

**DETEKSI MUTU BIJI KOPI MENGGUNAKAN FASTER
REGION CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

LEGI MARIA SILABAN

191402037



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

**DETEKSI MUTU BIJI KOPI MENGGUNAKAN FASTER REGION
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah sarjana
Teknologi Informasi

LEGI MARIA SILABAN

191402037



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

PERSETUJUAN

Judul : DETEKSI MUTU BIJI KOPI
MENGUNAKAN FASTER REGION
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Kategori : SKRIPSI

Nama : LEGI MARIA SILABAN

Nomor Induk Mahasiswa : 191402037

Program Studi : SARJANA (S1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA
UTARA

Medan, 14 Juni 2024

Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2,

Pembimbing 1,



Ivan Jaya S.Si., M. Kom.
NIP. 198407072015041001



Ade Sarah Huzairah, S.Kom., M.Kom
NIP. 198506302018032001

Diketahui/disetujui oleh
Program Studi S1 Teknologi Informasi
Ketua,



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

PERNYATAAN**DETEKSI MUTU BIJI KOPI MENGGUNAKAN *FASTER REGION
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*****SKRIPSI**

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

Medan, 14 Juni 2024



Legi Maria Silaban

191402037

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur penulis ucapkan kehadiran Tuhan Yang Maha Esa, atas kasih dan karuniaNya penulis dapat menyelesaikan skripsi sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada program studi S1 Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Penulis juga mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada semua pihak atas dukungan, bantuan, serta doa yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Tuhan Yesus Kristus yang selalu memberikan kemudahan, kekuatan serta berkat yang melimpah sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
2. Keluarga penulis, Ayah Dohara Silaban, Mama Meriana Sihombing dan Delima Aritonang, Kakek Sabar Silaban, Nenek Muaramina Pasaribu dan Tante Masta Silaban yang selalu mendukung dan mendoakan serta memberikan nasihat, dorongan dan semangat dalam proses perkuliahan dan penyelesaian skripsi, begitu juga dengan Kakak penulis Tioman Silaban, Abang ipar penulis Rano Purba , serta adik-adik penulis yang terkasih Wahyudi Silaban, Dani Yosep Vinaldo Silaban, Jose Maniur Silaban, Ro Rejeki Silaban, Zio Silaban dan Justin Purba yang senantiasa memberikan doa dan dukungan serta menjadi tempat penulis untuk bercerita dan berkeluh kesah.
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. Ibu Ade Sarah Huzaifah, S.Kom, M.Kom dan Bapak Ivan Jaya, S.Si., 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. Ibu Sarah Purnamawati S.T., MSc. dan Ibu Fanindia Purnamasari, S.Ti, M.IT selaku dosen pembimbing 1 dan 2 penulis yang telah memberikan kritik dan saran dalam penyempurnaan skripsi ini.
7. Seluruh Dosen, Staff dan Pegawai Program Studi S1 Teknologi Informasi yang

telah memberikan manfaat bagi penulis serta membantu proses perkuliahan penulis.

8. Grace Ogestin Pasaribu, Sheren Alvionita Siahaan, Suryana Meisarah Zaini Sinaga, Sinthia Audrey Sihombing, Godblessus Siamremare dan Jogiana Simangunsong selaku teman seperjuangan penulis dalam perjalanan perkuliahan sampai menyelesaikan skripsi.
9. Via Pasaribu, Rame Purba, Sandrina Siburian, Ayu Simanullang, Sonia Purba, Midesla Manalu, Loika Purba, Epri Purba, Tolhas Silaban, Arjuna Pane, Riko Situmorang, Jona Simanullang, Lira Lumban Gaol, Elsa Siburian, dan teman – teman IMHU lainnya yang namanya tidak dapat disebutkan satu persatu selaku sahabat penulis yang selalu ada dalam suka maupun duka.
10. Kerabat Oloan Simamora terkasih yang selalu menjadi tempat bertukar pikiran, mendengarkan keluh kesah, menguatkan, mendoakan, dan selalu memberikan semangat kepada penulis sampai dengan selesainya skripsi ini.
11. Teman-teman angkatan 2019 selaku teman seperjuangan penulis dalam menyelesaikan perkuliahan.
12. Kepada senior dan junior lainnya yang namanya tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan semangat dan saran dalam masa kuliah dan dalam menyelesaikan penulisan tugas akhir.

Penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan dalam penulisan skripsi ini, oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan untuk penyempurnaan skripsi ini.

