Laptop HP 14s-dk015BAU
2.	Processor	AMD Ryzen 5 3500U with Radeon Vega Mobile Gfx (8 CPUs), ~ 2.1 GHz
3.	Monitor	14 Inch
4.	Ram	8.0 B + 4.00 GB

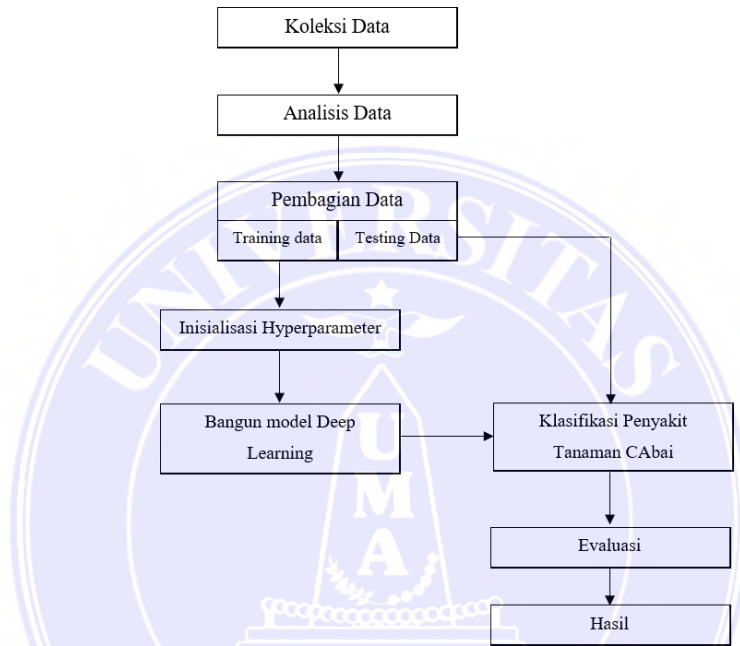
3.1.2 Perangkat Lunak (*Software*)

Tabel 3.2 Perangkat lunak (*Software*)

No.	Software	Spesifikasi
1.	OS	Windows 11 Home Single Language 64-bit
2.	Tools	Jupyter Notebook
3.	Bahasa Pemograman	Python

3.2 Metode Penelitian

Dalam analisis arsitektur *Residual network* untuk klasifikasi jenis penyakit pada tanaman cabai akan dibuat beberapa tahapan dalam bentuk diagram alur guna mempermudah dalam penyusunan penelitian ini dapat dilihat dari gambar 3.1 sebagai berikut :



Gambar 3.1 kerangka kerja Penelitian

Pada Gambar 3.1 koleksi data yang sudah di dapatkan melalui foto langsung pada tanaman cabai sebagai data primer kemudian dilakukan analisis data lalu data tersebut dibagi menjadi 2 data *training* dan data *testing*. Data *training* bertujuan untuk komputer dapat memahani dan mengenali objek. Kemudian lakukan inisialisasi parameter dengan hasil yang baik dalam klasifikasi pada data *training*, lalu membangun model *deep learning*. Tahap evaluasi mulai untuk menghitung dan mengukur tingkat keberhasilan dengan ukuran pola yang mendekati pada pola *training* maka hasil dari klasifikasi berupa jenis penyakit pada daun cabai. Data *testing* langsung dilakukan pada tahap klasifikasi dan tahap akhir mengetahui hasil

dari klasifikasi pada data *training* dan data *testing*.

3.3 Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini data masukan diperoleh dari citra yang diambil dari ladang para petani tanaman cabai yang dilakukan di Desa Titi Merah, Batubara. Pada pengambilan data ini dilakukan secara langsung dengan cara menggambar dengan camera 8 MP pada OS Android Samsung A32. Gambar yang diambil dengan jarak sekitar 10 cm dengan fokus dekat dengan daun pada tanaman cabai, pencahayaan di siang hari kemudian hasil dari gambar disimpan dalam bentuk JPG. Kemudian dalam pengujian ini digunakan kelas diantaranya kelas positif dan negatif. Dan menggunakan studi literatur untuk mendukung pada penelitian ini.

