

**KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO
MENGUNAKAN METODE FASTER REGION
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

MONANG LIMBONG

191402082



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

MEDAN

2024

**KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO MENGGUNAKAN
METODE FASTER REGION CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

**Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah
Sarjana Teknologi Informasi**

MONANG LIMBONG

191402082



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**

MEDAN

2024

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO
MENGUNAKAN METODE FASTER
REGION CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(FASTER R-CNN)

Kategori : SKRIPSI

Nama : MONANG LIMBONG

Nomor Induk Mahasiswa : 191402082

Program Studi : SARJANA (S1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI

Medan, 14 Juni 2024

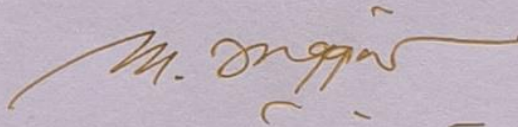
Komisi Pembimbing :

Pembimbing 2



Annisa Fadhillah Pulungan
S.Kom., M.Kom
NIP. 199308092020012001

Pembimbing 1



Dr. Muhammad Anggia Muchtar
S.T., MM.IT.
NIP. 198001102008011010

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Ketua,




Eddy Arisandi S.T., M.Kom.
NIP. 197908312009121002

PERNYATAAN**KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO MENGGUNAKAN
METODE FASTER REGION CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK****SKRIPSI**

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 14 Juni 2024



Monang Limbong

NIM. 191402082

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Kuasa atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi sebagai salah satu syarat kelulusan program Sarjana dan memperoleh gelar Sarjana Komputer pada program studi S1 Teknologi Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Penulis skripsi juga mengucapkan terima kasih kepada semua pihak atas dukungan, bantuan, serta doa yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. Sehubungan dengan itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Tuhan Yesus Kristus yang selalu memberikan rahmat, kekuatan, kesempatan serta berkat yang melimpah sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
2. Keluarga penulis, Bapak Lamhot Limbong dan Ibu Tiadan Sitinjak, yang selalu mendukung dan mendoakan serta memberikan nasihat, dorongan dan semangat dalam proses perkuliahan dan penyelesaian skripsi, begitu juga dengan abang penulis Sandos D.M Limbong dan Iputra S.A Limbong, kakak ipar penulis Danche Sitorus, kakak penulis Nengsih I.M.D Limbong, S.E, serta adik penulis yang terkasih Farida M Limbong yang senantiasa memberikan doa dan dukungan serta menjadi tempat penulis untuk bercerita dan berkeluh kesah selama penulisan skripsi.
3. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, M.Sc selaku Dekan Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara.
4. Bapak Dedy Arisandi, S.Kom., M.Kom. selaku Ketua program studi Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
5. Bapak Dr. Muhammad Anggia Muchtar S.T., M.IT. dan Ibu Annisa Fadhillah Pulungan S.Kom., M.Kom, selaku dosen pembimbing 1 dan 2 penulis yang telah bersedia menjadi membimbing penulis serta senantiasa memberikan kritik, saran, dan motivasi kepada penulis.

6. Seluruh Dosen, Staff dan Pegawai Program Studi S1 Teknologi Informasi yang telah memberikan manfaat bagi penulis serta membantu proses perkuliahan penulis.
7. Kepada Cosmas Naibaho dan David Saragih yang sudah memberikan banyak bantuan dan semangat kepada penulis.
8. Teman teman seangkatan penulis Grace Ogestin Pasaribu, Sheren Alvionita Siahaan, Brian Tarihoran, Ricky Martin Purba, Timothy Agalliasis Ginting, Jhuan Sitorus, Vincent Sirait, Anri Anugerah Marpaung, Josua Ronaldo Pandiangan, Daniel Situmeang, Gemilang Sibarani, Christoper Manurung, Geylvedra Panggabean, Anggi Yohannes Pardede, Tomy Tambunan, Samuel Malau, dan Sebastian Sitorus yang selalu memberi warna, pengalaman, serta pelajaran mulai dari masa perkuliahan hingga sampai dengan selesainya skripsi ini.
9. Teman-teman angkatan 2019 selaku teman seperjuangan penulis dalam menyelesaikan perkuliahan.
10. Kepada Trifaliyoka Gusrul MR selaku teman dan junior terbaik di Teknologi Informasi yang memberikan bantuan dan semangat kepada penulis.
11. Kepada senior dan junior lainnya yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan dukungan dan saran dalam masa perkuliahan serta dalam proses penulisan tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih memiliki kekurangan. Oleh sebab itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang dapat membangun demi penyempurnaan skripsi ini.

Medan, 14 Juni 2024

Penulis,



Monang Limbong

191402082

ABSTRAK

Kakao (*Theobroma cacao L.*) adalah tanaman yang bersifat tahunan (*perennial*) yang berwujud pohon dan berasal dari Amerika Selatan. Dari biji tanaman ini, biasanya dimanfaatkan menjadi sebuah produk olahan yang sering kita konsumsi dan dikenal dengan nama cokelat. Indonesia merupakan negara penghasil dan pengeksport kakao terbesar ke-3 dunia setelah Pantai Gading dan Ghana. Salah satu parameter dari kualitas buah kakao yang baik adalah tidak adanya penyakit yang menempel pada buah kakao. Sementara, petani kakao sering menghadapi masalah terhadap adanya hama atau penyakit yang menyerang tanaman kakao. Pada penelitian (Malik, 2021), jenis-jenis penyakit pada buah kakao dapat berupa busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis sp*) dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*). Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi penyakit pada buah kakao dengan melihat warna pada buah kakao. Jenis penyakit yang dapat diklasifikasikan pada penelitian ini berupa busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis sp*) dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*). Adapun, data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 1000 data yang kemudian dibagi menjadi 800 data latih, 100 data validasi, dan 100 data uji. Setelah dilakukan pengujian, penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 95%.

Kata Kunci : Kakao, Penyakit Kakao, Citra Digital, *Faster RCNN*

***CLASSIFICATION OF CACAO DISEASES USING FASTER REGION
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK***

ABSTRACT

Cocoa (*Theobroma cacao* L.) is a perennial plant in the form of a tree that originates from South America. From the seeds of this plant, it is typically processed into a consumable product commonly known as chocolate. Indonesia is the world's 3rd largest cocoa producer and exporter after Côte d'Ivoire and Ghana. One of the parameters of good quality cocoa fruit is the absence of diseases attached to the cocoa fruit. The most problem that often experienced by cocoa farmers is the presence of pests or diseases that attack cocoa plants. In research (Malik, 2021), the types of diseases on cocoa fruit can be fruit rot (*Phytophthora palmivora*), anthracnose (*Colletotrichum gloeosporioides*), black spot (*Helopeltis* sp) and cocoa fruit borer (*Conopomorpha cramerella*). This research produces a system that can detect disease in cocoa fruit by looking at the colour of the cocoa fruit. The types of diseases that can be classified in this research are fruit rot (*Phytophthora palmivora*), anthracnose (*Colletotrichum gloeosporioides*), black spot (*Helopeltis* sp) and cocoa pod borer (*Conopomorpha cramerella*). The data used in this study amounted to 1000 data which were then divided into 800 training data, 100 validation data, and 100 test data. After testing, this research resulted in an accuracy of 95%.

Keywords: Cocoa, Cocoa Disease, Digital Image, Faster RCNN

DAFTAR ISI

PERNYATAAN	iii
UCAPAN TERIMA KASIH	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Metodologi Penelitian	4
1.7 Sistematika Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	7
2.1 Tanaman Kakao	7
2.2 Penyakit Pada Buah Kakao	7
1. Penyakit Busuk Buah	8
2. Antraknose (<i>Colletrichum gleosporioides</i>)	8
3. Bintik Hitam	9
4. Penggerek Pada Buah Kakao	10
2.3 Citra Digital	11
2.3.1 Citra Warna (<i>True Color</i>)	11
2.4 Pengolahan Citra Digital	12
2.5 Ekstraksi Fitur	12
2.6 Convolutional Neural Network	13
2.7 Regional Convolutional Neural Network	13
2.8 Fast Region Convolutional Network	14
2.9 Faster Region Convolutional Neural Network	14
2.10 Confussion Matrix	16
2.10.1 Accuracy	16

2.10.2	Precision	17
2.10.3	Recall	17
2.10.4	F1-Score	17
2.11	Penelitian Terdahulu	17
2.12	Perbedaan Penelitian	20
BAB 3	ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	26
3.1	Data yang Digunakan	26
3.2	Analisis Sistem	27
3.2.1	<i>Image Acquisition</i>	28
3.2.2	Image Pre-Processing	29
3.2.3	<i>Feature Extraction</i>	32
3.2.4	<i>Image Classifier</i>	34
3.2.5	Learned Model	40
3.2.6	TFLite Model	40
3.2.7	Proses <i>Training</i>	40
3.2.8	Proses <i>Testing</i>	41
3.2.9	<i>Output</i>	41
3.3.1	Rancangan Tampilan Halaman Awal	42
3.3.2	Rancangan Tampilan Klasifikasi	42
3.3.3	Rancangan Tampilan Hasil Klasifikasi	43
3.3.4	Rancangan Tampilan Tutorial Penggunaan Aplikasi	43
3.3.5	Rancangan Tampilan Informasi Penyakit Buah Kakao	44
BAB 4	IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	51
4.1	Implementasi Sistem	51
4.1.1	Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	51
4.2	Implementasi Data	51
4.3	Implementasi Perancangan Antarmuka	53
1.	Tampilan Halaman Awal	53
2.	Tampilan Halaman Klasifikasi	54
3.	Tampilan Halaman Hasil	55
4.	Tampilan Halaman Tutorial Aplikasi	56
5.	Tampilan Halaman Informasi Penyakit Buah Kakao	57
4.4	Prosedur Operasional	58
4.5	Pelatihan Sistem	59

4.6 Pengujian Sistem	62
1. Precision	71
2. Recall	71
3. F1 – Score	72
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	75
5.1 Kesimpulan	75
5.2 Saran	75

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	19
Tabel 3.1 Jumlah data training, validation dan testing	27
Tabel 4.1 Hasil Pelatihan Model	59
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi	62
Tabel 4.3 Hasil Evaluasi Model Menggunakan Confussion Matrix	70
Tabel 4.4 Nilai TP, FP dan FN Penyakit Buah Kakao	70
Tabel 4.5 Nilai Precission, Recall dan F1-Score	72
Tabel 4.6 Uji Citra tanpa latar belakang	75

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Buah Kakao	7
Gambar 2. 2 Busuk Buah	8
Gambar 2. 3 Antraknose	9
Gambar 2. 4 Bintik Hitam	10
Gambar 2. 5 Penggerek Pada Buah Kakao	11
Gambar 2.6 Citra warna (Sumber:majalahguru.net)	12
Gambar 2. 7 Arsitektur Umum CNN (Karpthy, 2018)	13
Gambar 2. 8 Arsitektur R-CNN (Murthy et al. 2020)	14
Gambar 2. 9 Arsitektur Umum Fast R-CNN (Sumber:medium.datadrivernvestor.com)	14
Gambar 2. 10 Arsitektur Umum Faster R-CNN (Ma,et al. 2018)	15
Gambar 3. 1 Contoh Data Gambar yang Digunakan	26
Gambar 3. 2 Arsitektur Umum	28
Gambar 3. 3 Proses pembuatan label pada dataset	29
Gambar 3. 4 Proses Perhitungan Resizing	29
Gambar 3. 5 Gambar sebelum dan setelah resizing	30
Gambar 3. 6 Pseudocode Augmentasi Dataset	31
Gambar 3. 7 Sebelum dan sesudah flip kiri kanan	31
Gambar 3. 8 Sebelum dan sesudah rotasi 90 derajat	31
Gambar 3. 9 Sebelum dan sesudah flip atas bawah	32
Gambar 3. 10 Matrix Input pada Gambar	32
Gambar 3. 11 Feature Map	36
Gambar 3. 12 Representasi Feature Map	36
Gambar 3. 13 RPN	37
Gambar 3. 14 Target RoI Pooling	38
Gambar 3. 15 Proses RoI Pooling	38
Gambar 3. 16 Proses Penggabungan Data Pooling	39
Gambar 3. 17 RoI Pooling 3 x 3	39
Gambar 3. 18 Rancangan Tampilan Halaman Awal	42
Gambar 3. 19 Rancangan Halaman Klasifikasi	43
Gambar 3. 20 Rancangan Halaman Hasil Klasifikasi	43
Gambar 3. 21 Rancangan Tampilan Tutorial Aplikasi	44

Gambar 3. 22	Rancangan Tampilan Informasi Penyakit Buah Kakao	44
Gambar 4. 1	Data Antraknose	52
Gambar 4. 2	Data Bintik Hitam	52
Gambar 4. 3	Data Busuk Buah	52
Gambar 4. 4	Data Penggerek Buah Kakao	53
Gambar 4. 5	Tampilan Halaman Awal	54
Gambar 4. 6	Tampilan Halaman Klasifikasi	55
Gambar 4. 7	Tampilan Halaman Hasil	56
Gambar 4. 8	Tampilan Halaman Tutorial	57
Gambar 4. 9	Tampilan Halaman Informasi Mutu Buah Kakao	58
Gambar 4.10	Grafik training loss dan validation loss	61
Gambar 4.11	Grafik training dan validation accuracy	61
Gambar 4. 12	Contoh Citra Tidak Berlatar Belakang	73
Gambar 4. 13	Contoh Citra Buah Kakao Pencahayaan Tidak Baik	74
Gambar 4. 14	Hasil Klasifikasi Citra Yang Memiliki Pencahayaan Tidak Baik	74
Gambar 4. 15	Hasil Penilaian Fitur Aplikasi ChoChoCla	81

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara agraris dimana sebagian besar penduduknya bekerja di sektor pertanian. Sektor pertanian memiliki peranan yang sangat penting yakni tidak hanya sebagai sumber mata pencarian tetapi juga berdampak besar pada sektor perdagangan dan perekonomian Indonesia.

Salah satu komoditas nasional yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia dan menjadi sumber devisa negara adalah tanaman kakao. Kakao (*Theobroma cacao* L.) merupakan tumbuhan tahunan (*perennial*) yang berwujud pohon dan berasal dari Amerika Selatan (Farhanandi & Indah, 2022). Dari biji tumbuhan ini biasanya dimanfaatkan menjadi sebuah produk olahan yang sering kita konsumsi dan awamnya kita kenal dengan nama coklat. Indonesia merupakan negara penghasil dan pengeksport kakao terbesar ke-3 dunia setelah Pantai Gading dan Ghana. Pada tahun 2022, luas perkebunan kakao di Indonesia mencapai 1,44 juta Ha yang mampu memproduksi sekitar 739.483 ton biji kakao/tahunnya (Sadya, 2023).

Produksi biji kakao di Indonesia meningkat secara signifikan, namun mutu kualitas yang dihasilkan masih rendah. Mutu kualitas biji kakao sangat dipengaruhi oleh baik atau buruknya buah kakao itu sendiri. Salah satu parameter dari buah kakao yang berkualitas adalah tidak adanya penyakit yang menempel pada buah kakao. Masalah yang paling sering dialami oleh petani kakao adalah adanya hama atau penyakit yang menyerang tanaman kakao. Pada penelitian (Malik, 2021), jenis-jenis penyakit pada buah kakao dapat berupa busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis* sp) dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*). Namun dalam hal ini, pengecekan penyakit pada tumbuhan kakao masih dilakukan secara manual dengan tingkat ketelitian dan keakuratan yang relatif masih rendah. Maka dari itu, dibutuhkan pengecekan klasifikasi penyakit pada buah kakao dengan menggunakan pengolahan citra agar menjadi lebih efisien dan akurat.

Dengan klasifikasi penyakit yang tepat, petani dapat mengambil tindakan pengendalian yang tepat dan efektif untuk mengatasi penyakit pada buah kakao dan mencegah kerugian. Klasifikasi penyakit pada buah kakao dapat menjadi landasan

untuk pengembangan teknologi pengendalian penyakit yang lebih baik serta pengembangan varietas tanaman kakao yang tahan penyakit.

Perkembangan teknologi yang ada, terutama dalam bidang kecerdasan buatan dan pemrosesan citra digital, diharapkan dapat meningkatkan produktivitas dari budidaya tanaman kakao. Perkembangan teknologi yang semakin canggih dan pesat pada masa sekarang ini telah banyak membantu mempercepat pekerjaan manusia sehari-hari. Hal ini dapat dibuktikan melalui adanya pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi penyakit pada buah kakao oleh (Basri et al., 2020) yang berjudul *“Mobile Image Processing Application For Cacao's Fruits Pest And Disease Attack Using Deep Learning Algorithm.”*. Pada penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi masing-masing tiap kelas yaitu kondisi normal sebesar 83,75%, serangan penyakit sebesar 84,87%, dan hama serangan sebesar 80,80%.

Berikutnya penelitian yang dilakukan oleh (Nurmuslimah, 2016) yang berjudul *“Implementasi Metode Backpropagation Untuk Mengidentifikasi Jenis Biji Kakao Yang Cacat Berdasarkan Bentuk Biji”*. Penelitian ini mendapatkan tingkat akurasi sebesar 76%.

Penelitian lain yang berkaitan dengan klasifikasi kakao yaitu Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kakao Menggunakan Metode Certainty Factor Pada Kelompok Tani PT.Olam Indonesia (*Cocoa*) Cabang Lampung (Alim et al., 2020) dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85,7%.

Pada penelitian yang menggunakan algoritma Faster R-CNN dengan judul *“Deteksi Spoofing Wajah Menggunakan Faster R-CNN dengan Arsitektur Resnet50 pada Video”* oleh (Megawan & Lestari, 2020) menghasilkan tingkat akurasi 97,07%. Dan pada penelitian (Rizki et al., 2021) yang berjudul *“Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN”* dengan tingkat akurasi sebesar 82,14% dan ditemukan bahwa Faster R-CNN lebih unggul dibandingkan algoritma lain.