Medan, 14 Juni 2024

Penulis,



Legi Maria Silaban

191402037

ABSTRAK

Kopi memiliki peran penting dalam perdagangan internasional. Harga biji kopi tergantung pada kualitasnya, yang memiliki korelasi langsung dengan cita rasa kopi tersebut. Adanya ketetapan penentuan kualitas biji kopi berdasarkan harga dapat dideteksi kualitasnya berdasarkan warna dan tekstur biji kopi. Penelitian ini menghasilkan sebuah system yang dapat mendeteksi kualitas biji kopi dengan melihat warna dan tekstur. Kualitas biji kopi tersebut menggunakan metode *Faster Regional Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)*. kemudian di bagi atas tiga tingkatan yaitu mutu A, mutu B, dan mutu C. Mutu A pada penelitian ini merupakan jenis biji kopi dengan nilai jual harga tinggi, mutu B merupakan jenis biji kopi dengan nilai jual harga menengah dan mutu C merupakan jenis biji kopi dengan nilai jual harga rendah . Adapun data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 600 data yang kemudian dibagi menjadi 420 data training dan 60 data validasi serta 120 data testing. Setelah dilakukan pengujian, penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 91,6 % . Berdasarkan nilai akurasi yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa sistem yang dibangun dengan menggunakan metode *Faster Regional Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)* sudah baik dalam mendeteksi mutu pada biji kopi.

Kata Kunci : Biji Kopi, Mutu Biji Kopi, Citra Digital, Faster RCNN

DETECTION COFFEE BEAN QUALITY USING FASTER REGION CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

ABSTRACT

Coffee has an important role in international trade. The price of coffee beans depends on their quality, which has a direct correlation with the taste of the coffee. There are provisions for determining the quality of coffee beans based on price. The quality can be detected based on the color and texture of the coffee beans. This research produces a system that can detect the quality of coffee beans by looking at color and texture. The quality of the coffee beans uses the Faster Regional Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) method. then divided into three levels, namely quality A, quality B, and quality C. Quality A in this study is a type of coffee bean with a high selling price, quality B is a type of coffee bean with a medium selling price and quality C is a type of coffee bean with a low selling price. The data used in this research amounted to 600 data which was then divided into 420 training data, 60 validation data and 120 testing data. After testing, this research resulted in an accuracy of 91.6%. Based on the accuracy values obtained, it can be concluded that the system built using the Faster Regional Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) method is good at detecting the quality of coffee beans.

Keywords: Coffee, Coffee Quality, Digital Image, Faster R-CNN

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	iii
PERNYATAAN	iv
UCAPAN TERIMA KASIH	v
ABSTRAK	vii
<i>ABSTRACT</i>	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	6
2.1 Biji Kopi	6
2.2 Kualitas Biji Kopi	7
2.2.1 Biji Kopi Mutu A	8
2.2.2 Biji Kopi Mutu B	8
2.2.3 Biji Kopi Mutu C	8
2.4.1. Citra biner (monokrom)	10
2.4.2. Citra grayscale (skala keabuan)	10
2.4.3. Citra warna (true color)	10
2.6 Convolutional Neural Network	11
2.7 Region Convolutional Neural Network	12
2.8 Fast Region Convolutional Network	13

2.9 Faster Region Convolutional Neural Network	13
2.10 Android Studio	15
2.11 Python	15
2.13 Keras	16
2.14 Confussion Matrix	16
1. Accuracy	17
2. Precission	17
3. Recall	17
4. F1-Score	17
2.15 Penelitian Terdahulu	17
2.16 Perbedaan Penelitian	21
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	23
3.1 Data yang Digunakan	23
3.2.1 <i>Image acquistion</i>	25
3.2.2 <i>Image pre-processing</i>	25
3.2.3 <i>Feature extraction</i>	28
3.2.4 <i>Image classifier</i>	31
3.2.5 <i>Learned model</i>	35
3.2.6 <i>TFLite model</i>	35
3.2.7 Proses <i>training</i>	35
3.2.8 Proses <i>testing</i>	36
3.3 Perancangan Antarmuka Sistem	36
3.3.1 Rancangan tampilan halaman awal	36
3.3.2 Rancangan tampilan deteksi	37
3.3.3 Rancangan tampilan tutorial penggunaan aplikasi	38
3.3.4 Rancangan tampilan informasi mutu biji kopi	38
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	39
4.1 Implementasi Sistem	39
4.1.1 Perangkat keras dan perangkat lunak	39
4.2 Implementasi Data	39
4.3 Implementasi Perancangan Antarmuka	41
4.3.1 Tampilan halaman awal	41
4.3.2 Tampilan halaman deteksi	41
4.3.3 Tampilan halaman hasil	42

4.3.4 Tampilan halaman tutorial aplikasi	43
4.3.5 Tampilan Halaman Informasi Mutu Biji Kopi	43
4.4 Prosedur Operasional	44
4.5 Pelatihan Sistem	44
4.6 Pengujian Sistem	47
1. <i>Precision</i>	58
2. <i>Recall</i>	58
3. <i>F1 – Score</i>	59
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	61
5.1 Kesimpulan	61
5.2 Saran	61
DAFTAR PUSTAKA	59