3.4 Analisis Data

Sampel gambar yang digunakan dalam model uji coba sebanyak 3000 sampel model evaluasi yang digunakan sebagai penelitian ini membagi data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Kemudian lakukan *crop* pada sampel agar foto fokus ke daun sebagai objek utama, setelah itu lakukan *resize* pada sampel agar dalam proses training tidak begitu berat atau lama. Data yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 70% dan sampel data *testing*nya sebanyak 30%.

Berikut lampiran sampel Penyakit tanaman cabai :

Tabel 3.3 Data *Training* Dan Data *Testing*

No.	Kelas	Dataset	
		<i>Training</i> (70%)	<i>Testing</i> (30%)
1.	Penyakit Kuning	700	300
2.	Penyakit Bercak daun	700	300
3.	Penyakit keriting	700	300

3.5 Hyperparameter

Tabel 3.4 Hyperparameter

No.	Parameter	Grid Search	Random Search
1.	Epoch	50	20
2.	Batch	100	64
3.	Optimizer	RMSprop	Adamax

3.6 Metode Evaluasi

3.6.1 Parameter Performansi

Parameter performansi memiliki kegunaan untuk menjadi tolak ukur dari penilaian kinerja dan kualitas sistem yang dibuat dan juga memiliki fungsi untuk mengetahui sistem sudah mampu mempelajari data setiap kelasnya. Untuk mengetahui kualitas dari sistem bisa dilihat dari nilai *confusion matrix* ini bertujuan untuk menganalisis tingkat akurasi, *recall*, presisi, *F1-score*, dan *F2-score*.

1. *Confusion Matrix*

Confusion Matrix adalah parameter yang digunakan untuk mengevaluasi kualitas dan kerja dari model yang ada. Nilai dari *confusion* ini menghitung akurasi, presisi, *recall* dan *F1-score*, *F1-score*.

Tabel 3.5 Kelas Positive dan Negative

Confusion Matrix		Kelas aktual	
		positif	Negatif
Kelas	Positif	TP	FP
Prediksi	Negatif	FN	TN

Keterangan :

True Positive (TP) : Data hasil aktual positif, mengidentifikasi dengan benar positif

True Negative(TN) : data hasil aktual negatif, mengidentifikasi dengan benar negatif

False Positive (FP) : data hasil aktual negatif, salah mengidentifikasi dengan positif

False Negative (FN) : data hasil aktual positif, salah mengidentifikasi dengan negatif

2. Akurasi.

Akurasi adalah parameter untuk perbandingan kelas yang diprediksi benar dengan total seluruh data yang digunakan. Akurasi ini berfungsi untuk mengetahui efektifitas dari kelas dalam klasifikasi. Menghitung nilai akurasi rumusnya sebagai berikut :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots 3.1$$

3. Presisi

Presisi adalah parameter dalam menentukan sebuah nilai ketepatan informasi yang di minta oleh user dan hasil yang diberikan oleh sistem yang telah dibuat dan presisi ini memberikan hasil berdasarkan persen. Bagaimana klasifikasi kelas yang benar terhadap data prediksi benar. Rumus menghitung persen sebagai berikut :

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots 3.2$$



4. Recall

Recall adalah parameter untuk mengidentifikasi nilai positif dan di lakukan perbandingan total data benar terprediksi positif. Kalau semakin tinggi nilai positif makanya tinggi pula nilai *Recall*. Rumus mencari Recall sebagai berikut :

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} \dots\dots\dots 3.3$$

5. F1-Score

F1-Score adalah nilai rata -rata presisi dan *Recall*. Rumus menghitungnya sebagai berikut :

$$F1 = 2 \cdot \frac{Presisi \cdot Recall}{Presisi+Recall} = \frac{2TP}{TP+1/2(FP+FN)} \dots\dots\dots 3.4$$