Dengan didasari oleh latar belakang tersebut serta penelitian-penelitian terdahulu, penulis telah melakukan penelitian yang menghasilkan sebuah sistem yaitu aplikasi mobile dengan metode klasifikasi *Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)* untuk membantu petani dalam menentukan penyakit buah kakao berdasarkan warna dan ciri fisik buah kakao. Penelitian ini diberi judul **“KLASIFIKASI PENYAKIT PADA BUAH KAKAO MENGGUNAKAN METODE FASTER REGION CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK”**

1.2 Rumusan Masalah

Mutu buah kakao memiliki peran yang penting dalam industri kakao, terutama dalam memproduksi cokelat yang berkualitas. Salah satu faktor utama yang memengaruhi mutu kualitas buah kakao adalah adanya penyakit yang menempel pada buah kakao. Namun saat ini proses pemeriksaan kondisi buah kakao masih dilakukan secara manual dan subyektif oleh para petani, sehingga tingkat keakurasiannya tergolong rendah dan menyebabkan terlewatnya buah yang terinfeksi atau terkena penyakit. Hal ini menyebabkan menurunnya kualitas buah kakao dikarenakan produksi yang tidak maksimal. Oleh karena itu, diperlukannya sistem yang dapat mengklasifikasikan penyakit pada buah kakao secara akurat dengan parameter yang sudah ditentukan, sehingga petani dapat mengenali buah kakao yang terkena penyakit dan juga dapat mengambil tindakan yang tepat terhadap buah kakao.

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis penyakit pada buah kakao dengan mengimplementasikan metode *Faster Region Convolutional Neural Network* (Faster R-CNN).

1.4 Batasan Masalah

Dalam melakukan penelitian ini, penulis membuat batasan masalah sebagai berikut :

1. Data yang diambil berasal dari wilayah Parongil, Kecamatan Silima Punga Punga, Kabupaten Dairi.
2. Jenis penyakit yang akan di teliti pada penelitian ini adalah penyakit busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis* sp) dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*). Citra yang diambil menggunakan kamera smartphone 108 MP.
3. Citra yang digunakan berekstensi .jpg dan .jpeg
4. Output yang dihasilkan pada penelitian ini adalah jenis penyakit dan hama pada buah kakao dan cara pengendaliannya.
5. Citra memiliki latar bewarna putih

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini bermanfaat untuk :

1. Penelitian ini diharapkan dapat membantu petani kakao untuk melakukan penyortiran buah kakao menggunakan mesin.
2. Melakukan perbandingan akurasi dengan penelitian-penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi penyakit pada buah kakao.
3. Menjadi referensi penelitian-penelitian berikutnya dalam melakukan pengolahan citra digital dengan menggunakan Metode Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R- CNN).

1.6 Metodologi Penelitian

Tahapan yang dilakukan pada penelitian klasifikasi penyakit buah kakao adalah :

1. Studi Literatur

Tahap ini merupakan proses pengumpulan data dan referensi yang berkaitan dengan citra digital, metode Faster Region Convolutional Neural Network, klasifikasi penyakit buah kakao dari jurnal, skripsi, buku, artikel dan berbagai sumber lainnya

2. Analisis Permasalahan

Pada tahap ini, dilakukan pengenalan permasalahan dengan merujuk pada referensi dan informasi yang telah dikumpulkan sebelumnya. Hal ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman mendalam mengenai metode yang akan digunakan dalam proses klasifikasi buah kakao.

3. Pengumpulan Data

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan pada tahap sebelumnya, dilakukan perancangan sistem berupa perancangan arsitektur, pengambilan data buah kakao dan kemudian membagi menjadi data training dan data testing.

4. Perancangan Sistem

Perancangan sistem pada penelitian ini terbagi dalam beberapa tahap. Dimulai dari merancang arsitektur, menentukan data latih dan menentukan data uji.

5. Implementasi

Pada tahap ini, perancangan sistem yang sudah dibuat pada tahap sebelumnya diimplementasikan sehingga menghasilkan sebuah sistem yang sesuai dengan tujuan penelitian.

6. Pengujian Sistem

Pada Tahap ini merupakan pengujian sistem yang telah dibuat selama tahap implementasi dan dilakukan untuk memastikan bahwa sistem memiliki akurasi yang tinggi dari pengaplikasian metode *Faster R-CNN* yang telah diterapkan sebelumnya.

7. Penyusunan Laporan

Pada tahap ini dilakukan penyusunan laporan dari keseluruhan penelitian yang memaparkan hasil dari penelitian yang dilakukan.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian ini dibagi menjadi beberapa bab yaitu :

BAB 1: PENDAHULUAN

Bab ini akan membahas mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan dari penelitian ini.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Bab ini akan membahas mengenai buah kakao, jenis penyakit kakao, pemrosesan citra digital, serta metode *Faster Region Convolutional Neural Network*.

BAB 3: ANALISIS PERANCANGAN SISTEM

Bab tiga memuat analisis data dan penjelasan terkait rancangan arsitektur umum yang digunakan.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Bab ini membahas implementasi perancangan yang telah dibahas pada bab sebelumnya dan menyajikan hasil pengujian yang dilakukan terhadap sistem

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi tentang kesimpulan penelitian dan saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Tanaman Kakao

Kakao merupakan tumbuhan dengan nama ilmiah *Theobroma cacao* L. Kakao termasuk dalam famili Sterculaceae. Tanaman ini berasal dari Amerika Selatan dan kini banyak ditanam dan ditemukan di beberapa daerah wilayah tropis (Bulandari, 2016). Kakao merupakan tanaman kecil di daerah asalnya dan dapat ditemukan di bagian bawah hutan hujan tropis dan terlindungi pohon-pohon besar (Rangkuti, 2021). Biji kopi yang dihasilkan merupakan produk olahan yang mempunyai nama familiar yaitu coklat. Biji kakao merupakan bahan terpenting dalam produksi kakao bubuk (cokelat). Bubuk kakao merupakan salah satu bahan makanan yang sangat digemari terutama di kalangan anak-anak. Rasa coklat yang asin dan mempunyai bau yang khas menjadikan coklat digemari oleh banyak orang terutama anak-anak dan remaja (Nizori et al., 2021).



Gambar 2. 1 Buah Kakao

2.2 Penyakit Pada Buah Kakao

Kakao merupakan salah satu tanaman yang rentan terhadap penyakit ataupun hama terutama pada bagian buah. Penyakit pada buah tanaman kakao dapat disebabkan oleh berbagai faktor dan salah satunya adalah serangan oleh hama. Terdapat beberapa jenis penyakit hama ataupun penyakit pada buah kakao, di antaranya adalah busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis sp*) dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*). Adapun penjelasan mengenai penyakit pada buah kakao adalah sebagai berikut.

1. Penyakit Busuk Buah

Penyakit busuk buah ini disebabkan oleh jamur *P. palmivora* yang menyerang buah kakao mulai dari yang mengkal hingga yang sudah matang (Sastrahidayat, 2014). Penyakit busuk buah ditemukan sepanjang tahun berdasarkan laporan (Evizal et al., 2018). Buah yang terinfeksi jamur tersebut memiliki ciri-ciri adanya bercak hitam kecokelatan yang umumnya muncul di pangkal, tengah, atau ujung buah. Jika kondisi kebun buah kakao lembab, bercak hitam tersebut dapat dengan cepat menyebar ke seluruh permukaan buah hingga busuk, hitam, dan terasa lengket serta basah jika ditekan dengan jari. Penyakit busuk buah juga ditandai dengan adanya retakan pada bagian permukaan buah dan dapat ditemukan adanya serbuk berwarna putih pada bagian tersebut.



Gambar 2. 2 Busuk Buah

Penanganan penyakit busuk buah pada kakao dapat diatasi dengan dua cara, yaitu secara alami dan secara kimia. Penanganan secara alami dapat dilakukan dengan cara memetik buah yang busuk kemudian memusnahkannya. Selain itu, dapat dilakukan pemangkasan tanaman yang baik, sehingga tingkat kelembapan pada buah menjadi rendah. Sedangkan penanganan secara kimia dapat dilakukan dengan melakukan penyemprotan fungisida berbahan aktif diantaranya metalaxy (Ridomil), tembaga oksida (Nordox), serta Mankozeb (Cozeb).

2. Antraknose (*Colletrichum gleosporioides*)

Penyakit antraknose pada buah kakao disebabkan oleh jamur *Colletotrichum gloeosporioides* (Istikomah, 2021). Penyakit ini menyerang buah yang masih dalam tahap pertumbuhan awal. Gejalanya mencakup bintik-bintik kecil berwarna coklat atau hitam pada kulit buah kakao yang kemudian berkembang menjadi lesi

berbentuk cincin dengan pusat yang kering. Akibatnya, buah mengalami retakan, pengerasan, penyusutan, dan pengeringan. Penyakit ini lebih sering terjadi dalam kondisi lingkungan yang lembap dan cuaca yang mendukung perkembangan jamur. Antraknose dapat menyebabkan kerusakan signifikan pada buah kakao dan mempengaruhi kualitas biji kakao serta produktivitas.



Gambar 2. 3 Antraknose

Pengendalian melibatkan pemantauan, praktik sanitasi, penggunaan fungisida, pemilihan varietas tahan, dan pengaturan drainase yang baik. Pemupukan dilakukan dengan memberikan pupuk yang sesuai seperti N(Nitrogen), P(Posfor), Kalium, Ca(Kalsium). Sedangkan penyemprotan menggunakan fungisida berbahan aktif Mankozeb dan Prokloras.

3. Bintik Hitam

Penyakit bintik hitam pada buah kakao adalah masalah serius yang disebabkan oleh serangga *Helopeltis* sp., seperti *Helopeltis theobromae* dan *Helopeltis antonii*. Serangga ini adalah serangga utama yang umumnya menyerang buah kakao yang masih muda dengan cara menusuknya dan menghisap cairannya, mengakibatkan pertumbuhan buah yang tidak normal (Utami et al., 2017). Kualitas hasil produksi buah kakao menurun hingga 80% disebabkan oleh serangan serangga *Helopeltis* ini (Ditjenbun, 2006). Gejala penyakit ini muncul melalui bintik-bintik kecil berwarna coklat gelap atau hitam pada kulit buah kakao, baik dalam bentuk titik-titik individu maupun bintik-bintik yang berkumpul di area yang terinfeksi. Faktor lingkungan, seperti tingkat kelembaban dan suhu, memainkan peran penting dalam memengaruhi tingkat serangan penyakit ini. Serangga *Helopeltis* spp. cenderung lebih aktif dan merusak saat cuaca mendukung perkembangan mereka. Akibatnya,

penyakit bintik hitam ini dapat mengakibatkan kerusakan pada kulit buah kakao, yang pada akhirnya berdampak negatif pada kualitas biji kakao yang dihasilkan.



Gambar 2. 4 Bintik Hitam

Penanganan penyakit bintik hitam pada buah kakao dapat dilakukan dengan dua cara, secara alami maupun secara kimia. Penanganan secara alami dilakukan dengan melakukan pengembangan populasi Semut Hitam (*Dolichoderus thoracicus* Smith) dan kutu putih (*Cataenococcus hispidus*). Sedangkan penanganan secara kimia dapat dilakukan dengan melakukan penyemprotan insektida berbahan aktif deltametrin (Decis), tiametoksana (Actara), lambda sihalotrin (matador), dan sip ermetrin (Capture) dan imidakloprid (Samida). Interval pada penyemprotan dilakukan selama 7-14 hari. Pemakaian insektisida tidak dianjurkan pada area yang sedang dikembangkan semut hitam.

4. Penggerek Pada Buah Kakao

Penggerek buah kakao dikarenakan oleh serangga yang dikenal sebagai penggerek buah kakao atau *Conopomorpha cramerella*. Gejalanya melibatkan serangga ini menggali lubang-lubang di dalam buah kakao, menyebabkan kerusakan pada buah tersebut dan berdampak buruk pada kualitas biji kakao. Intensitas serangan penggerek buah kakao ini dipengaruhi oleh faktor lingkungan seperti tingkat kelembaban dan suhu. Serangga ini aktif dan merusak lebih banyak saat cuaca mendukung perkembangannya, seperti saat musim hujan atau dalam kondisi yang lembap.



Gambar 2. 5 Penggerek Pada Buah Kakao

Penanganan penyakit ini dapat dilakukan secara alami maupun secara kimia. Secara alami dapat dilakukan dengan mengubur kulit buah dan juga buah busuk serta membungkus buah yang belum terinfeksi dengan plastik. Secara kimia dapat dilakukan dengan penyemprotan insektisida berbahan aktif delmetrin(Decis), fipronil(Regent), Iamdasihalotrin(matador), sipermetrin(Capture). Penyemprotan dilakukan pada interval 7-14 hari.

2.3 Citra Digital

Sebuah citra dapat diartikan menjadi fungsi $f(x,y)$ dengan bentuk M baris dan N kolom, dengan nilai x dan y adalah koordinat (x, y), dan intensitas atau amplitudo f yang berada di titik koordinat (x,y) atau tingkat keabuan dari citra tersebut (Putra, 2010).

2.3.1 Citra Warna (*True Color*)

Citra warna mencerminkan kombinasi tiga warna dasar(RGB). Masing-masing warna dasar diwakili oleh penyimpanan 8 bit, yang berarti terdapat 255 gradasi warna untuk setiap warna. Dengan demikian, setiap piksel pada citra ini memiliki kemampuan untuk menampilkan lebih dari 16 juta warna, menjadikannya sebagai citra true color. Istilah "true color" diberikan karena citra ini hampir mencakup seluruh spektrum warna yang ada di alam.



Gambar 2.6 Citra warna (Sumber:majalahguru.net)

2.4 Pengolahan Citra Digital

Sebuah citra dapat diartikan menjadi fungsi $f(x,y)$ dengan bentuk M baris dan N kolom, dengan nilai x dan y adalah koordinat (x, y) , dan intensitas atau amplitudo f yang berada di titik koordinat (x,y) atau tingkat keabuan dari citra tersebut (Putra, 2010).

Pengolahan citra atau *image processing* merupakan ilmu yang membahas tentang manipulasi dan modifikasi citra, seperti peningkatan pada kualitas citra, pemilihan ciri citra (*feature image*) untuk keperluan analisis, dan transformasi citra seperti rotasi, skala, translasi. Proses ini menggunakan komputer untuk mendapatkan hasil yang lebih baik (Kadir & Susanto, 2013).

2.5 Ekstraksi Fitur

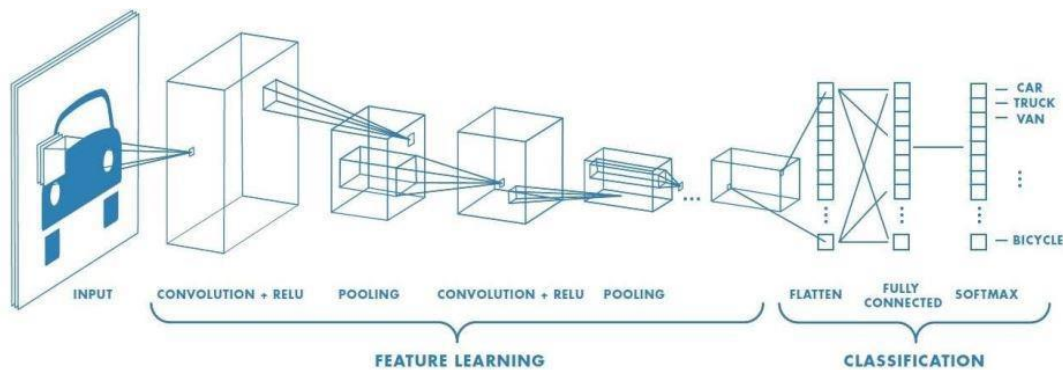
Feature extraction atau ekstraksi fitur adalah proses yang dilakukan untuk mengambil nilai karakteristik yang terdapat dalam sebuah gambar. Informasi yang terdapat dalam suatu citra akan diolah atau dianalisis dari nilai-nilai yang telah diperoleh, sehingga dapat memunculkan informasi yang penting dan berguna (Kadir & Susanto, 2013). Ekstraksi fitur memiliki peran yang sangat signifikan dalam pelatihan model untuk mengidentifikasi objek menggunakan mesin (Sutarno and Putri Fauliah, 2019).

Cara yang dilakukan ekstraksi fitur untuk mengambil nilai ciri dari sebuah gambar adalah dengan melakukan penghitungan jumlah titik - titik piksel yang ditemui pada setiap pemeriksaan. Pemeriksaan dilakukan dengan melakukan jejak citra yang dianalisis dari berbagai sudut, termasuk arah horizontal, vertikal, serta diagonal ke arah kiri dan kanan (Zulfi, 2017).

Ekstraksi fitur terbagi menjadi 3 macam, antara lain ekstraksi fitur warna, tekstur dan bentuk. Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah ekstraksi fitur warna menggunakan citra RGB.

2.6 Convolutional Neural Network

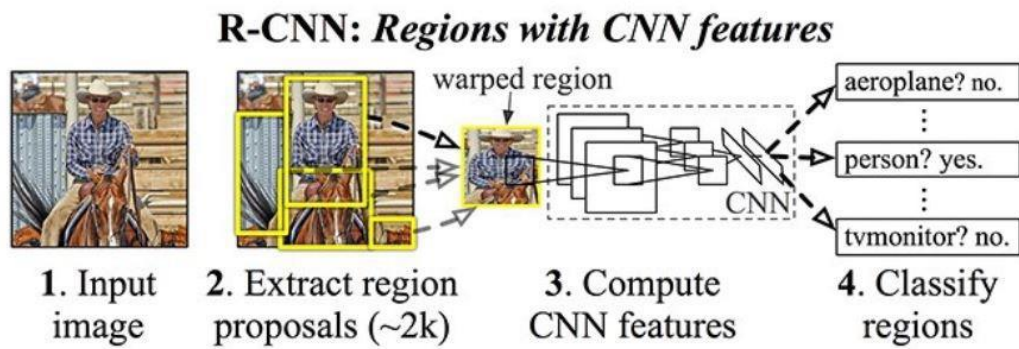
Convolutional Neural Network ialah satu dari beberapa teknik machine learning bertipe *feed-forward* (tidak berulang) untuk mengolah data dua dimensi, menganalisa gambar visual, dan mengenali objek pada gambar berdasarkan beberapa parameter. CNN dikembangkan untuk mengurangi jumlah parameter dan menyederhanakan arsitektur jaringan dalam melakukan pengenalan objek (Karpathy, 2018). Arsitektur CNN terdiri dari 2 bagian antara lain *Feature Extraction Layer* serta *Fully-Connected Layer* (*Multilayer Perceptron*).