DAFTAR TABEL

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu	18
Tabel 3.1 Jumlah Data Training, Validation dan Testing	24
Tabel 4.1 Hasil Uji Model Pertama	44
Tabel 4.2 Hasil Uji Model Kedua	45
Tabel 4.3 Hasil Uji Model Ketiga	46
Tabel 4.4 Hasil Uji Model Keempat	47
Tabel 4.5 Pengujian Berdasarkan Intensitas Cahaya	48
Tabel 4.6 Pengujian Berdasarkan Jarak Kamera	49
Tabel 4.7 Hasil Pengujian Data dan Deteksi Berbagai Mutu	51
Tabel 4.8 Hasil Pengujian Data dan Deteksi	52
Tabel 4.9 Hasil Evaluasi Model Menggunakan Confussion Matrix	57
Tabel 4.10 Nilai TP, FP dan Mutu Biji Kopi	58
Tabel 4.11 Nilai Precission, Recall dan F1-Score	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Biji Kopi Arabika	6
Gambar 2.2 Biji Kopi Mutu A	8
Gambar 2.3 Biji Kopi Mutu B	8
Gambar 2.4 Biji Kopi Mutu C	9
Gambar 2.6 Contoh Citra Biner (Sumber: majalahguru.net)	10
Gambar 2.7 Contoh Citra Grayscale (Sumber: majalahguru.net)	10
Gambar 2.8 Contoh Citra Warna (Sumber: majalahguru.net)	11
Gambar 2.9 Cara Kerja CNN (Qolbyatu Lina, 2019)	12
Gambar 2.10 Arsitektur R-CNN Untuk Segmentasi Gambar	12
Gambar 2.11 Arsitektur Umum Fast RCNN (Sumber: medium)	13
Gambar 3.1 Contoh Data Gambar yang Digunakan	23
Gambar 3.2 Arsitektur Umum	25
Gambar 3.3 Proses pembuatan label pada dataset	26
Gambar 3.4 Proses Resizing	26
Gambar 3.5 Gambar Sebelum dan Setelah Resizing	27
Gambar 3.6 Proses Augmentasi Dataset	27
Gambar 3.7 Sebelum Dan Sesudah Flip Kiri Kanan	28
Gambar 3.8 Sebelum Dan Sesudah Rotasi 90 Derajat	28
Gambar 3.9 Sebelum Dan Sesudah Flip Atas Bawah	28
Gambar 3.10 Feature Map	32
Gambar 3.11 RPN	32
Gambar 3.12 Target RoI Pooling	33
Gambar 3.13 Proses RoI Pooling	34
Gambar 3.14 Proses Penggabungan Data Pooling	34
Gambar 3.15 RoI Pooling 3 X 3	35
Gambar 3.16 Rancangan Tampilan Halaman Awal	37
Gambar 3.17 Rancangan Halaman Deteksi	37
Gambar 3.19 Rancangan Tampilan Tutorial Aplikasi	38
Gambar 3.20 Rancangan Tampilan Informasi Mutu Biji Kopi	38

Gambar 4.1 Data Biji Kopi Mutu A	40
Gambar 4.2 Data Biji Kopi Mutu B	40
Gambar 4.3 Data Biji Kopi Mutu C	40
Gambar 4.4 Tampilan Halaman Awal	41
Gambar 4.5 Tampilan Halaman Deteksi	42
Gambar 4.6 Tampilan Halaman Hasil	42
Gambar 4.7 Tampilan Halaman Tutorial	43
Gambar 4.8 Tampilan Halaman Informasi Mutu Biji Kopi	43

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kopi adalah minuman hasil seduhan biji kopi yang telah disangrai dan dihaluskan menjadi bubuk (Soehardjoepri, et al., 2021). Kopi merupakan salah satu penghasil devisa Indonesia dan memegang peranan penting dalam perkembangan industri perkebunan. Dalam proses bisnis sebuah produk harus memiliki keunggulan yaitu berupa kualitas supaya dapat bertahan dalam dunia persaingan (Ilhamsyah, Rahman, & Istiadi, 2021).