6. F2-Score

F2-score merupakan ukuran dari evaluasi klasifikasi biner yang berguna untuk kinerja model dengan timbangan presisi atau recall dengan cara memperkuat bobotnya. *F2-score* ini biasanya digunakan dalam kasus kasus FN dan FP, *F2-score* ini bisa dihitung dengan confusion matrix. Rumusnya sebagai berikut : ²

$$F2 - Score = (1 + \beta^2) \times \frac{Presisi \times Recall}{(\beta^2 \times Presisi) + Recall} \dots\dots\dots 3.5$$

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari hasil uji dari klasifikasi jenis penyakit pada tanaman cabai dengan menggunakan arsitektur ResNet adalah sebagai berikut:

1. Dalam penerapan metode CNN (*Convolution Neural Network*) dengan arsitektur resnet menghasilkan tingkat performa cukup baik terhadap seluruh dataset sehingga dapat menghasilkan klasifikasi jenis penyakit pada daun cabai cukup akurat.
2. Berdasarkan hasil *training* yang berbasis *grid search* dan *random search* yang telah diuji. Maka diperoleh *hyperparameter* terbaik di masing masing versi *grid search* maupun *random search* dengan tingkat akurasi 94%.
3. Hasil akurasi dari model di uji dengan menggunakan data *testing* masing masing kelas memiliki 100 citra . maka didapatkan hasil akurasi sebesar 94% dengan nilai presisi 31% ,*recall* 30%, *F1-score* 30% dan *F2-score* 30%

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat penulis berikan dalam pengembangan selanjutnya adalah sebagai berikut :

1. Dapat melakukan eksperimen dengan modifikasi *hyperparameter* selain *epoch*, *batch size*, *optimizer* , *learning rate*, *momentum* dan fungsi aktivasi terhadap arsitektur yang digunakan. Untuk bisa mendapatkan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

2. Penulis menyarankan spesifikasi perangkat yang tinggi dengan jumlah data yang lebih banyak lagi dan menggunakan *Graphics Processing Unit* (GPU) untuk mempercepat proses training.



DAFTAR PUSTAKA

- Abdalla, H. B., Ahmed, A. M., Zeebaree, S. R., Alkhayyat, A., & Ihnaini, B. (2022). Rider weed deep residual network-based incremental model for text classification using multidimensional features and MapReduce. *PeerJ Computer Science*, 8, e937.
- Anggoro, D. A., & Mukti, S. S. (2021). Performance Comparison of Grid Search and Random Search Methods for Hyperparameter Tuning in Extreme Gradient Boosting Algorithm to Predict Chronic Kidney Failure. *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, 14(6).
- Anggraeni, D. S., Widayana, A., Rahayu, P. D., & Rozikin, C. (2022). Metode Algoritma Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, 7(1), 73-78.
- Anshori, R. B., Fauzi, H., & Siadari, T. S. (2023). Klasifikasi Citra Kanker Serviks Menggunakan Deep Residual Network. *eProceedings of Engineering*, 9(6).
- Dzaky, A. T. R., & Al Maki, W. F. (2021). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *eProceedings of Engineering*, 8(2).
- Erwandi, R., & Suyanto, S. (2020). Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Residual Neural Network. *Indonesia Journal on Computing (Indo-JC)*, 5(1), 45-52.
- FEBRIANA, B. (2020). *TA: Identifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Resnet 50 Dilated Convolution Neural Network* (Doctoral dissertation, Institut Teknologi Nasional Bandung).
- Hariyani, Y. S., Hadiyoso, S., & Siadari, T. S. (2020). Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 8(2), 443.
- Hodiyah, I., Hartini, E., & Amilin, A. (2019). Efikasi pestisida nabati dalam pengendalian penyakit antraknosa pada tanaman cabai (*Capsicum annum L.*). *Jurnal Agroekoteknologi*, 11(2), 189-199.
- Ibrahim, N. U. R., LESTARY, G. A., HANAFI, F. S., SALEH, K., PRATIWI, N. K. C., HAQ, M. S., & MASTUR, A. I. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk

- Daun Teh menggunakan Metode Convolutional NeuralNetwork. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(1), 162.
- Illahi, P. P., Fauzi, H., & Siadari, T. S. (2022). Klasifikasi Penyakit Pneumonia Dan Covid-19 Berbasis Citra X-ray Menggunakan Arsitektur Deep Residual Network. *eProceedings of Engineering*, 9(4).
- Indarwati, S. A., & Susilawati, I. (2022). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah Menggunakan Metode Certainty Factor Dan Weighted Berbasis Web. *Journal Of Information System And Artificial Intelligence*, 2(2), 56-63.
- Jalil, A. J., & Reda, N. M. (2022). Infrared Thermal Image Gender Classifier Based on the Deep ResNet Model. *Advances in Human-Computer Interaction*, 2022.
- Li, J., Fang, F., Mei, K., & Zhang, G. (2018). Multi-scale residual network for image super-resolution. In *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)* (pp. 517-532).
- Mousavi, S. M., Zhu, W., Sheng, Y., & Beroza, G. C. (2019). CRED: A deep residual network of convolutional and recurrent units for earthquake signal detection. *Scientific reports*, 9(1), 1-14.
- Mutmaini, L. F. (2018). *Pengaruh Interval Pemberian Dengan Berbagai Pestisida Nabati Terhadap Hama Tanaman Cabai Rawit (Capsicum Frutescens L.)* (Doctoral dissertation, Universitas Islam Riau).
- Navon, D., & Bronstein, A. M. (2022). Random Search Hyper-Parameter Tuning: Expected Improvement Estimation and the Corresponding Lower Bound. *arXiv preprint arXiv:2208.08170*.
- Nugraha, W., & Sasongko, A. (2022). Hyperparameter Tuning on Classification Algorithm with Grid Search. *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, 11(2), 391-401.
- Nurhopipah, A., & Larasati, N. A. (2021). CNN hyperparameter optimization using random grid coarse-to-fine search for face classification. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 19-26.
- Oyewola, D. O., Dada, E. G., Misra, S., & Damaševičius, R. (2021). Detecting cassava mosaic disease using a deep residual convolutional neural network with distinct block processing. *PeerJ Computer Science*, 7, e352.

- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network. *Format J. Ilm. Tek. Inform*, 8(2), 138.
- Permadi, J., & Harjoko, A. (2018). Identifikasi Penyakit Cabai Berdasarkan Gejala Bercak Daun dan Penampakan Conidia Menggunakan Probabilistic Neural Network. *SEMNASKIT 2015*.
- Puspitasari, A. M., Ratnawati, D. E., & Widodo, A. W. (2018). Klasifikasi penyakit gigi dan mulut menggunakan metode Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548, 964X.
- Pratiwi, A. E. N. (2018). Sistem Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah Dengan Metode Backward Chaining (Studi Kasus: Petani Cabai Merah Desa Grobongan Kabupaten Madiun).
- Ridhovan, A., & Suharso, A. (2022). Penerapan metode residual network (RESNET) dalam klasifikasi penyakit pada daun gandum. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 7(1), 58-65.
- Ristiawanto, S. P., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2021). Pengenalan ekspresi wajah berbasis convolutional neural network menggunakan arsitektur residual network-50. *eProceedings of Engineering*, 8(5).
- Rosalina, R., & Wijaya, A. (2020). Pendeteksian Penyakit pada Daun Cabai dengan Menggunakan Metode Deep Learning. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(3).
- Saputra, F. B., Kallista, M., & Setianingsih, C. (2023). Deteksi Social Distancing Dan Penggunaan Masker Di Restoran Menggunakan Algoritma Residual Network (RESNET). *eProceedings of Engineering*, 10(1).
- Suhardin, I., Patombongi, A., & Islah, A. M. (2021). Mengidentifikasi Jenis Tanaman Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Simtek: jurnal sistem informasi dan teknik komputer*, 6(2), 100-108.
- Syarif, A. K. (2021). *Sistem Klasifikasi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode Deep Learning dengan Library TensorFlow Lite* (Doctoral dissertation, Universitas Hasanuddin).
- Tanjung, M. Y., Kristalisasi, E. N., & Yuniasih, B. (2018). Keanekaragaman Hamadan Penyakit Pada Tanaman Cabai Merah (*Capsicum annum* L) Pada Daerah Pesisir

dan Dataran Rendah. *Jurnal Agromast*, 3(1).