Gambar 2. 7 Arsitektur Umum CNN (Karpathy, 2018)

2.7 Regional Convolutional Neural Network

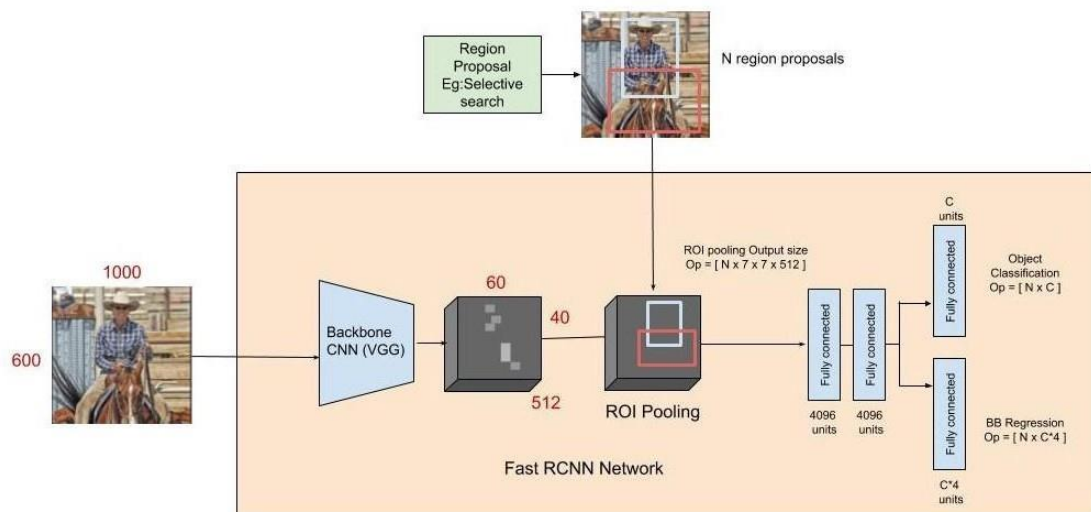
Regional Convolutional Neural Network (R-CNN) merupakan algoritma pada image processing yang menggunakan *Region Search* pada prosesnya, yang mana image yang dimasukkan akan dikelompokkan menjadi 2000 region yang ditentukan atas dasar beberapa parameter, yakni tekstur, intensitas, dan warna yang terdapat pada suatu image. Namun proses pada R-CNN masih terbilang lambat. Ini dikarenakan proses data training pada R-CNN masih terbilang lambat karena menggunakan 2000 regional proposal pada setiap image. Hal ini membuat R-CNN tidak cocok diimplementasikan pada sistem yang bersifat real-time karena R-CNN akan membutuhkan waktu 47-50 sekon untuk memproses satu *image*. Arsitektur *region convolutional neural network* dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 2. 8 Arsitektur R-CNN (Murthy et al., 2020)

2.8 Fast Region Convolutional Network

Fast R-CNN adalah algoritma deteksi objek yang diusulkan oleh (Girshick, 2015). R-CNN dipakai untuk mengklasifikasikan objek secara efisien dengan melibatkan jaringan konvolusional yang mendalam. Fast R-CNN menggunakan kumpulan skema wilayah yang memungkinkan penggunaan komputasi kembali dari lapisan konvolusional.



Gambar 2. 9 Arsitektur Umum Fast R-CNN

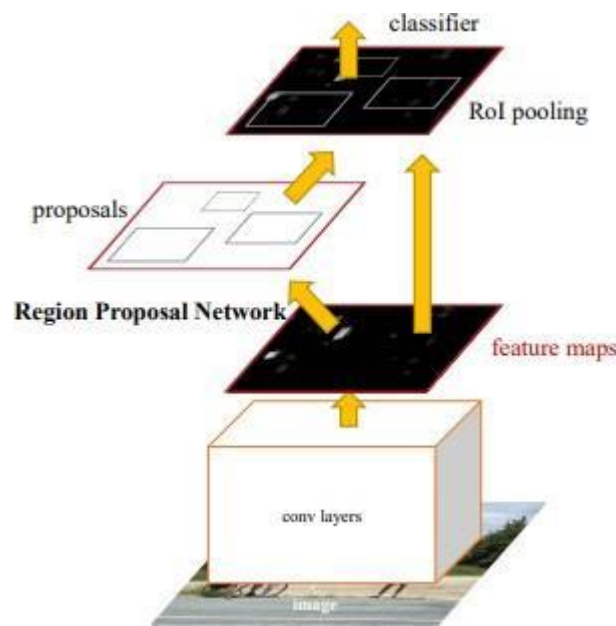
(Sumber:medium.datadriverninvestor.com)

2.9 Faster Region Convolutional Neural Network

Faster R-CNN merupakan algoritma yang dapat menghilangkan algoritma selektid serja jaringan proposal wilayahnya. Pada *Faster R-CNN* terdapat penambahan algoritma yaitu *Region Proposal Network* yang bekerja untuk melihat region yang disarankan. Terdapat dua modul lainnya pada algoritma ini, yaitu deep *fully*

convolutional network yang mengusulkan wilayah, dan detector Fast R-CNN yang menggunakan wilayah.

Pemrosesan pada *Faster R-CNN* memiliki tiga fungsi penting yaitu, untuk mengklasifikasi dan menghasilkan *feature map* dengan *deep neural network*, menghasilkan proposal wilayah oleh *Regional Proposal Network (RPN)*, dan yang terakhir adalah untuk menemukan regresi dan menambah lapisan *Convolutional* oleh *regressor*. Adapun arsitektur umum pada *Faster R-CNN* dapat dilihat pada gambar.



Gambar 2. 10 Arsitektur Umum Faster R-CNN (Ma,et al. 2018)

Berikut ialah keterangan mengenai arsitektur umum *Faster R-CNN*:

- Convolutional Layer* akan mempelajari gambar yang diinput, mengekstraksi ciri gambar yang dapat menjadi ciri khas dari gambar yang diinput, kemudian membuat *feature map* dari objek.
- Feature Map* ialah sebuah map yang berisi representasi *vector* dari *image* yang ditangkap yang telah dibuat oleh *convolutional layer*.
- Region Proposal Network (RPN)* adalah modul yang akan mengolah *feature map*. RPN akan menghasilkan 2 *convolutional layer*, yang mana satu *layer* berfungsi untuk memprediksi letak objek pada *image*, sedangkan satu *layer* lagi berfungsi untuk memberikan *bounding box* disekitar objek.

- d) *ROI Pooling* adalah layer yang akan mengekstrak informasi yang telah diproses oleh RPN yang kemudian akan diklasifikasikan oleh *classification layer*
- e) *Classification Layer* adalah layer yang akan melakukan pengelompokan, melabeli, dan memberikan *bounding box* pada objek di *image* yang diproses pada RPN.

Berikut adalah cara kerja dari *Faster Regional Convolutional Neural Network* :

- a) *Convolutional Layer* akan membuat lalu mengirim *feature map* ke RPN
- b) RPN kemudian akan mengolah *feature map*, yang akan membuat *bounding box* dan *region proposal* pada objek.
- c) Akan dilakukan klasifikasi pada *region proposal* yang dibuat oleh RPN dan melakukan penilaian apakah objek yang terdapat di *region proposal* adalah objek dengan kelas yang sama pada model yang telah di-*train* sebelumnya. Kemudian dilakukan pemberian label terhadap objek.

2.10 Confussion Matrix

Confussion Matrix adalah kegiatan mengukur yang digunakan sebagai penghitung proses tingkat kebenaran. *Confussion Matrix* ini diperlukan dalam melakukan pengukuran terhadap kinerja klasifikasi. Terdapat empat nilai yang akan dibentuk melalui *confussion matrix*, yaitu :

- *True Positive* (TP), data positif dengan prediksi positif.
- *True Negative* (TN), data negative dengan prediksi negative.
- *False Positif* (FP), data negative dan prediksi positif.
- *False Negative* (FN), data positif dan prediksi negative.

Confussion matrix juga memiliki metode perhitungan sebagai berikut.

2.10.1 Accuracy

Akurasi adalah metode uji yang mengukur nilai data yang diharapkan dengan data yang sebenarnya. Perhitungan akurasi dapat dilakukan dengan mengetahui jumlah data yang dikategorikan benar dibagi dengan seluruh data , lalu di kali 100 %. Adapun persamaan akurasi terdapat pada persamaan 2.1. berikut

$$Accuracy = \frac{NBenar}{N} \quad (2.1)$$

Keterangan :

N benar = Jumlah data bernilai benar

N = Jumlah data keseluruhan

2.10.2 Precision

Nilai precision adalah nilai peluang yang diprediksi positif dibagi dengan jumlah nilai keseluruhan data positif. Adapun persamaan presisi terdapat pada persamaan 2.2

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.2)$$

2.10.3 Recall

Recall adalah metode pengujian yang membandingkan nilai *true positif* dengan jumlah antara nilai *true positif* dan *false negative*. Adapun rumus recall terdapat pada persamaan 2.3 berikut.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.3)$$

2.10.4 F1-Score

F1-Score adalah perbandingan dari perkalian *presisi* dengan *recall* dan jumlah *presisi* dengan *recall* dikali dua. Adapun persamaan *F1-Score* terdapat pada persamaan 2.4 berikut.

$$F1 - Score = 2 * \frac{Recall*Precision}{Recall+Precision} \quad (2.4)$$

2.11 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian telah dikembangkan untuk mengklasifikasi jenis penyakit pada buah kakao. Penelitian yang dilakukan oleh (Basri et al., 2020) yaitu *Mobile Image Processing Application For Cacao's Fruits Pest And Disease Attack Using Deep Learning Algorithm*. Penelitian ini mengklasifikasikan penyakit dan hama pada buah kakao menjadi 4 jenis klasifikasi dalam 615 dataset dengan menggunakan integrasi *Deep Learning* dan mendapatkan hasil akurasi berdasarkan hama, penyakit, dan

klasifikasi normal dengan rata-rata akurasi pada tiap kelas kondisi normal sebesar 83,75%, serangan penyakit sebesar 84,87%, dan hama serangan sebesar 80,80%.

(Aji, 2022) meneliti tentang Identifikasi Jenis Penyakit Buah Kakao (*Theobroma Cacao L.*) Berbasis Citra Buah Menggunakan Metode *Deep Learning Convolutional Neural Networks (CNN)* menggunakan 250 citra penyakit buah kakao dengan presentase 60% data latih, 20% data validasi dan 20% data uji. Algoritma CNN dapat mengidentifikasi penyakit buah kakao dengan akurasi rerata pengenalan indeks sebesar 98%, peneliti menyarankan pengembangan sistem prediksi penyakit buah kakao berbasis android sehingga data hasil pengukuran penyakit buah kakao dapat diakses pada perangkat mobile.

Penelitian lainnya yang dilakukan oleh (Malik, 2021) yang berjudul “Klasifikasi Penyakit Pada Buah Kakao dengan Menggunakan Metode *Random Forest*”. Penelitian ini menggunakan 288 data latih dengan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 94,4% dan diharapkan menggunakan kombinasi ekstraksi fitur yang lain agar mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik. Selain itu penelitian (Nurmuslimah, 2016) mengenai Implementasi Metode *Backpropagation* Untuk Mengidentifikasi Jenis Biji Kakao Yang Cacat Berdasarkan Bentuk Biji yang menentukan kualitas pada biji kakao dan mengelompokkan biji kakao menjadi mutu A, B dan C dan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 76%.

Beberapa penelitian menggunakan Faster R-CNN juga telah banyak dilakukan. Klasifikasi Mutu Buah Pala (*Myristica Fragrans Houtt*) Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode *Deep Learning Arsitektur Faster R-CNN* oleh (Subhan & Basri, 2019) membuat klasifikasi mutu pada buah pala menjadi 3 kategori yaitu mutu A, B dan C dengan jumlah gambar sebanyak 3000 gambar dan mendapat akurasi sebesar 95% yang jauh lebih baik dibandingkan algoritma CNN yaitu 86%, dan juga Faster R-CNN memiliki kinerja yang lebih cepat dibandingkan CNN dengan prinsip yang sama dalam mendeteksi kualitas buah secara langsung dengan menggunakan *multi-class*.

Penelitian mengenai Pengembangan Model Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi Berbasis *Faster R-CNN* menggunakan 1500 data dengan 4 kelas kategori penyakit pada penelitian ini akurasi menggunakan Faster R-CNN diperoleh mAP 87.6%, dan dengan model penelitian juga mampu mendeteksi lebih dari 1 penyakit dalam satu gambar (Pailus, 2022).

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Metode	Judul	Keterangan
1	Basri et al. 2020	<i>Deep Learning Algorithm</i>	<i>Mobile Image Processing Application For Cacao's Fruits Pest And Disease Attack Using Deep Learning Algorithm</i>	Mengklasifikasikan penyakit dan hama pada buah kakao menjadi 4 jenis klasifikasi dalam 615 dataset dengan menggunakan integrasi <i>Deep Learning</i> dan mendapatkan hasil akurasi berdasarkan hama, penyakit, dan klasifikasi normal dengan rata-rata kemiripan benda dengan database gambar kondisi normal sebesar 83,75%, serangan penyakit sebesar 84,87%, dan hama serangan sebesar 80,80%.
2	Tunnur (2022)	CNN	Identifikasi Jenis Penyakit Buah Kakao (<i>Theobroma Cacao</i> L.) Berbasis Citra Buah Menggunakan Metode <i>Deep Learning Convolutional Neural Networks</i> (CNN)	Algoritma CNN dapat mengidentifikasi penyakit buah kakao dengan akurasi rerata pengenalan indeks sebesar 98%
3	Malik (2021)	Random Forest	Klasifikasi Penyakit Pada Buah Kakao dengan Menggunakan Metode <i>Random Forest</i>	Penelitian menggunakan 288 data latih dan menghasilkan tingkat akurasi 94,4% dan diharapkan menggunakan kombinasi ekstraksi fitur yang lain agar mendapatkan tingkat akurasi yang lebih baik.

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu(Lanjutan)

No	Peneliti	Metode	Judul	Keterangan
4	Subhan & Basri, (2019)	Faster R-CNN	Klasifikasi Mutu Buah Pala (Myristica Fragrans Houtt) Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Deep Learning Arsitektur Faster R-CNN	Mendapat akurasi sebesar 95% yang jauh lebih baik dibandingkan algoritma CNN yaitu 86%, dan juga Faster R-CNN memiliki kinerja yang lebih cepat dibandingkan CNN dengan prinsip yang sama dalam mendeteksi kualitas buah secara <i>real-time</i> dengan menggunakan multi-kelas.
5	Pailus (2022)	Faster R-CNN	Pengembangan Model Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi Berbasiskan <i>Faster R-CNN</i>	Klasifikasi penyakit kedalam 3 kategori mendapatkan akurasi menggunakan <i>Faster R-CNN</i> diperoleh mAP 87.6%, dan dengan model penelitian juga mampu mendeteksi lebih dari 1 penyakit dalam satu gambar.

2.12 Perbedaan Penelitian

Perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada penggunaan data yang berbeda. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui pengambilan sendiri. Pada penelitian sebelumnya belum ada yang melakukan klasifikasi penyakit pada buah kakao dengan menggunakan metode *Faster Regional Convolutional Network*, dikarenakan ekstraksi fitur pada metode ini lebih kompleks dan kecepatan deteksi yang lebih cepat. Penelitian tentang penyakit buah kakao sudah pernah dilakukan namun menggunakan metode yang berbeda serta perbedaan jumlah penyakit yang diteliti. Pada penelitian ini saya menggunakan 4 jenis penyakit pada buah kakao antara lain busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose

(*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis sp*), dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*) dan menambahkan output berupa cara yang tepat dalam menangani penyakit kakao. Hal yang juga membedakan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah bahwa penelitian ini dilakukan dengan mengambil gambar kakao menggunakan *smartphone* dan aplikasi android, sedangkan aplikasi sebelumnya hanya diambil dengan aplikasi dekstop.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Data yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan data berupa citra buah kakao yang didapat dari *platform open* dataset yaitu *kaggle* dan dari beberapa lahan perkebunan buah Kakao yang berada di Desa Parongil, Kecamatan Silima Punga Punga, Kabupaten Dairi, Sumatera Utara. Pada penelitian ini, data diambil menggunakan kamera *smartphone* dengan ekstensi citra JPG. Jumlah data yang digunakan sebelum diaugmentasi berjumlah 1000 data, dengan 250 data per penyakit. Adapun contoh data yang akan diinput, dapat dilihat pada gambar 3 berikut ini.



Gambar 3. 1 Contoh Data Gambar yang Digunakan

Pengklasifikasian jenis penyakit buah kakao dibagi menjadi 4 kelas yaitu Antraknose, Busuk Buah, Bintik Hitam, dan Penggerek Buah Kakao. Seluruh data yang telah dikumpulkan kemudian dibagi menjadi data training, testing, dan validation. Data *validation* digunakan untuk mencegah terjadinya *overfitting*. Pembagian data dilakukan dengan alokasi persentase, di mana 80% dari total data digunakan sebagai data pelatihan (*training*), 10% digunakan sebagai data validasi dan 10% sisanya sebagai data pengujian (*testing*). Pembagian jumlah gambar pada jenis data ini dapat dilihat pada tabel 3.1 berikut.