Thiodorus, G., Prasetya, A., Ardhani, L. A., & Yudistira, N. (2021). Klasifikasi citra makanan/non makanan menggunakan metode Transfer Learning dengan model Residual Network. *Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 11(2),74-83.

Tuhumury, G. N. C., & Amanupunyo, H. R. (2018). Kerusakan tanaman cabai akibat penyakit virus di Desa Waimital Kecamatan Kairatu. *Agrologia*, 2(1).

Turner, R., Eriksson, D., McCourt, M., Kiili, J., Laaksonen, E., Xu, Z., & Guyon, I. (2021, August). Bayesian optimization is superior to random search for machinelearning hyperparameter tuning: Analysis of the black-box optimization challenge 2020. In *NeurIPS 2020 Competition and Demonstration Track* (pp. 3-26). PMLR.

Wang, F., & Ying, Y. (2022). Evaluation of students' innovation and entrepreneurship ability based on resnet network. *Mobile Information Systems*, 2022.

Wu, Z., Nagarajan, T., Kumar, A., Rennie, S., Davis, L. S., Grauman, K., & Feris, R. (2018). Blockdrop: Dynamic inference paths in residual networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 8817-8826).

Zheng, S., Rahmat, R. W. O., Khalid, F., & Nasharuddin, N. A. (2019). 3D texture-based face recognition system using fine-tuned deep residual networks. *PeerJ Computer Science*, 5, e236.

Zikra, F., Usman, K., & Patmasari, R. (2021, September). Deteksi Penyakit Cabai Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine. In *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya* (Vol. 1, pp. 105-113).

LAMPIRAN

Lampiran Turnitin

turnitin Similarity Report ID: oid:29477:39496709

PAPER NAME	AUTHOR
turnitin skripsi azwan.docx	Muhammad Azwan


WORD COUNT	CHARACTER COUNT
4663 Words	28871 Characters

PAGE COUNT	FILE SIZE
40 Pages	2.5MB

SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Jul 24, 2023 8:27 AM GMT+7	Jul 24, 2023 8:27 AM GMT+7

- **20% Overall Similarity**
The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.
 - 19% Internet database
 - 3% Publications database
 - Crossref database
 - Crossref Posted Content database
 - 7% Submitted Works database
- **Excluded from Similarity Report**
 - Small Matches (Less than 10 words)

Lampiran SK Pembimbing



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Koliem Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 ☎ (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax: (061) 7366898 Medan 20223
Kampus II : Jalan Seiabadi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, ☎ (061) 8225602, Fax: (061) 8226331 Medan 20122
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 265/FT.6/01.10/IV/2023 1 April 2023
Lamp : -
Hal : **Pembimbing Tugas Akhir**

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
Muhathir, ST, M. Kom
di
Tempat

Dengan hormat, sehubungan telah dipenuhinya persyaratan untuk memperoleh Tugas Akhir dari mahasiswa atas :

Nama : Muhammad Azwan
N P M : 198160032
Jurusan : Teknik Informatika

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :


Muhathir, ST, M. Kom (Sebagai Pembimbing)


Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

"Analisis Residual Network (ResNet) untuk Klasifikasi Jenis Penyakit pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun".



SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.