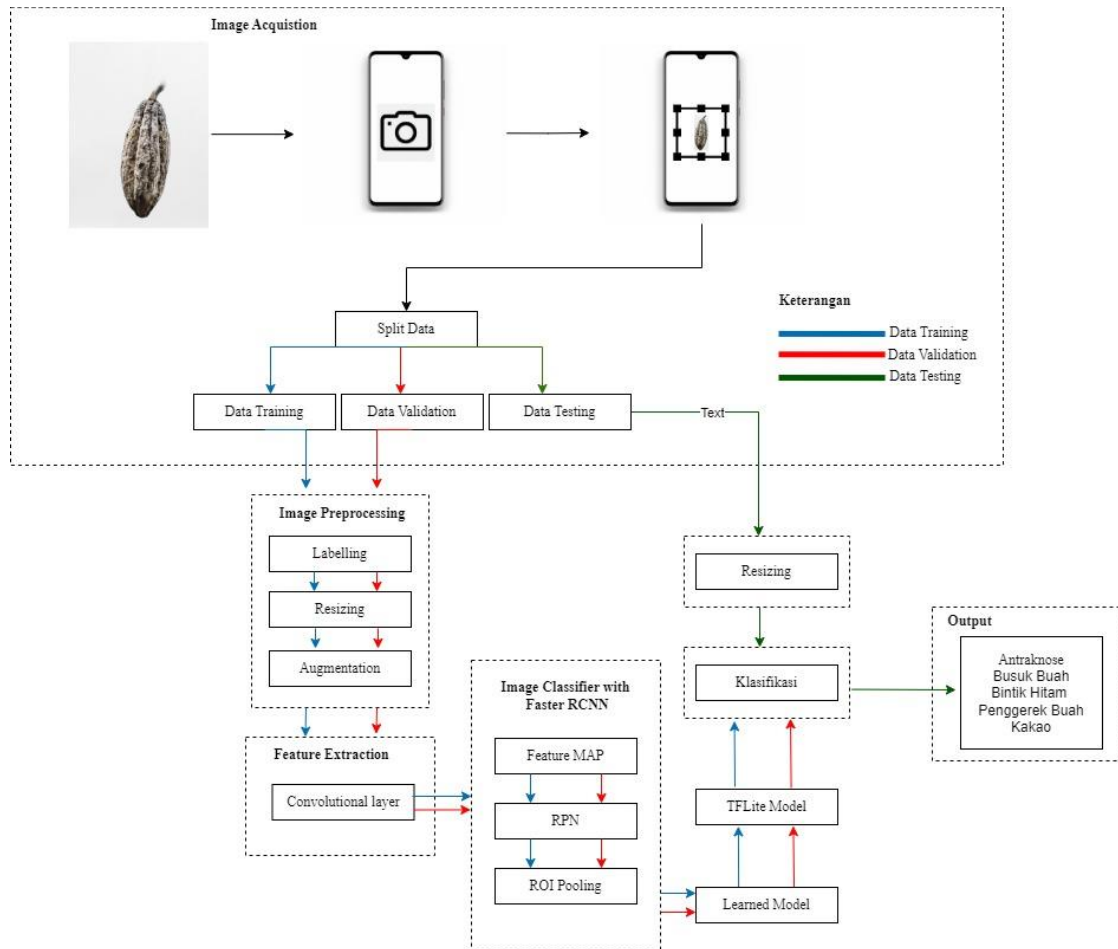
Tabel 3.1 Jumlah data training, validation dan testing

Dataset	Jumlah Dataset	Data <i>Training</i>	Data Validasi	Data <i>Testing</i>
Antraknose	250	200	25	25
Busuk Buah	250	200	25	25
Bintik Hitam	250	200	25	25
Penggerek Buah Kakao	250	200	25	25
Jumlah	1000	800	100	100

3.2 Analisis Sistem

Tahap pertama pada penelitian ini dimulai dari mengumpulkan data citra buah kakao yang sudah terjangkit penyakit yang ingin diklasifikasikan. Citra buah kakao yang digunakan adalah buah kakao yang terjangkit Antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), Busuk Buah (*Phytophthora palmivora*), Bintik Hitam (*Helopeltis sp*) dan Penggerek Buah Kakao (*Conopomorpha cramerella*).

Tahap selanjutnya adalah tahap *pre-processing*. Tahap ini dimulai dari proses *labeling*, dimana data yang sudah dikumpulkan diberikan nama sesuai jenis mutu data citra, setelah menyelesaikan tahap *labeling* maka data tersebut akan memasuki proses *resizing*. Proses ini bertujuan untuk mengubah ukuran pixel pada setiap gambar buah kakao. Berikutnya citra akan melalui tahap augmentasi yaitu *flip* gambar secara vertical dan horizontal serta proses rotasi sebesar 90 derajat. Setelah tahap *preprocessing* selesai kemudian data tersebut akan melakukan proses image classification menggunakan algoritma *Faster Region Convolutional Neural Network* yang akan mengklasifikasikan buah kakao berdasarkan penyakitnya dan menghasilkan *output* berupa : Antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), Busuk Buah (*Phytophthora palmivora*), Bintik Hitam (*Helopeltis sp*) dan Penggerek Buah Kakao (*Conopomorpha cramerella*). Setiap langkah akan dijelaskan pada arsitektur umum yang ditampilkan pada gambar 3.2 berikut.



Gambar 3. 2 Arsitektur Umum

Adapun penjelasan dari proses arsitektur pada gambar 3.2 adalah sebagai berikut.

3.2.1 Image Acquisition

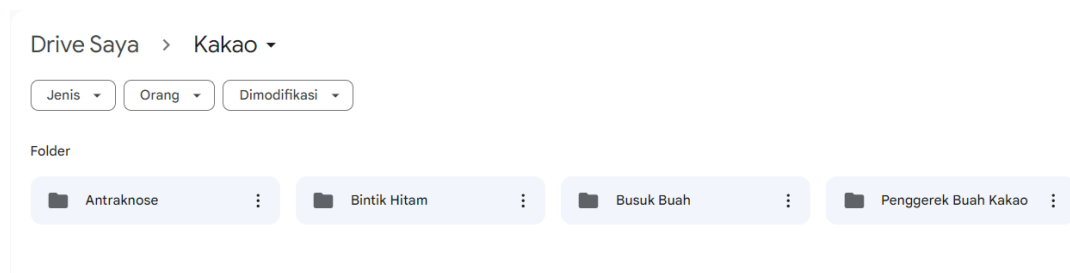
Image Acquisition atau akusisi citra merupakan proses untuk menangkap citra analog sehingga diperoleh citra digital. Pada tahap ini, penulis mengambil gambar citra buah kakao yang akan digunakan sebagai data input pada aplikasi. Citra buah kakao terbagi menjadi empat kelas yaitu Antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), Busuk Buah (*Phytophthora palmivora*), Bintik Hitam (*Helopeltis sp*) dan Penggerek Buah Kakao (*Conopomorpha cramerella*). Pengambilan citra buah kakao menggunakan kamera *smartphone* dengan ekstensi citra berupa .JPG. Data citra buah kakao didapat dari perkebunan kakao di Desa Parongil, Silima Punga Punga, Kabupaten Dairi, Sumatera Utara. Adapun tahap split data pada penelitian ini, yaitu untuk membagi keseluruhan data ke dalam tiga bagian yaitu, 80% data latih, 10% data validasi dan 10% data tes.

3.2.2 Image Pre-Processing

Proses ini bertujuan untuk memperbaiki data mentah yang masih belum beraturan. Adapun tahapan *preprocessing* pada tahap ini adalah sebagai berikut :

3.2.2.1 Labelling

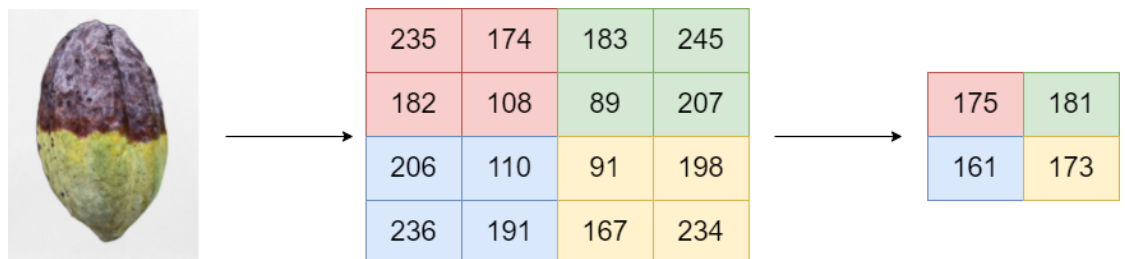
Labelling adalah tahapan untuk memberikan nama pada objek yang akan dipakai untuk melatih sistem pada proses *training*. Proses pelabelan ini dilakukan dengan cara mengelompokkan dataset buah kakao berdasarkan penyakitnya. Proses pelabelan dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Proses pembuatan label pada dataset

3.2.2.2 Resizing

Resize adalah mengubah ukuran dari suatu gambar menjadi lebih kecil atau lebih besar dari sebelumnya. Pada penelitian ini, ukuran citra yang semulanya 3000×4000 piksel diubah menjadi 640×640 piksel. Contoh proses *resizing* pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.4 di bawah ini.



Gambar 3. 4 Proses Perhitungan *Resizing*

Proses perhitungan nilai piksel dari 4×4 menjadi 2×2 di atas adalah sebagai berikut.

$$P1 = (235 + 174 + 182 + 108) \div 4 = 175$$

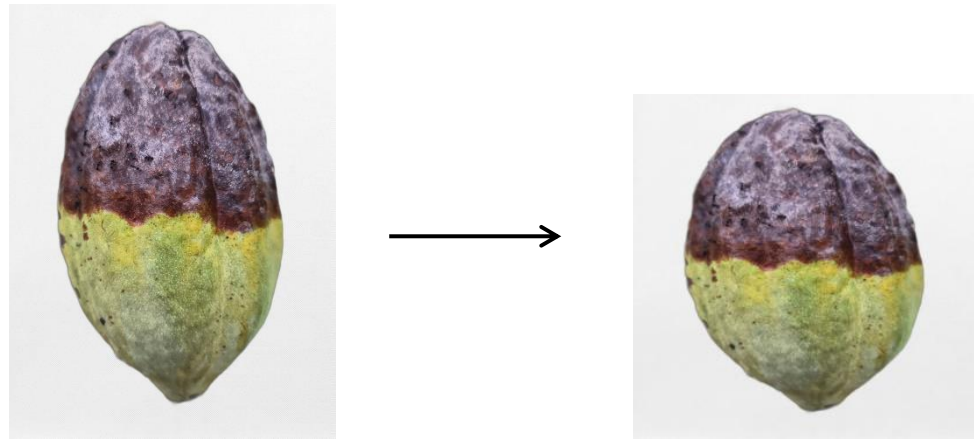
$$P2 = (183 + 245 + 89 + 207) \div 4 = 181$$

$$P3 = (206 + 110 + 236 + 191) \div 4 = 161$$

$$P4 = (79 + 150 + 145 + 86) \div 4 = 173$$

P1 sampai P4 merupakan hasil *resizing* dari piksel 4 x 4 menjadi piksel 2 x 2.

Adapun gambar citra sebelum dan sesudah *resizing* dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 3. 5 Gambar sebelum dan setelah *resizing*

3.2.2.3 *Augmentation*

Augmentasi merupakan proses modifikasi bentuk dan posisi citra. Augmentasi dilakukan untuk melatih mesin mengenali citra objek dalam bentuk dan posisi yang berbeda. Selain itu, tahap ini dimaksudkan untuk meningkatkan keragaman data yang tersedia untuk menyempurnakan data pelatihan. Pada penelitian ini proses augmentasi yang dipakai adalah flip kanan ke kiri, rotasi 90 derajat dan flip atas ke bawah. Adapun pseudocode augmentasi ditunjukkan pada Gambar 3.6 di bawah ini:

```

# Flip Foto Kanan Ke Kiri
data = data.transpose(pil.FLIP_LEFT_RIGHT)
data.save(folderHasil+'/'+namaFolder+'/'+str(index)+'.JPG')
index += 1

# Rotate Foto 90 Derajat
data = data.transpose(pil.ROTATE_90)
data.save(folderHasil+'/'+namaFolder+'/'+str(index)+'.JPG')
index += 1

# Flip Foto Atas Ke Bawah
data = data.transpose(pil.ROTATE_90).transpose(pil.FLIP_TOP_BOTTOM)
data.save(folderHasil+'/'+namaFolder+'/'+str(index)+'.JPG')
index += 1

```

Gambar 3. 6 *Pseudocode* Augmentasi Dataset



Gambar 3. 7 Sebelum dan sesudah flip kiri kanan



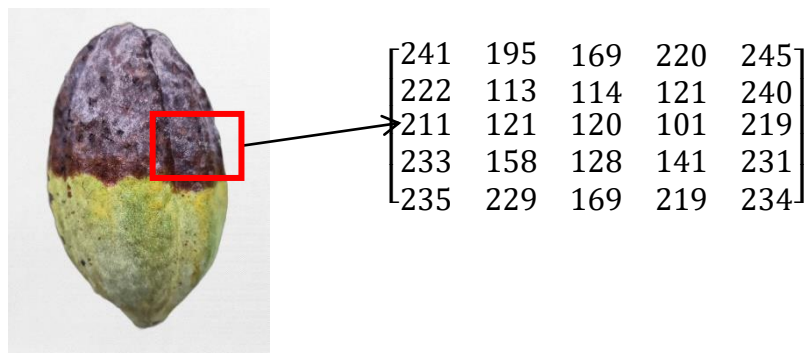
Gambar 3. 8 Sebelum dan sesudah rotasi 90 derajat



Gambar 3. 9 Sebelum dan sesudah flip atas bawah

3.2.3 Feature Extraction

Feature Extraction adalah teknik pengambilan ciri / *feature* dari suatu bentuk yang nantinya nilai yang diperoleh akan dianalisis untuk proses pengenalan gambar atau dataset yang dikumpulkan. Pada penelitian ini *convolutional layer* digunakan sebagai *feature extraction* yang terdapat pada algoritma *Faster R-CNN*. *Convolutional layer* terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (*pixels*). Dengan menggeser (*convolve*) filter pada gambar dihasilkan *activation map*. Setelah itu, layer akan membentuk *feature map* dari objek yang sudah diambil. Contoh matriks gambar pada penelitian ini adalah :



Gambar 3. 10 *Matrix Input* pada Gambar

Kemudian matriks dari input gambar dihitung dengan menggunakan dengan filter yang terdapat pada *convolutional layer*. *Activation map* dihasilkan dari pengulangan proses perhitungan ini untuk setiap elemen dari gambar input. Adapun contoh perhitungan filter pada matriks gambar pada penelitian adalah :

$$\begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{matrix} A1 & A2 & A3 \\ A4 & A5 & A6 \\ A7 & A8 & A9 \end{matrix}$$

Pada *Convolution Layer* nilai matriks gambar input pada penelitian ini sebesar 3×5 pixel. Kemudian nilai tersebut akan dikalikan dengan nilai filter yaitu sebesar 3×3 . Matriks gambar input akan bergeser sebesar 3×3 dari kiri atas ke kanan dengan pergeseran 1 pixel sampai melewati semua pixel dari baris pertama. Pergeseran matriks tersebut dapat dilihat dibawah ini :

$$\begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 241 & 195 & 169 & 220 & 245 \\ 222 & 113 & 114 & 121 & 240 \\ 211 & 121 & 120 & 101 & 219 \\ 233 & 158 & 128 & 141 & 231 \\ 235 & 229 & 169 & 219 & 234 \end{bmatrix}$$

Adapun hasil perkalian antara matriks filter dan matriks pada *input* menjadi nilai dari *feature map*. Berikut merupakan perhitungan *convolutional layer* :

$$A1 = (241 \times 0) + (195 \times 1) + (169 \times 0) + (222 \times 1) + (113 \times 0) + (114 \times 1) + (211 \times 0) + (121 \times 1) + (120 \times 0)$$

$$= 195 + 222 + 113 + 121 = 651$$

$$A2 = (195 \times 0) + (169 \times 1) + (220 \times 0) + (113 \times 1) + (114 \times 0) + (121 \times 1) + (121 \times 0) + (120 \times 1) + (101 \times 0)$$

$$= 169 + 113 + 121 + 120 = 523$$

$$A3 = (169 \times 0) + (220 \times 1) + (245 \times 0) + (114 \times 1) + (121 \times 0) + (240 \times 1) + (120 \times 0) + (101 \times 1) + (219 \times 0)$$

$$= 220 + 114 + 240 + 101 = 675$$

$$A4 = (222 \times 0) + (113 \times 1) + (114 \times 0) + (211 \times 1) + (121 \times 0) + (120 \times 1) + (233 \times 0) + (158 \times 1) + (128 \times 0)$$

$$= 113 + 211 + 120 + 158 = 602$$

$$A5 = (113 \times 0) + (114 \times 1) + (121 \times 0) + (121 \times 1) + (120 \times 0) + (101 \times 1) + (158 \times 0) + (128 \times 1) + (141 \times 0)$$

$$= 114 + 121 + 101 + 128 = 464$$

$$A6 = (114 \times 0) + (121 \times 1) + (240 \times 0) + (120 \times 1) + (101 \times 0) + (219 \times 1) + (128 \times 0) + (141 \times 1) + (231 \times 0)$$

$$= 121 + 120 + 219 + 141 = 601$$

$$A7 = (211 \times 0) + (121 \times 1) + (120 \times 0) + (233 \times 1) + (158 \times 0) + (128 \times 1) + (235 \times 0) + (229 \times 1) + (169 \times 0)$$

$$= 121 + 233 + 128 + 229 = 711$$

$$A8 = (121 \times 0) + (120 \times 1) + (101 \times 0) + (158 \times 1) + (128 \times 0) + (141 \times 1) + (229 \times 0) + (169 \times 1) + (219 \times 0)$$

$$= 120 + 158 + 141 + 169 = 588$$

$$A9 = (120 \times 0) + (101 \times 1) + (219 \times 0) + (128 \times 1) + (141 \times 0) + (231 \times 1) + (169 \times 0) + (219 \times 1) + (234 \times 0)$$

$$= 101 + 128 + 231 + 219 = 679$$

Dengan perhitungan di atas, maka didapatkan contoh hasil matriks penelitian ini yang sudah diproses pada *convolutional layer* yaitu :

$$\begin{bmatrix} 651 & 523 & 675 \\ 602 & 464 & 601 \\ 711 & 588 & 679 \end{bmatrix}$$

3.2.4 Image Classifier

Image classifier merupakan proses mesin mempelajari cara untuk mengklasifikasikan citra buah kakao kedalam kelas-kelas yang sudah ditentukan sebelumnya. Penelitian ini, menggunakan algoritma Faster R-CNN. Proses klasifikasi citra buah kakao menggunakan bantuan *google colab* dan bantuan *framework tensorflow lite*. Dibawah ini merupakan *source code* proses klasifikasi gambar pada *google collab*.

```
model = image_classifier.create(data_train, batch_size=32, epochs=35,
validation_data = data_val)
```

```
model.summary()
```

Code diatas merupakan proses model dalam *image classification*. *Data_train* dan *validation_data* adalah perintah untuk menampilkan data latih dan data validasi yang bertujuan untuk melatih serta mengevaluasi model. *Batch_size* adalah jumlah sampel data yang akan diproses sekaligus dalam satu iterasi ketika melatih model. Pada penelitian ini penulis menggunakan rentang *batch_size* sebesar 32. *Batch_size* 32 dapat membantu model mendapatkan pembaruan bobot dalam satu epoch. *Epoch* merupakan jumlah kali seluruh kumpulan data yang dilakukan selama pelatihan model dalam satu kali iterasi. *Model summary* merupakan perintah untuk menampilkan arsitektur model yang telah dibuat. *Train_data* dan *validation_data* akan mempelajari gambar dan label, apakah sudah sesuai sehingga ketika diberikan gambar yang tidak termasuk ke dalam dataset, model dapat memprediksi label yang sesuai dengan gambar.

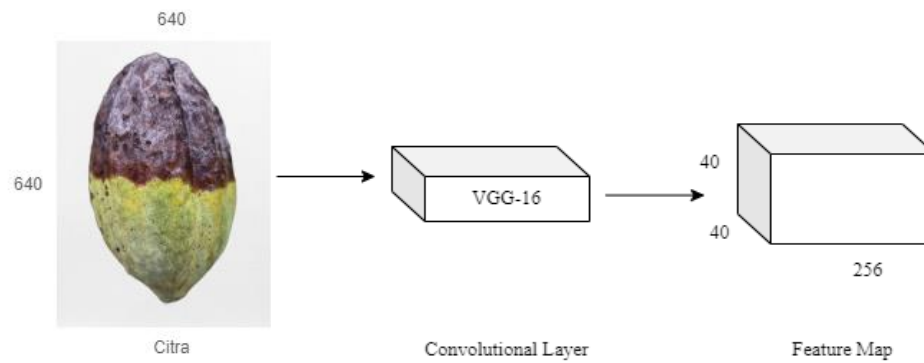
```
loss, accuracy = model.evaluate(test_data)
```

Code ini berfungsi untuk mengevaluasi kinerja dari model yang telah dibangun pada data tes. Setelah kode ini dijalankan nilai *loss* dan *accuracy* akan disimpan dan digunakan untuk mengevaluasi model.

Berikut ini merupakan tahapan proses dari Faster R-CNN.

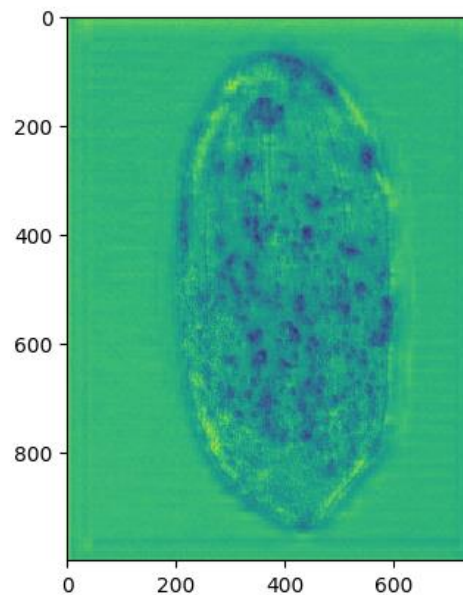
3.2.4.1 Feature Map

Feature Map merupakan keluaran dari proses konvolusi. Proses konvolusi adalah proses perkalian antara nilai *input* dengan *filter*. Melalui *feature map* kita akan mendapatkan informasi mengenai representasi vector dari citra yang diambil. Citra divisualisasikan sebagai height, width dan depth lalu diteruskan ke lapisan tengah dengan menggunakan *CNN* sampai menjadi *convolutional feature map*. Ukuran dimensi gambar pada *feature map* awalnya yaitu 640 x 640 x 3, setelah dilatih menggunakan *VGG16* gambar berubah ukuran menjadi 40 x 40 x 256. Adapun representasi dari feature map dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 3. 11 Feature Map

Adapun representasi citra untuk menampilkan representasi feature map dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 3. 12 Representasi *Feature Map*

3.2.4.2 *Region Proposal Network*

Region Proposal Network akan memproses *feature map* yang dihasilkan setelah tahap yang dilakukan *convolutional layer* dan akan memberikan prediksi kepada citra yang dianggap sebagai objek dan *bounding box* yang akan diprediksi. *RPN* terdiri atas 2 *convolutional layer*. Adapun *layer* pertama berfungsi untuk mendeteksi peletakan objek, sementara *layer* kedua berfungsi untuk memprediksi *bounding box*. Nilai 40 x 40 pada *feature map* dinilai sebagai *anchors*. Penentuan rasio dan ukuran secara spesifik diperlukan untuk setiap *anchors*. Adapun rasio dari *anchors* tersebut adalah

1:1, 1:2, 2:1 dan 128, 256%, 512% untuk ukuran tiga citra. Seluruh *anchors* memiliki $3 \times 3 = 9$ kotak, yang berarti $40 \times 40 \times 9 = 14.400$ kotak pada citra. Dikarenakan jumlah yang terlalu besar maka akan dipilih sebanyak 256 kotak sebagai mini batch.

Berikut ini merupakan gambar representasi dari *RPN* :



Gambar 3. 13 RPN

Pada gambar 3.13, kotak berwarna oranye merupakan *anchors* yang menilai citra sebagai objek kakao. Kotak yang berwarna hijau merupakan *anchors* yang menilai objek bukan merupakan objek kakao yang akan dideteksi. Hasil dari tahap ini akan mendeteksi apakah citra yang dideteksi merupakan objek kakao atau bukan.

3.2.4.3 Region of Interest Pooling

Region of interest (RoI) berfungsi untuk menyeimbangkan ukuran *feature map* RPN dan *region proposal* serta menyampaikan informasi yang dihasilkan oleh *feature map*. Pada *convolutional layer* RoI akan ditautkan menggunakan filter $3 \times 3 \times 512$. Tahapan ini disebut *RoI Pooling*. Area yang disarankan pada proses ini disebut RoI. Sebelum proses klasifikasi dilakukan, objek harus melewati proses *RoI pooling* dan setiap RoI memiliki koordinat dan ukurannya sendiri. Dibawah ini merupakan gambar target kotak *RoI*.



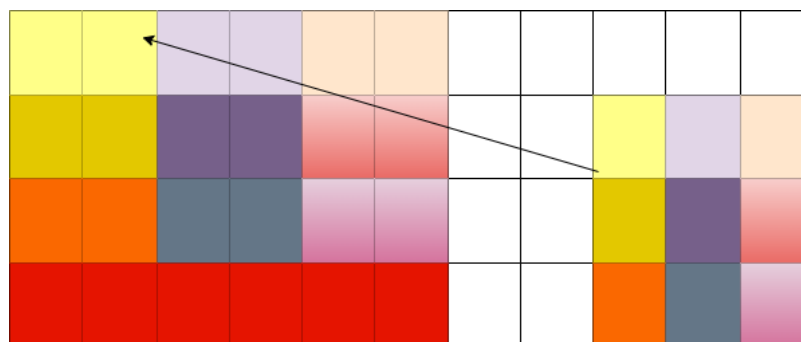
Gambar 3. 14 Target RoI Pooling

Pada gambar 3.14 objek yang ditargetkan oleh RoI berukuran 200 x 145 yang akan dibagi dengan 32 (faktor skala). Adapun perhitungannya adalah sebagai berikut.

Lebar : $200/32 = 6,25$, dibulatkan menjadi 6

Tinggi : $145/32 = 4,53$ dibulatkan menjadi 4

Pada contoh target RoI pooling ukuran RoI adalah 4 x 6 x 512, sehingga harus diubah menjadi ukuran 3 x 3 x 512. Untuk itu ukuran tersebut harus diubah menjadi ukuran tetap *fully connected layer*. Gambar 3.13 dibawah ini merupakan proses *RoI pooling*.



Gambar 3. 15 Proses RoI Pooling

Pada gambar 3.15 ukuran RoI yang sebelumnya 4 x 6 akan melakukan tahap pooling hingga ukurannya berubah menjadi 3 x 3 agar bisa masuk ke *fully connected layer*. *RoI pooling 3x3* akan menghasilkan representasi fitur yang lebih detail dan lebih akurat karena menggunakan area yang lebih besar untuk mengekstraksi

informasi. Penggunaan ROI Pooling $n \times n$ dimana $n=3$ pada (Ren et al., 2017) juga efektif dan stabil dalam pengelolaan komputasi pembelajaran model dalam melakukan klasifikasi suatu objek. Maka dari itu, untuk bisa masuk ke dalam *fully connected layer* memerlukan RoI dengan ukuran 3×3 . Oleh karena itu, ukuran sebelumnya 4×6 akan dibagi 3 supaya mendapatkan nilai sebesar 3×3 . Panjang dan lebar yang tadinya berukuran 6 dan 4 akan dibagi 3, sehingga terdapat nilai panjang dan lebar 2 dan 1. Setelah proses ini selesai, maka data akan digabungkan menjadi sebuah matriks berukuran $3 \times 3 \times 512$. Gambar 3.16 dibawah ini merupakan proses penggabungan data pooling.

0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7					
1	0,2	0,1	0,8	0,3	0,6			0,3	0,5	0,7
0,9	0,8	0,7	0,6	0,5	0,4	→		1	0,8	0,6
								0,9	0,7	0,5

Gambar 3. 16 Proses Penggabungan Data Pooling

Proses penggabungan data yang terdapat pada gambar 3.16 menunjukkan bahwa nilai yang diambil hanya nilai tertinggi pada setiap matriks, sehingga data berubah menjadi satu ukuran saja. Proses penggabungan data ini dilakukan pada seluruh matriks RoI. Adapun hasil akhir proses penggabungan ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini.

	0,3	0,5	0,7
	1	0,8	0,6
	0,9	0,7	0,5

Gambar 3. 17 RoI Pooling 3×3

Gambar diatas merupakan representasi ratusan matriks $3 \times 3 \times 512$ dari hasil RoI Pooling. Feature map yang dihasilkan oleh tahap sebelumnya berbentuk multidimensional array. Sehingga, sebelum masuk pada tahap *Fully Connected Layer*,

Feature Map tersebut akan melalui proses “*flatten*” atau *reshape*. Proses *flatten* menghasilkan sebuah vektor yang akan digunakan sebagai input dari *Fully Connected Layer*. *Fully Connected Layer* memiliki beberapa *hidden layer*, *action function*, *output layer* dan *loss function*. Kemudian hasil dari *fully* akan diaktivasi dengan menggunakan fungsi *softmax*, digunakan fungsi *softmax* karena pada penelitian ini menghasilkan output atau jumlah kelas lebih dari dua, atau biasa disebut dengan *multi-class*. *Softmax* merupakan fungsi aktivasi yang digunakan pada layer output. Layer output memiliki banyak kesamaan dengan *fully-connected layer*, yang membedakan kedua *layer* ini adalah penggunaan fungsi aktivasi *softmax* pada *layer output* dan fungsi aktivasi *ReLU* pada *fully-connected layer*. Setiap model akan menghasilkan klasifikasi objek berupa penyakit buah kakao secara terpisah.

3.2.5 Learned Model

Learned Model merupakan model pembelajaran mesin yang terlatih setelah melewati proses *training* data selesai. Model pembelajaran inilah yang nantinya digunakan pada aplikasi untuk mengklasifikasikan jenis penyakit pada buah kakao. Pada *learned model* terdapat klasifikasi penyakit Antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), Busuk Buah (*Phytophthora palmivora*), Bintik Hitam (*Helopeltis* sp) dan Penggerek Buah Kakao (*Conopomorpha cramerella*).

3.2.6 TFLite Model

Tensorflow lite adalah kerangka kerja untuk model *Tensorflow* yang sering dipakai untuk kompresi model diperangkat *android*. *Tensorflow lite* akan digunakan untuk mengubah model yang disimpan pada tahap sebelumnya. Setelah model dikonversi ke dalam *TFLite model*, ukuran *biner* pada model berkurang sehingga data tersebut dapat masuk ke system *android*.

3.2.7 Proses Training

Proses *training* atau proses pelatihan adalah tahapan untuk mempelajari system pada input data agar dapat mengeluarkan keputusan sesuai dengan yang diharapkan dengan menggunakan metode dari *machine learning*. Hasil dari proses ini kemudian akan digunakan untuk proses *testing*. Pada proses ini, digunakan data *training* dan *validation*. Proses *training* ini membagi data *input* menjadi 3 bagian, yaitu data *training*, *validation* dan *testing*.

- *Data Training*

Data *training* adalah data yang digunakan untuk melatih atau mengajar model dalam konteks pembelajaran mesin. Jumlah dataset yang digunakan untuk data *training* sebanyak 800 citra.

- *Data Validation*

Data *validation* adalah data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model selama proses pelatihan. Data *validation* juga dipakai untuk memastikan bahwa model tidak *overfitting* ketika data *training*. Pada penelitian ini, data validasi yang digunakan sebanyak 100 citra.

- *Data Testing*

Data *testing* adalah data yang akan dipakai untuk mengevaluasi kinerja model setelah selesai *training* dan *validation*, dikarenakan data ini belum pernah dilihat sebelumnya oleh model. Pada penelitian ini digunakan 100 data untuk *testing*.

3.2.8 Proses *Testing*

Proses *testing* data merupakan proses untuk menguji seberapa baik sistem dapat mengenali klasifikasi jenis penyakit buah kakao dengan memasukkan citra buah kakao yang belum pernah di *input* sebelumnya. Proses ini nantinya akan menunjukkan seberapa tinggi pemahaman sistem untuk mengklasifikasikan jenis penyakit pada buah kakao, hal ini dapat dibuktikan dari nilai akurasi *testing* data. Proses *testing* data ini menguji algoritma *Faster R-CNN* dalam sistem klasifikasi jenis penyakit buah kakao. Model yang sudah ditentukan jumlahnya untuk pengujian data akan melewati beberapa tahapan yang ada pada algoritma *Faster R-CNN*.

3.2.9 *Output*

Output adalah hasil akhir dari sistem yang telah dibuat berisikan hasil informasi jenis penyakit buah kakao yaitu Antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), Busuk Buah (*Phytophthora palmivora*), Bintik Hitam (*Helopeltis* sp) dan Penggerek Buah Kakao (*Conopomorpha cramerella*).

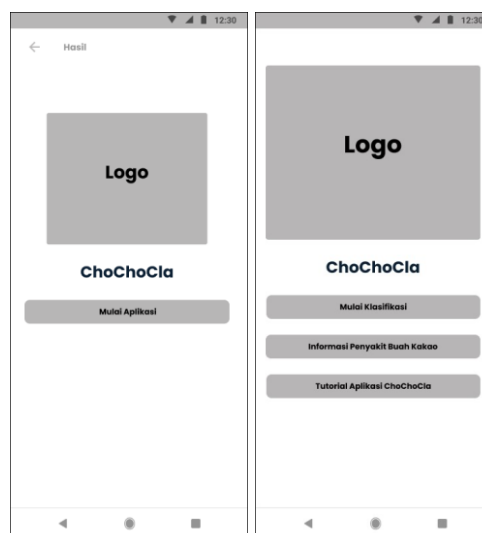
3.3 Perancangan Antarmuka Sistem

Perancangan antarmuka pengguna sistem merupakan langkah yang menampilkan dan menjelaskan desain layar dari sistem aplikasi klasifikasi penyakit buah kakao. Tujuan

dari langkah ini adalah memberikan gambaran mengenai desain aplikasi dan memudahkan pengguna dalam memahami dan membangun aplikasi. Aplikasi ini diberi nama ChoChoCla. Pemberian nama ini sesuai dengan tujuan aplikasi yaitu mengklasifikasikan jenis penyakit pada buah kakao. Pada aplikasi ini, terdapat 4 halaman menu yaitu halaman awal, halaman tutorial aplikasi, halaman informasi penyakit kakao dan cara menangani penyakit, dan halaman klasifikasi jenis penyakit buah kakao.

3.3.1 Rancangan Tampilan Halaman Awal

Pada halaman ini, aplikasi akan menampilkan logo aplikasi dan terdapat tombol mulai. Setelah itu, halaman selanjutnya akan menampilkan tombol mulai klasifikasi, tutorial klasifikasi dan informasi. Untuk rancangan tampilan halaman awal dapat dilihat pada gambar 3.18 dibawah ini.