Dekan,

Dr. Rahmad Fyiah, S. Kom, M.Kom

Lampiran Surat Pengantar Riset

	UNIVERSITAS MEDAN AREA FAKULTAS TEKNIK									
Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 (061) 736678, 7360169, 7364348, 7366781, Fax. (061) 7366898 Medan 20223 Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122 Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medanama@uma.ac.id										
Nomor	: 394 /FT.6/01.10/V/2023	29 Mei 2023								
Lamp	: -									
H a l	: Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir									
Yth. Pimpinan Kelompok Tani Mekar Indah Desa Titi Merah Desa Titi Merah Kec. Lima Puluh Pesisir Di Batu Bara										
Dengan hormat, Kami mohon kesediaan Bapak/Ibu berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :										
<table border="1"><thead><tr><th>NO</th><th>N A M A</th><th>N P M</th><th>PRODI</th></tr></thead><tbody><tr><td>1</td><td>Muhammad Azwan</td><td>198160032</td><td>Teknik Informatika</td></tr></tbody></table>	NO	N A M A	N P M	PRODI	1	Muhammad Azwan	198160032	Teknik Informatika		
NO	N A M A	N P M	PRODI							
1	Muhammad Azwan	198160032	Teknik Informatika							
Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir pada perusahaan/Instansi yang Bapak/Ibu Pimpin.										
Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan ilmiah dan Skripsi yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul penelitian :										
Analisis <i>Residual Network (ResNet)</i> untuk Klasifikasi Jenis Penyakit pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun										
Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.										
		 Dr. Rahmad Syah, S. Kom, M. Kom								
Tembusan : 1. Ka. BAMAI 2. Mahasiswa 3. File										

Lampiran Surat selesai Riset

	KELOMPOK TANI "MEKAR INDAH" DESA TITI MERAH KEC. LIMA PULUH PESISIR KAB. BATUBARA								
Hal : Surat Selesai Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir.	02 Juli 2023								
Kepada Yth : Bapak/Ibu Dekan, Dr. Rahmad Syah, S.kom, M.kom									
Dengan Hormat, berdasarkan Surat Nomor : 394/FT.6/01.10/V/2023 Tanggal 29 Mei 2023 perihal Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir :									
<table border="1"><thead><tr><th>No.</th><th>Nama</th><th>NPM</th><th>Prodi</th></tr></thead><tbody><tr><td>1.</td><td>Muhammad Azwan</td><td>198160032</td><td>Teknik Informatika</td></tr></tbody></table>	No.	Nama	NPM	Prodi	1.	Muhammad Azwan	198160032	Teknik Informatika	
No.	Nama	NPM	Prodi						
1.	Muhammad Azwan	198160032	Teknik Informatika						
Menyatakan benar telah melaksanakan dan menyelesaikan Penelitian dan Pengambilan Data dengan judul : " Analisis Residual Network (ResNet) Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Tanaman Cabai Melalui Citra Daun " di wilayah Pertanian Cabai Desa Titi merah Kec. Lima Puluh Pesisir Kab. Batubara.									
Demikian surat keterangan ini di buat dengan sebenarnya untuk dapat di pergunakan sebagaimana semestinya.									
	Titi Merah, 02 Juli 2023 Ketua Kelompok Tani 								

Lampiran Source Code

```
# Membangun model ResNet-50
base_model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=input_shape)
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(1024, activation='relu')(x)
x = BatchNormalization()(x)
predictions = Dense(num_classes, activation='softmax')(x)

model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False
optimizer = RMSprop(learning_rate=0.001, momentum=0.2)
model.compile(optimizer=optimizer, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
checkpoint = ModelCheckpoint("best_model.h5", monitor='val_accuracy', save_best_only=True,
mode='max')
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // batch_size,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=validation_generator.samples // batch_size,
    callbacks=[checkpoint]
)
test_loss, test_accuracy = model.evaluate(
    test_generator
)

print('Test Loss:', test_loss)
print(f'Test accuracy: {test_accuracy*100:.2f}%")
# Membaca nilai accuracy dan loss dari history
train_accuracy = history.history['accuracy']
train_loss = history.history['loss']
plt.figure(figsize=(12, 6))
```