Gambar 3. 18 Rancangan Tampilan Halaman Awal

3.3.2 Rancangan Tampilan Klasifikasi

Halaman ini merupakan halaman untuk mengklasifikasikan jenis penyakit buah kakao dimana nantinya pengguna akan mengambil foto buah kakao yang akan diklasifikasikan jenis penyakitnya. Halaman utama akan terbuka jika pengguna menekan *button* “mulai klasifikasi” pada halaman *splashscreen*. Pada halaman ini pengguna akan diminta untuk memilih gambar buah kakao dari galeri atau mengambil langsung dari kamera untuk diklasifikasikan jenis penyakitnya. Rancangan halaman utama terdapat pada gambar 3.19 di bawah ini.



Gambar 3. 19 Rancangan Halaman Klasifikasi

3.3.3 Rancangan Tampilan Hasil Klasifikasi

Halaman ini akan menampilkan informasi penyakit buah kakao dari hasil gambar yang di proses pada halaman utama.



Gambar 3. 20 Rancangan Halaman Hasil Klasifikasi

3.3.4 Rancangan Tampilan Tutorial Penggunaan Aplikasi

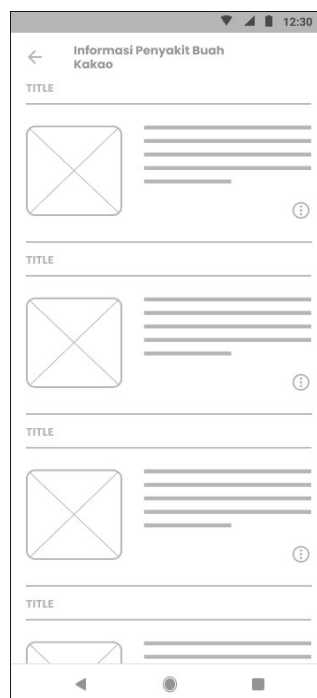
Halaman ini berisikan informasi yang memudahkan pengguna untuk mengetahui tata cara penggunaan aplikasi. Tata cara ini dituliskan dalam bentuk kalimat. Rancangan tampilan tutorial penggunaan aplikasi ini, dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 3. 21 Rancangan Tampilan Tutorial Aplikasi

3.3.5 Rancangan Tampilan Informasi Penyakit Buah Kakao

Halaman ini berisikan informasi penyakit buah kakao yang akan diklasifikasikan berdasarkan dan dirampungkan menjadi 4 penyakit. Rancangan halaman ini, dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 3. 22 Rancangan Tampilan Informasi Penyakit Buah Kakao

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1 Implementasi Sistem

Implementasi sistem pada aplikasi klasifikasi penyakit buah kakao menggunakan algoritma *Faster R-CNN* membutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak dalam proses pembuatannya. Adapun perangkat yang digunakan antara lain :

4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

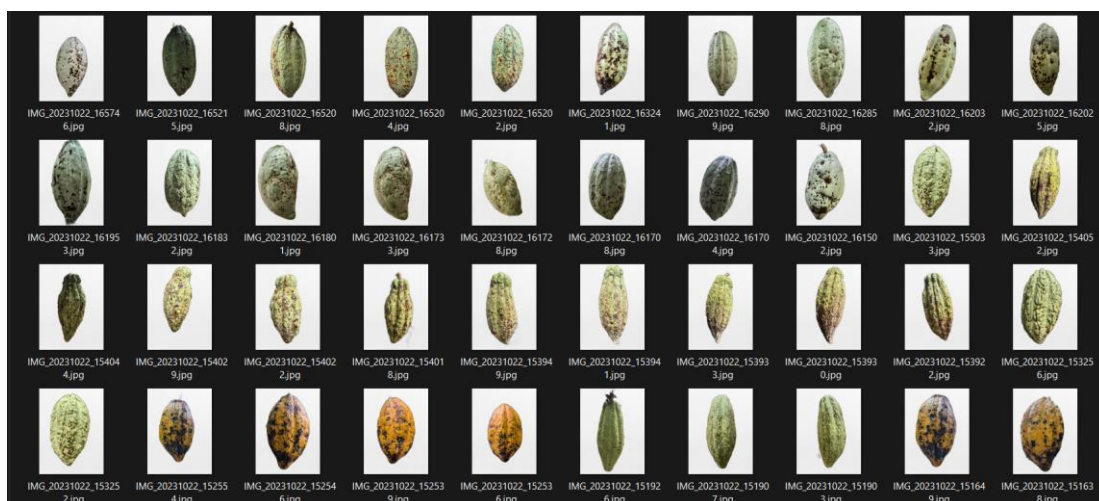
1. Laptop MSI GL63 8RC
2. Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU @ 2.20GHz 2.20 GHz
3. *Storage HDD 512 GB dan SSD 256 GB*
4. RAM 12GB
5. Sistem operasi *Windows 11 Home Single Language*
6. Android Studio
7. *Google Colab Notebooks*
8. *Tensorflow Lite*
9. *Node JS 20.9.0*

4.2 Implementasi Data

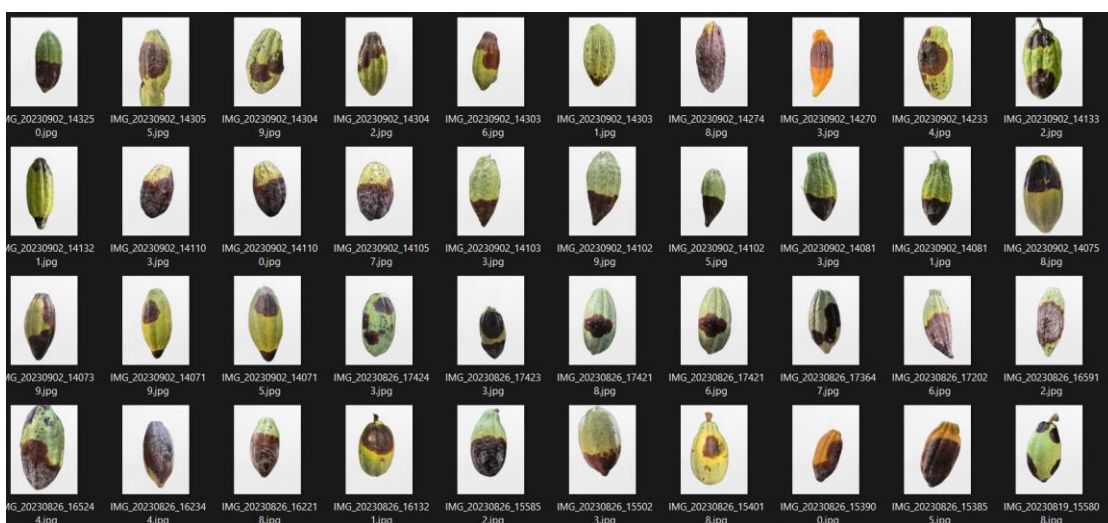
Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data diperoleh langsung dari lahan perkebunan buah kakao berlokasi di Desa Parongil, Kecamatan Silima Punga Punga, Kabupaten Dairi dan *platform open dataset yaitu Kaggle* dengan pengklasifikasian jenis penyakit yaitu Antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), Busuk Buah (*Phytophthora palmivora*), Bintik Hitam (*Helopeltis sp*) dan Penggerek Buah Kakao (*Conopomorpha cramerella*). Data diambil dengan menggunakan kamera *smartphone* dengan resolusi 108 MP. Jumlah data yang diambil sebanyak 1000 data dengan pembagian 250 data Antraknose, 250 data Bintik Hitam, 250 data Busuk Buah, dan 250 data Penggerek buah kakao. dalam rentan waktu 2 bulan dengan 6 kali pengambilan dalam waktu berbeda. Adapun beberapa contoh data pada masing-masing mutu dapat dilihat pada gambar 4.1, 4.2, 4.3 dan 4.4.



Gambar 4. 1 Data Antraknose



Gambar 4. 2 Data Bintik Hitam



Gambar 4. 3 Data Busuk Buah

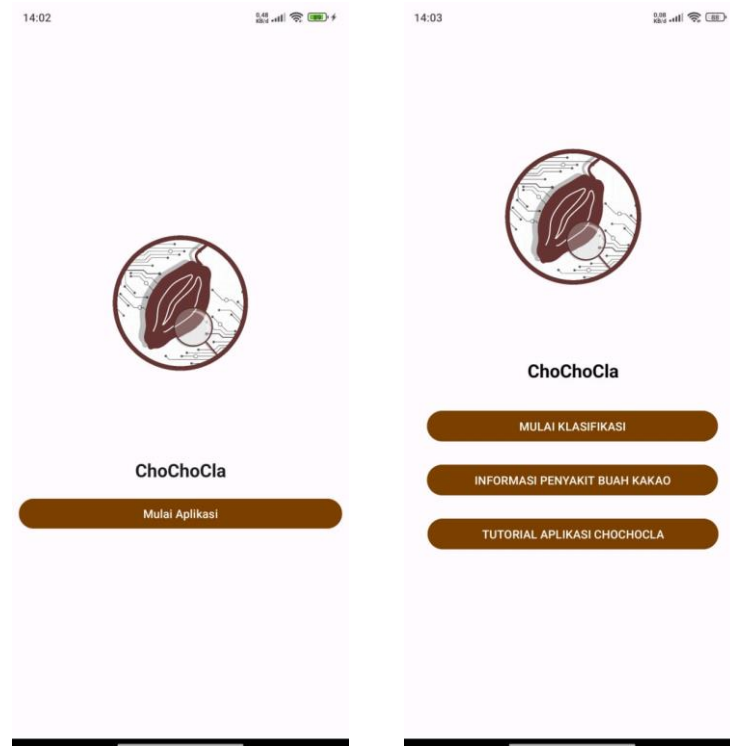


Gambar 4. 4 Data Penggerek Buah Kakao

4.3 Implementasi Perancangan Antarmuka

1. Tampilan Halaman Awal

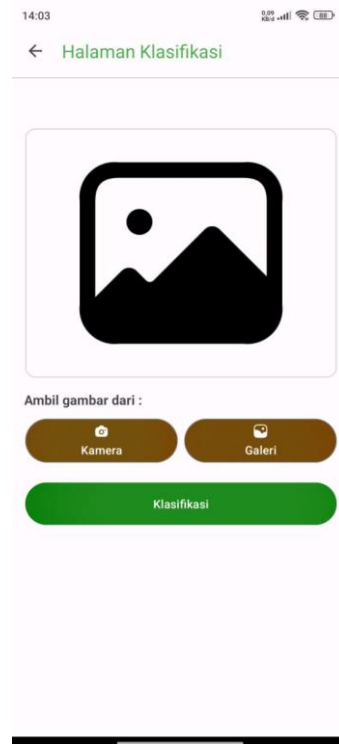
Sistem diimplementasikan berbasis *mobile*. Tampilan awal pada aplikasi ini akan menampilkan logo dari aplikasi yang diberi nama “ChoChoCla”. Logo ini melambangkan klasifikasi jenis penyakit pada buah kakao. Di bawah logo terdapat tombol “Mulai Aplikasi”. Setelah tombol mulai ditekan pengguna akan diarahkan ke halaman selanjutnya. Setelah itu terdapat 3 tombol yang dapat dipilih oleh pengguna. Tombol “Mulai Klasifikasi” merupakan tombol yang akan mengarahkan pengguna ke halaman beranda aplikasi, tombol “Informasi Penyakit Buah Kakao” akan mengarahkan pengguna ke halaman informasi penyakit buah kakao dan tombol “Tutorial Aplikasi” jika ditekan akan membawa pengguna ke halaman tutorial aplikasi. Tampilan *Splashscreen* dapat dilihat pada gambar 4.5 di bawah ini.



Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Awal

2. Tampilan Halaman Klasifikasi

Tampilan halaman klasifikasi merupakan halaman yang akan ditampilkan ketika pengguna menekan tombol “Mulai Klasifikasi”. Pada halaman ini pengguna akan melakukan klasifikasi data. Pengguna memiliki kebebasan untuk memilih cara pengambilan gambar objek buah kakao, yang dapat dilakukan dengan memilih opsi "galeri" untuk mengambil gambar dari koleksi galeri *smartphone* mereka. Selain itu, pengguna juga dapat memilih opsi kamera apabila mereka ingin mengambil gambar secara langsung melalui fungsi kamera *smartphone*. Setelah pengguna memilih metode pengambilan gambar, maka gambar tersebut akan ditampilkan pada form. Tampilan halaman klasifikasi terdapat pada gambar 4.6 di bawah ini.



Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Klasifikasi

3. Tampilan Halaman Hasil

Halaman hasil akan ditampilkan ketika pengguna menekan tombol klasifikasi. Pada halaman ini, terdapat keterangan penyakit dari citra buah kakao yang telah di input. Hasil yang ditampilkan berupa gambar, keterangan penyakit buah kakao yaitu Antraknose, Bintik Hitam, Busuk Buah, dan Penggerek Buah Kakao. Dibawah keterangan hasil klasifikasi, terdapat tombol informasi penyakit buah kakaodan tombol input ulang. Tampilan halaman hasil dapat dilihat pada gambar 4.7 berikut.



Gambar 4. 7 Tampilan Halaman Hasil

4. Tampilan Halaman Tutorial Aplikasi

Halaman ini berisikan informasi tata cara menggunakan aplikasi ChoChoCla. Tutorial ini dituliskan dalam bentuk kalimat. Pengguna dapat melihat halaman ini ketika menekan tombol “Tutorial Aplikasi” yang terdapat pada halaman awal. Halaman tutorial aplikasi dapat dilihat pada gambar 4.8.



Gambar 4. 8 Tampilan Halaman Tutorial

5. Tampilan Halaman Informasi Penyakit Buah Kakao

Halaman informasi penyakit buah kakao berisikan informasi mengenai buah kakao berdasarkan penyakitnya. Halaman ini didapat setelah pengguna mengklik tombol “Informasi Penyakit Buah Kakao” pada halaman utama dan pada halaman klasifikasi. Tampilan halaman ini dapat dilihat pada gambar 4.9.



Gambar 4. 9 Tampilan Halaman Informasi Penyakit Buah Kakao

4.4 Prosedur Operasional

Pada tahap ini, terdapat panduan mengenai penggunaan sistem yang telah dibuat. Ketika aplikasi dibuka, layar awal akan menampilkan splash screen yang berisi informasi tentang aplikasi, beserta beberapa tombol yang memungkinkan pengguna untuk menjelajahi fitur-fitur aplikasi. Pada halaman utama, setelah menekan tombol "Mulai Aplikasi," pengguna diberikan opsi untuk memilih sumber gambar yang akan diklasifikasikan. Jika pengguna sudah memiliki gambar yang disimpan di galeri, mereka dapat memilih opsi galeri. Selain itu, ada pilihan untuk mengambil gambar secara langsung melalui tombol kamera. Setelah citra kakao dimasukkan, pengguna dapat menginisiasi proses klasifikasi penyakit buah kakao dengan menekan tombol proses.

Dalam aplikasi ini, pengguna diberikan kemudahan dengan adanya panduan penggunaan melalui fitur tutorial. Untuk mengakses halaman tutorial, pengguna dapat mengeklik opsi "Tutorial Aplikasi" yang terdapat pada layar awal aplikasi. Selain itu, informasi terkait jenis penyakit buah kakao juga tersedia dan dapat diakses melalui halaman informasi penyakit buah kakao.

4.5 Pelatihan Sistem

Pelatihan sistem dilakukan dengan menggunakan data sebanyak 3600 data buah kakao yang terdiri dari 4 kelas setelah melewati proses augmentasi. Pada pelatihan sistem ini, sudah dilakukan 3 kali proses pelatihan sistem dengan jumlah epoch dan batch_size yang berbeda. Pelatihan sistem pertama menggunakan batch size 16 dengan epoch 20 mendapatkan akurasi sebesar 87%. Setelah itu, dilakukan pelatihan sistem dengan menggunakan batch size 32 dengan epoch 30 mendapatkan kenaikan akurasi sebesar 90%. Setelah itu dilakukan pelatihan sistem dengan batch size yang sama dengan epoch 35 mendapatkan akurasi sebesar 94% . Hal ini di dukung dengan penelitian yang dilakukan oleh (Wasil et al. 2022) menyatakan bahwa nilai epoch sangat mempengaruhi akurasi. Selain itu (Alvereka Kusuma, 2022) mengatakan bahwa semakin besar nilai epoch semakin besar tingkat akurasi. Adapun hasil pengujian yang didapatkan dengan menggunakan batch size 32 dan epoch 35 terdapat pada tabel 4.1.

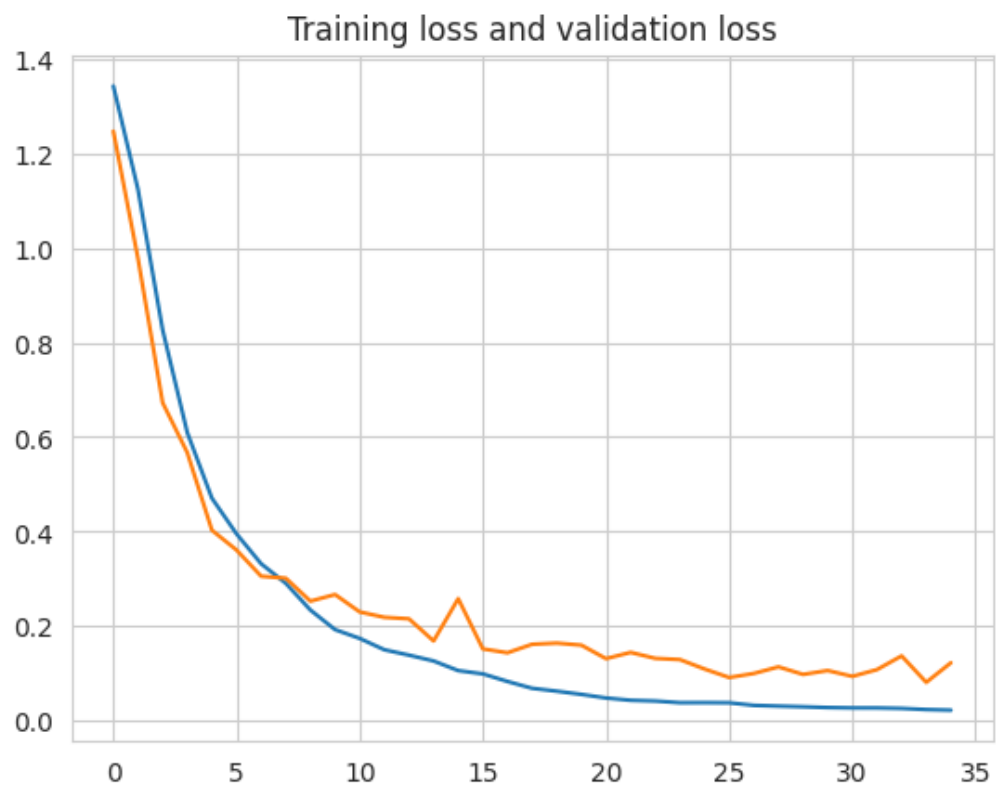
Tabel 4.1 Hasil Pelatihan Model

<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_Loss</i>	<i>Val_Accuracy</i>
1	1.3429	0.3681	1.2472	0.5234
2	1.1242	0.5834	0.9779	0.6484
3	0.8271	0.7153	0.6728	0.7682
4	0.6098	0.7894	0.5672	0.7812
5	0.4707	0.8431	0.4029	0.8672
6	0.3952	0.8775	0.3610	0.8854
7	0.3319	0.8978	0.3056	0.9010
8	0.2906	0.9144	0.3013	0.9062
9	0.2340	0.9312	0.2528	0.9219
10	0.1926	0.9441	0.2668	0.9219
11	0.1740	0.9503	0.2300	0.9245
12	0.1500	0.9503	0.2186	0.9297
13	0.1386	0.9628	0.2155	0.9297
14	0.1262	0.9631	0.1685	0.9479
15	0.1058	0.9731	0.2500	0.9141
16	0.0989	0.9747	0.1518	0.9453

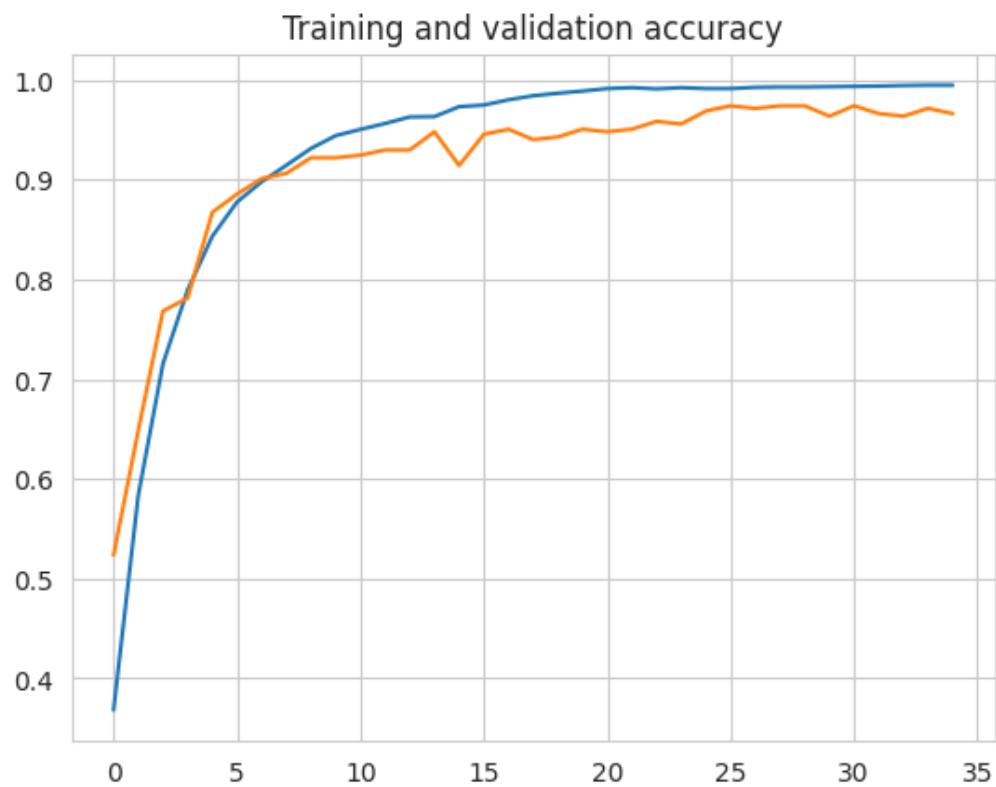
Tabel 4.2 Hasil Pelatihan Model(Lanjutan)

<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_Loss</i>	<i>Val_Accuracy</i>
17	0.0829	0.9800	0.1436	0.9505
18	0.0684	0.9841	0.1616	0.9401
19	0.0623	0.9866	0.1640	0.9427
20	0.0555	0.9887	0.1597	0.9505
21	0.0479	0.9909	0.1312	0.9479
22	0.0430	0.9922	0.1443	0.9505
23	0.0415	0.9909	0.1317	0.9583
24	0.0379	0.9922	0.1291	0.9557
25	0.0380	0.9912	0.1092	0.9688
26	0.0377	0.9912	0.0912	0.9740
27	0.0323	0.9925	0.0998	0.9714
28	0.0307	0.9928	0.1137	0.9740
29	0.0293	0.9928	0.0978	0.9740
30	0.0276	0.9931	0.1060	0.9635
31	0.0269	0.9934	0.0936	0.9740
32	0.0268	0.9937	0.1079	0.9661
33	0.0259	0.9944	0.1370	0.9635
34	0.0234	0.9947	0.0810	0.9714
35	0.0221	0.9947	0.1224	0.9661

Tabel 4.1 yang merupakan hasil pelatihan model yang menggunakan *epoch* sebanyak 35 kali dan nilai *batchsize* 32, menggunakan *optimizer* SGD dengan *learning rate* 0,00001. Selain itu, pada pelatihan model ini digunakan *initializer* *uniform* dan juga *activation relu* guna mendapatkan nilai terbaik dalam menentukan *Loss*, *Accuracy*, *Val_Loss*, dan *Val_Accuracy*.



Gambar 4.10 Grafik *training loss* dan *validation loss*






Gambar 4.11 Grafik *training* dan *validation accuracy*





4.6 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan data sebanyak 100 data buah kakao, yang merupakan 10% dari jumlah data total. Tahap ini dilakukan untuk melihat hasil kinerja dari algoritma *Faster R-CNN* yang sebelumnya sudah dilatih dalam mengklasifikasikan penyakit buah kakao menjadi 4 jenis penyakit. Yaitu penyakit busuk buah (*Phytophthora palmivora*), antraknose (*Colletotrichum gloeosporioides*), bintik hitam (*Helopeltis sp*) dan penggerek buah kakao (*Conopomorpha cramerella*). Tabel 4.2 di bawah ini akan menampilkan hasil uji klasifikasi data pada sistem.





Tabel 4.3 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
1		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar
2		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar
3		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar





Tabel 4.4 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
4		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar
5		Bintik Hitam	Penggerek Buah Kakao	Salah
6		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar
7		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar




Tabel 4.5 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
8		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar
9		Antraknose	Antraknose	Benar
10		Antraknose	Antraknose	Benar
11		Antraknose	Antraknose	Benar





Tabel 4.6 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
12		Antraknose	Antraknose	Benar
13		Antraknose	Antraknose	Benar
14		Antraknose	Antraknose	Benar
15		Antraknose	Antraknose	Benar





Tabel 4.7 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
16		Antraknose	Antraknose	Benar
17		Busuk Buah	Penggerek Buah Kakao	Salah
18		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar
19		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar




Tabel 4.8 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
20		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar
21		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar
22		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar
23		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar

Tabel 4.9 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
24		Penggerek Buah Kakao	Penggerek Buah Kakao	Benar
25		Penggerek Buah Kakao	Penggerek Buah Kakao	`Benar
26		Penggerek Buah Kakao	Penggerek Buah Kakao	Benar
27		Penggerek Buah Kakao	Penggerek Buah Kakao	Benar

Tabel 4.10 Hasil Pengujian Data dan Klasifikasi(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
28		Penggerek Buah Kakao	Penggerek Buah Kakao	Benar
29		Penggerek Buah Kakao	Penggerek Buah Kakao	Benar
30		Penggerek Buah Kakao	Busuk Buah	Salah

Pada tabel 4.2 di atas, terdapat 30 contoh pengujian pada sistem dari keseluruhan hasil uji. Pengujian citra kakao dengan 100 citra buah kakao dapat dilihat di lampiran 1 penelitian. Setelah dilakukannya proses pengujian selanjutnya dilakukan proses evaluasi pada model menggunakan *Confussion Matrix*. Proses ini dilakukan untuk mengukur evaluasi model terhadap kinerja sistem dalam melakukan klasifikasi. Hasil dari *Confussion Matrix* dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 4.11 Hasil Evaluasi Model Menggunakan Confussion Matrix

		Aktual				Total
		Antraknose	Bintik Hitam	Busuk Buah	Penggerek Buah Kako	
Prediksi	Antraknose	25	0	0	0	25
	Bintik Hitam	0	23	0	2	25
	Busuk Buah	0	0	24	1	25
	Penggerek Buah Kakao	0	2	0	23	25
Total		25	25	25	25	100

Hasil evaluasi model menggunakan *confussion matrix* pada tabel 4.3 diatas. menampilkan data uji sebanyak 100 citra serta telah dibagi menjadi 25 citra per kelas penyakit buah kakao. Pada penyakit busuk buah terdapat satu kali kesalahan pada sistem. Hal ini dikarenakan gambar sedikit *blur*, dikarenakan kamera *smartphone* kurang di fokuskan pada saat pengambilan gambar. Selanjutnya, pada saat pengujian sistem untuk penyakit bitnik hitam dan penggerek buah kakao terdapat beberapa kali kesalahan prediksi, di akibatkan jenis penyakit ini memiliki kemiripan.

Dari pengujian citra yang telah dilakukan dihasilkanlah nilai *true positive* (TP), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). Tabel nilai ini dapat dilihat pada tabel 4.5 berikut ini.

Tabel 4.12 Nilai TP, FP dan FN Penyakit Buah Kakao

	True Positive (TP)	False Positive (FP)	False Negative (FN)
Antraknose	25	0	0
Bintik Hitam	23	2	2
Busuk Buah	24	0	1
Penggerek Buah Kakao	23	3	2
Total	95	5	5

Pada tabel di atas menampilkan 95 data yang masuk ke dalam nilai *true positive* yang berarti sistem tersebut dapat mengklasifikasikan penyakit buah kakao dengan benar sebanyak 95 kali. Data pada *false positive* sebanyak 5 data, yang berarti sistem melakukan prediksi data positif padahal sebenarnya data ini adalah data negatif. Pada *false negative* terdapat 5 data yang artinya sistem menghasilkan data negatif padahal sebenarnya data tersebut adalah data positif.

Setelah mendapatkan nilai-nilai tersebut, dapat dihasilkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Adapun perhitungan nilai dari masing-masing tingkat mutu adalah sebagai berikut.

1. Precision

Rumus perhitungan *Precision* dapat dilihat pada Persamaan 2.1

$$Precision \text{ Antraknose} = \frac{25}{25} \times 100\% = 100\%$$

$$Precision \text{ Bintik Hitam} = \frac{23}{25} \times 100\% = 92\%$$

$$Precision \text{ Busuk Buah} = \frac{24}{25} \times 100\% = 96\%$$

$$Precision \text{ Penggerek Buah Kakao} = \frac{23}{25} \times 100\% = 92\%$$

2. Recall

Rumus perhitungan *Recall* dapat dilihat pada Persamaan 2.2

$$Recall \text{ Antraknose} = \frac{25}{25} \times 100\% = 100\%$$

$$Recall \text{ Bintik Hitam} = \frac{23}{25} \times 100\% = 92\%$$

$$Recall \text{ Busuk Buah} = \frac{24}{25} \times 100\% = 96\%$$

$$Recall \text{ Penggerek Buah Kakao} = \frac{23}{25} \times 100\% = 92\%$$

3. F1 – Score

Rumus perhitungan *F1-Score* dapat dilihat pada Persamaan 2.3

$$\begin{aligned}
 F1\text{-Score Antraknose} &= 2 \times \frac{(1 \times 1)}{(1 + 1)} \times 100\% \\
 &= 2 \times \frac{(1)}{(2)} \times 100\% \\
 &= 100\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 F1\text{-Score Bintik Buah} &= 2 \times \frac{(0.92 \times 0.92)}{(0.92 + 0.92)} \times 100\% \\
 &= 2 \times \frac{(0.8464)}{(1.84)} \times 100\% \\
 &= 92\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 F1\text{-Score Busuk Buah} &= 2 \times \frac{(0.96 \times 0.96)}{(0.96 + 0.96)} \times 100\% \\
 &= 2 \times \frac{(0.9216)}{(1.92)} \times 100\% \\
 &= 96\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 F1\text{-Score Penggerek Buah Kakao} &= 2 \times \frac{(0.92 \times 0.92)}{(0.92 + 0.92)} \times 100\% \\
 &= 2 \times \frac{(0.8464)}{(1.84)} \times 100\% \\
 &= 92\%
 \end{aligned}$$

Dari perhitungan di atas dapat ditampilkan nilai-nilai tersebut di dalam tabel di bawah ini.

Tabel 4.13 Nilai Precision, Recall dan F1-Score

	Precision	Recall	F1-Score
Antraknose	100%	100%	100%
Bintik Buah	92%	92%	92%
Busuk Buah	96%	96%	96%
Penggerek Buah Kakao	92%	92%	92%

Berdasarkan uji sistem yang sudah dilakukan pada aplikasi klasifikasi penyakit buah kakao menggunakan metode *Faster Region Convolutional Neural Network*, dihasilkan nilai akurasi sistem melalui perhitungan di bawah ini .

$$Accuracy = \frac{N_{Benar}}{N} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{95}{100} \times 100\%$$

$$= 95\%$$

Berdasarkan nilai perhitungan di atas, dihasilkan nilai akurasi sistem sebesar 95%. Nilai akurasi ini sudah cukup baik walaupun belum terbilang sempurna. Namun, ada beberapa penyebab yang membuat kesalahan klasifikasi pada aplikasi ini yaitu dikarenakan latar belakang citra yang berbeda dengan latar belakang citra yang digunakan sewaktu proses pelatihan data, kualitas dari pencahayaan, dan kamera yang tidak fokus.



Gambar 4. 12 Contoh Citra Tidak Berlatar Belakang

Gambar di atas menunjukkan citra dengan jenis penyakit Antraknose. Saat diuji dalam sistem, citra sebelah kiri dapat terdeteksi dengan benar dan menghasilkan klasifikasi penyakit Antraknose. Namun, ketika citra sebelah kanan diuji, sistem memberikan hasil bahwa buah terkena penyakit Busuk Buah. Kejadian ini terjadi karena warna latar belakang yang mirip dengan warna penyakit busuk buah dalam citra tersebut.

Berikut adalah gambar yang menampilkan contoh data dengan kondisi pencahayaan yang buruk, yang mengakibatkan kesalahan klasifikasi pada sistem.

Citra ini menunjukkan buah kakao yang terinfeksi penyakit busuk buah, namun karena pencahayaan yang kurang optimal dan adanya beberapa butir hitam, sistem mengartikan bahwa sampel tersebut sebenarnya adalah buah kakao yang terkena penyakit bintik hitam.



Gambar 4. 13 Contoh Citra Buah Kakao Pencahayaan Tidak Baik




Adapun hasil klasifikasi citra buah kakao pada gambar 5.1 di atas yang dihasilkan oleh sistem dapat dilihat pada gambar 5.2 di bawah ini.






Gambar 4. 14 Hasil Klasifikasi Citra Yang Memiliki Pencahayaan Tidak Baik


Pada penelitian ini dilakukan 7 kali pengambilan sampel tanpa menggunakan latar berwarna putih. Pada uji sistem ini terdapat 3 kali kesalahan pada pengujian sistem dengan tidak menggunakan latar belakang.

Tabel 4.14 Uji Citra tanpa latar belakang

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
1		Antraknose	Busuk Buah	Salah
2		Antraknose	Antraknose	Benar
3		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar

Tabel 4.15 Uji Citra tanpa latar belakang(Lanjutan)

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
4		Bintik Hitam	Bintik Hitam	Benar
5		Penggerek Buah Kakao	Bintik Hitam	Salah
6		Busuk Buah	Busuk Buah	Benar

No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
7		Antraknose	Bintik Hitam	Salah

Kesalahan sistem dalam mengklasifikasikan beberapa sampel dengan tanpa latar belakang dan dapat dipengaruhi oleh cahaya. Selain itu warna pada latar belakang mempengaruhi kinerja sistem dikarenakan parameter dalam pengenalan penyakit buah kakao ini salah satunya adalah warna dan tekstur dari buah sampel data latih.

Pengujian sistem untuk mengetahui seberapa baik dan sesuai sistem yang dibuat dilakukan terhadap pihak petani, orang-orang yang bekerja pada kebun buah kakao sebagai pengguna utama dari aplikasi “ChoChoCla”, juga kepada orang awam melalui penggunaan aplikasi dan pengisian kuisioner penilaian. Pengujian sistem yang dilakukan meliputi pengujian fitur dari aplikasi.

Adapun fitur dari aplikasi klasifikasi penyakit pada buah kakao terdiri dari :

1. Fitur Klasifikasi Penyakit Kakao
2. Informasi Penyakit Buah Kakao
3. Tutorial Penggunaan Aplikasi ChoChoCla

Teknik pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah survei. Peneliti akan menyebarkan survei berupa kuesioner yang disebarkan kepada pihak umum dan pihak yang berhubungan langsung dengan buah kakao. Kuesioner ini berisi pernyataan- pernyataan yang dibuat dengan *google form*. Penyebaran *link google form* ini dapat dilakukan melalui *whatsapp*, *instagram* maupun media sosial lain yang mendukung penyebaran angket. Jawaban pihak yang telah menjawab/mengisi kuesioner dan menjadi responden akan ter-*input* ke dalam *google drive*.

Populasi dan sampel merupakan bagian yang terpenting dari penelitian. Populasi dan sampel adalah satuan atau kelompok yang mempunyai bentuk atau ciri tertentu dan sengaja dipilih untuk memperoleh informasi yang dapat digunakan dalam suatu

penelitian yang direncanakan (Arfatin dkk, 2021). Populasi dan sampel dalam penelitian ini ditentukan atas berbagai pertimbangan, adapun rinciannya sebagai berikut :

a. Populasi

Populasi diartikan sebagai wilayah generalisasi yang terdiri atas yaitu obyek/subyek yang mempunyai kualitas dan karakteristik tertentu yang ditetapkan oleh peneliti untuk dipelajari dan kemudian kesimpulannya (Sugiyono, 2013). Dalam penelitian ini yang dijadikan populasi adalah pihak umum dan pihak petani, serta orang-orang yang berkaitan langsung dengan buah kakao.

b. Sampel

Adapun teknik sampling yang digunakan adalah teknik *purposive sampling*. Dimana menurut (Fauzy, 2014), *purposive sampling* merupakan metode penentuan sampel yang dilakukan dengan memilih sampel berdasarkan pengetahuan peneliti terkait tujuan atau masalah penelitian. Sampel yang dipilih dianggap sesuai untuk penelitian dan dapat memberikan informasi yang relevan karena mempunyai karakteristik, ciri, kriteria, atau sifat tertentu. Dengan demikian, pengambilan sampelnya dilakukan tidak secara acak. Jenis *purposive sampling* yang digunakan adalah *maximum variation sampling* karena teknik ini melakukan *sampling* pada partisipan dengan beberapa sudut pandang bervariasi, yaitu pihak yang belum mengetahui tentang buah kakao, dan pihak yang mengetahui tentang kakao.

Pihak umum yang terlibat dalam pengujian dan penilaian, yakni:

1. 7 orang pihak umum.
2. 14 orang yang memiliki lahan perkebunan buah kakao.
3. 4 memiliki pekerjaan yang berhubungan dengan buah kakao.

Para pengisi kuisioner diminta untuk mencoba aplikasi “ChoChoCla” dan diminta untuk memberikan penilaian berdasarkan skala *likert* dimana skala *likert* melakukan penilaian dengan skala dari skala 1 (sangat negatif) sampai 5 (sangat positif) dimana menurut Sugiyono (2014), skala *likert* digunakan untuk mengukur

sikap, pendapat dan persepsi seorang atau kelompok orang terhadap sesuatu hal. Penilaian dilakukan pada dua aspek yakni *understandability* dan *functionality* (Ribalta, 2014). Penjelasan aspek *understandability* dan aspek *functionality* adalah sebagai berikut:

a. *Understandability*

Understandability merupakan aspek yang menunjukkan tingkat pemahaman pengguna terhadap *output* yang dikembalikan oleh aplikasi. Adapun terdapat lima skala penilaian yang digunakan aspek *understandability* pada penilaian yakni:

- Skala 1 : menyatakan *output* kembalian aplikasi sangat sulit dipahami.
- Skala 2 : menyatakan *output* kembalian aplikasi sulit dipahami.
- Skala 3 : menyatakan *output* kembalian aplikasi cukup mudah dipahami.
- Skala 4 : menyatakan *output* kembalian aplikasi mudah dipahami.
- Skala 5 : menyatakan *output* kembalian aplikasi sangat mudah dipahami.

b. *Functionality*

Functionality merupakan aspek yang menunjukkan tingkat kegunaan *output* yang dikembalikan oleh fitur aplikasi kepada pengguna. Adapun terdapat lima skala penilaian yang digunakan aspek *functionality* pada penilaian yakni:

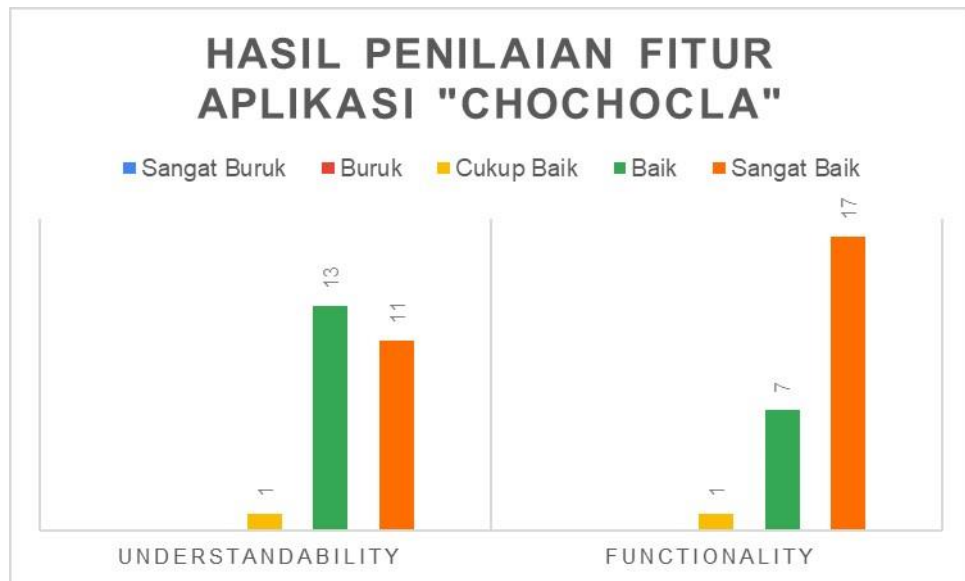
- Skala 1 : menyatakan *output* kembalian aplikasi sangat tidak berguna.
- Skala 2 : menyatakan *output* kembalian aplikasi tidak berguna.
- Skala 3 : menyatakan *output* kembalian aplikasi cukup berguna.
- Skala 4 : menyatakan *output* kembalian aplikasi berguna.
- Skala 5 : menyatakan *output* kembalian aplikasi sangat berguna.

Adapula pertanyaan yang diberikan kepada pengguna untuk melakukan penilaian fitur aplikasi “ChoChoCla” yang dinilai dari aspek *understandability* dan *functionality* adalah sebagai berikut:

1. Pertanyaan penilaian fitur berdasarkan aspek *understandability*, yakni:

- a) Apakah instruksi atau tutorial penggunaan aplikasi "ChoChoCla" berguna?
 - b) Apakah informasi yang diberikan aplikasi tentang penyakit buah kakao sudah informatif?
 - c) Apakah pengguna merasa kesulitan dalam menggunakan aplikasi "ChoChoCla" ?
 - d) Apakah pengguna merasa tertarik dengan tampilan dari aplikasi "ChoChoCla" ?
2. Pertanyaan penilaian fitur berdasarkan aspek *functionality*, yakni:
- a) Apakah instruksi atau tutorial penggunaan aplikasi "ChoChoCla" berguna?
 - b) Apakah fitur pada aplikasi "ChoChoCla" berguna dalam meningkatkan pengetahuan anda tentang jenis penyakit pada buah kakao?
 - c) Apakah aplikasi "ChoChoCla" sudah cukup membantu dalam mengklasifikasikan penyakit pada buah kakao?
 - d) Apakah aplikasi "ChoChoCla" dapat secara efektif digunakan untuk membantu proses penyortiran buah kakao?

Gambar 4.11 menunjukkan hasil penilaian fitur aplikasi “ChoChola” yang dinilai oleh 14 orang yang memiliki hubungan dengan buah kakao, baik pihak yang memiliki lahan perkebunan buah kakao maupun pihak yang memiliki pekerjaan yang berkenaan dengan buah kakao.



Gambar 4. 15 Hasil Penilaian Fitur Aplikasi ChoChoCla

1. Hasil penilaian aspek *understandability* fitur aplikasi oleh pihak yang memiliki lahan perkebunan buah kakao serta bekerja pada kebun kakao dan pihak umum, yaitu 11 orang menyatakan bahwa fitur pada aplikasi sangat informatif dan mudah dipahami, 13 orang menyatakan bahwa aplikasi sudah baik dalam memberikan informasi kepada pengguna, dan 1 orang menyatakan bahwa aplikasi sudah cukup baik dalam memberikan informasi.
2. Hasil penilaian aspek *functionality* fitur aplikasi oleh pihak yang memiliki lahan perkebunan buah kakao serta bekerja pada kebun kakao dan pihak umum, yaitu 17 orang menyatakan bahwa fitur pada aplikasi sangat berguna untuk mengklasifikasikan penyakit pada buah kakao serta sangat efektif jika diimplementasikan, 7 orang menyatakan bahwa aplikasi sudah baik dalam memberikan pengetahuan tentang jenis penyakit buah kakao, dan 1 orang menyatakan bahwa aplikasi sudah cukup baik jika digunakan untuk mengklasifikasikan kematangan buah kakao.

Berdasarkan hasil penilaian fitur aplikasi “ChoChoCla” oleh 25 orang pihak petani buah kakao serta pihak umum menggunakan skala *likert* dan didasarkan pada dua aspek yakni aspek *understandability* dan aspek *functionality* terhadap fitur pada

aplikasi “ChoChoCla”, Dapat disimpulkan bahwa aplikasi yang dihasilkan pada penelitian ini memiliki kemudahan pemahaman dan fungsionalitas yang baik.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan yakni sebagai berikut:

1. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini berupa Algoritma Faster Regional Convolutional Neural Network dapat digunakan serta mampu untuk mengklasifikasikan jenis penyakit pada buah kakao.
2. Algoritma Faster R-CNN yang diterapkan untuk mengklasifikasikan penyakit buah kakao menghasilkan sistem dengan performa yang cukup memuaskan dan mendapatkan tingkat akurasi sebesar 95%.
3. Ukuran dari batch size dan epochs yang tepat dapat mengurangi nilai loss dan menaikkan nilai akurasi sehingga berpengaruh terhadap keberhasilan sistem dalam mengidentifikasi penyakit buah kakao.
4. Kesalahan sistem dalam klasifikasi disebabkan oleh tidak adanya latar belakang pada gambar dan dipengaruhi oleh cahaya pada citra buah kakao .

5.2 Saran

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih perlu untuk dikembangkan. Untuk itu adapun beberapa saran pada penelitian selanjutnya yaitu:

1. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dibangun sebuah sistem klasifikasi jenis penyakit kakao secara *real time*.
2. Pada penelitian selanjutnya diharapkan untuk menambahkan variasi penyakit buah kakao agar dapat meningkatkan kemampuan metode Faster R-CNN dalam mengklasifikasikan objek.
3. Diharapkan untuk dapat menambahkan variasi data training serta jumlah data yang lebih banyak guna menambahkan ciri dan perbedaan yang lebih bervariasi.
4. Diharapkan pada penelitian selanjutnya sistem tidak hanya mampu mendeteksi satu jenis penyakit, tetapi juga mampu mengklasifikasikan beberapa jenis penyakit pada buah kakao.

5. Diharapkan pada penelitian berikutnya menggunakan algoritma selain *Faster R-CNN* dalam proses klasifikasi jenis penyakit buah kakao, sehingga nilai akurasi klasifikasi dengan algoritma baru dapat dibandingkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aji, F. T. P. (2022). IDENTIFIKASI JENIS PENYAKIT BUAH KAKAO (THEOBROMA CACAO L.) BERBASIS CITRA BUAH MENGGUNAKAN METODE DEEP LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN).
- Alim, S., Lestari, P. P., & Rusliyawati, R. (2020). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kakao Menggunakan Metode Certainty Factor Pada Kelompok Tani Pt Olam Indonesia (Cocoa) Cabang Lampung. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 1(1), 26. <https://doi.org/10.33365/jdmsi.v1i1.798>
- Basri, Tamin, R., Karim, H. A., Indrabayu, & Areni, I. S. (2020). Mobile image processing application for cacao's fruits pest and disease attack using deep learning algorithm. *ICIC Express Letters*, 14(10), 1025–1032. <https://doi.org/10.24507/icicel.14.10.1025>
- Bulandari, S. (2016). Pengaruh Produksi Kakao Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Kabupaten Kolaka Utara. *Laboratorium Penelitian Dan Pengembangan FARMAKA TROPIS Fakultas Farmasi Universitas Mulawarman, Samarinda, Kalimantan Timur, juli*, 1–85.
- Evizal, R., Prasmatiwi, F. E., Pasaribu, M. C., Ivayani, Wibowo, L., Rahmawati, W., & Karyanto, A. (2018). Competitive and sustainable production of cocoa in Tanggamus, Lampung Province, Indonesia. *Proceeding of ISAE International Seminar*, 705–712.
- Farhanandi, B. W., & Indah, N. K. (2022). Karakteristik Morfologi dan Anatomi Tanaman Kakao (*Theobroma cacao* L.) yang Tumbuh pada Ketinggian Berbeda. *LenteraBio : Berkala Ilmiah Biologi*, 11(2), 310–325. <https://doi.org/10.26740/lenterabio.v11n2.p310-325>
- Fauzy, A. (2014). Konsep Dasar Teori Sampling. *Antimicrobial Agents and Chemotherapy*, 58(12), 7250–7257. <http://arxiv.org/abs/1011.1669><http://dx.doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201><https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1751-8113/44/8/085201><http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25246403><http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=P>

- Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015 Inter*, 1440–1448.
<https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>
- Malik, J. (2021). Klasifikasi penyakit pada buah kakao dengan menggunakan Metode random forest (Doctoral dissertation, Universitas Sumatera Utara).
- Megawan, S., & Lestari, W. S. (2020). Deteksi Spoofing Wajah Menggunakan Faster R-CNN Dengan Arsitektur Resnet50 Pada Video. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(3), 261–267.
<https://www.idiap.ch/dataset/replayattack>.
- Murthy, C. B., Hashmi, M. F., Bokde, N. D., & Geem, Z. W. (2020). Investigations of object detection in images/videos using various deep learning techniques and embedded platforms-A comprehensive review. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(9). <https://doi.org/10.3390/app10093280>
- Nizori, A., Tanjung, O. Y., Ulyarti, U., Arzita, A., Lavlinesia, L., & Ichwan, B. (2021). PENGARUH LAMA FERMENTASI BIJI KAKAO (*Theobroma cacao* L.) TERHADAP SIFAT FISIK, KIMIA DAN ORGANOLEPTIK BUBUK KAKAO. *Jurnal Pangan Dan Agroindustri*, 9(2), 129–138.
<https://doi.org/10.21776/ub.jp.a.2021.009.02.7>
- Nurmuslimah, S. (2016). Implementasi Metode Backpropagation Untuk Mengidentifikasi Jenis Biji Kakao Yang Cacat Berdasarkan Bentuk Biji. *Jurnal Ilmiah NERO, Vol. 2, No(2)*, 91–98.
- Pailus, M. (2022). Pengembangan Model Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi Berbasiskan Faster Rcn. *Jurnal Ilmiah Pertanian*, 2(1), 47–56.
<https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/41487>
- Putra, D. (2010). Pengolahan Citra Digital. Andi.
- Rangkuti, A. (2021). Respon Pertumbuhan Bibit Kakao (*Theobroma Cacao* L) Dengan Pemberian Kotoran Sapi dan Pupuk Cair Mol Bonggol Pisang. *Kumpulan Karya Ilmiah Mahasiswa Fakultas sains dan Tekhnologi*, 1(1), 212-212.
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-Time

- Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 1137–1149.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
- Rizki, Y., Medikawati Taufiq, R., Mukhtar, H., & Putri, D. (2021). Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN. *IT Journal Research and Development*, 5(2), 215–225. [https://doi.org/10.25299/itjrd.2021.vol5\(2\).5831](https://doi.org/10.25299/itjrd.2021.vol5(2).5831)
- Sadya, S. (2023). *Perkebunan Kakao Indonesia Seluas 1,44 Juta Ha pada 2022*. DataIndonesia.Id.
- Sastrahidayat, I. R. (2014). *Penyakit Tanaman Buah-Buahan*. Universitas Brawijaya Press.
- Subhan, M., & Basri, H. (2019). Klasifikasi Mutu Buah Pala (*Myristica Fragrans* Houtt) Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Deep Learning Arsitektur Faster R-CNN. *INTEK: Jurnal Penelitian*, 6(2), 106.
<https://doi.org/10.31963/intek.v6i2.1566>
- Sutarno, & Putri Fauliah, S. (2019). Implementation of learning vector quantization (lvq) algorithm for durian fruit classification using gray level co-occurrence matrix (glcm) parameters. *Journal of Physics: Conference Series*, 1196(1).
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1196/1/012040>
- Utami, A., Dadang, D., Nurmansyah, A., & Loba, I. W. (2017). Tingkat Resistensi *Helopeltis antonii* (Hemiptera: Miridae) pada Tanaman Kakao terhadap Tiga Golongan Insektisida Sintetis. *Jurnal Tanaman Industri Dan Penyegar*, 4(2), 89.
<https://doi.org/10.21082/jtidp.v4n2.2017.p89-98>
- Wasil, M., Harianto, H., & Fathurrahman, F. (2022). Pengaruh Epoch pada Akurasi menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi fashion dan Furniture. *Infotek : Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(1), 53–61.
<https://doi.org/10.29408/jit.v5i1.4393>
- Zulfi, SI., Identifikasi tingkat kesegaran daging sapi lokal menggunakan ekstraksi fitur warna berbasis GUI matlab [skripsi], Bandar Lampung (ID), Universitas Lampung. 2017.