Perkembangan bisnis saat ini sangat berkembang pesat salah satu bentuk usaha yang sedang naik di Indonesia yaitu *coffee shop*. Dalam proses bisnis sebuah produk harus memiliki keunggulan yaitu berupa kualitas supaya dapat bertahan dalam dunia persaingan oleh karena itu sebuah perusahaan harus tetap fokus pada kualitas produk karena ini merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi harga serta keunggulan kopi. Masyarakat cenderung melihat fisik biji kopi sesuai dengan yang ada pada umumnya. Dikarenakan proses panen dari pemetikan sampai dengan sortasi dilakukan secara manual. Keputusan memilih biji kopi secara manual mengalami banyak kendala akibat adanya sifat subjektif dalam pemilihan biji kopi ataupun kurangnya pemahaman ilmu. Oleh karena itu, deteksi sangat penting dilakukan untuk mengetahui kualitas mutu dari biji kopi tersebut. Dalam membuat keputusan menentukan biji kopi berkualitas, perlu adanya sistem yang tepat untuk menganalisis permasalahan tersebut. Sistem pendukung keputusan merupakan suatu solusi yang efektif bagi permasalahan memilih biji kopi yang berkualitas. Teknologi pengolahan citra digital dapat digunakan untuk mendeteksi kualitas biji kopi berdasarkan harga.

Dapat dikatakan bahwa varietas biji kopi merupakan salah satu faktor penting dalam proses penjualan, karena setiap varietas biji kopi memiliki harga dan rasa yang berbeda (Asmara & Heryanto, 2018). Berdasarkan permasalahan tersebut teknik pengolahan citra digital dapat membantu permasalahan tersebut. Teknologi pengolahan

citra digital ialah bidang ilmu yang mempelajari bagaimana membuat citra dibentuk, diolah, dan dianalisis untuk dapat dipahami oleh manusia serta menghasilkan informasi dengan menggunakan gambar 2 dimensi yang kontinu berupa gambar diskrit berdasarkan proses sampling.

Penilaian kualitas biji kopi, merupakan kegiatan yang dilakukan sebelum biji kopi dipasarkan. Saat ini pemeriksaan kualitas biji kopi masih dilakukan secara manual berdasarkan pada penglihatan tenaga ahli dan berpengalaman, yaitu dengan cara mengambil sampel biji kopi secara random kemudian ditentukan kualitasnya. Hal ini memiliki perkembangan teknologi yang semakin pesat dan canggih pada masa sekarang ini telah banyak membantu mempercepat pekerjaan manusia sehari-hari.

Hal ini dapat dibuktikan melalui adanya pengolahan citra digital untuk mengelompokkan biji kopi berdasarkan kategori kualitas (Meylanie et al, 2018) yang berjudul “Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Ekspor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation”. Penelitian tersebut menggunakan 138 data latih dan menghasilkan tingkat akurasi 80%. Selain itu terdapat penelitian lain mengenai penentuan kualitas biji kopi oleh (Rika et al, 2022) dengan judul “Implementasi Metode Linear Discriminant Analysis Untuk Klasifikasi Biji Kopi”. Penelitian yang menggunakan algoritma *Faster R-CNN* dengan judul “Implementasi Metode *Faster R-CNN* Untuk Menentukan Tingkat Kesegaran dan Spesies Pada Ikan Berbasis Android ” oleh (M Rafif Rasyidi, 2021) menghasilkan tingkat akurasi 92%. Dan penelitian yang berjudul “Implementasi Metode *Faster R-CNN* Dalam Klasifikasi Jenis Daging Ayam Beserta Tingkat Kesegarannya Berbasis Android “ oleh (Muhamad Fajar Harahap, 2021) mendapatkan tingkat akurasi 91%.

Penelitian pengklasifikasian biji kopi ini dilakukan berdasarkan ciri warna menggunakan metode klasifikasi *Faster Region Convolutional Neural Network*. *Faster R-CNN* adalah salah satu metode terbaik untuk mengatasi berbagai masalah deteksi objek (Ren, et al. 2016). *Faster R-CNN* adalah teknologi untuk mendeteksi kendaraan atau objek yang mendekati realtime. Keunggulan dari *Faster R-CNN* adalah dapat mengidentifikasi dan mengenali benda atau objek yang kecil (Pratama, 2021).

Dengan didasari oleh latar belakang tersebut serta penelitian-penelitian terdahulu, penulis melakukan sebuah penelitian yang menghasilkan sebuah aplikasi dengan metode deteksi *Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)* untuk membantu masyarakat baik penjual maupun pembeli dalam menentukan kualitas biji kopi berdasarkan warna dan ciri fisik biji kopi. Penelitian ini diberi judul **DETEKSI KUALITAS BIJI KOPI MENGGUNAKAN FASTER REGION CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (FASTER R-CNN)**.

1.2 Rumusan Masalah

Penentuan kualitas pada biji kopi masih terdapat banyak celah terjadinya kesalahan karena masih dilakukan secara manual. Hal ini terjadi karena inkonsisten mata terhadap objek yang terlihat, terutama pada jumlah biji kopi yang cukup banyak. Besarnya jumlah kesalahan pada kopi tersebut, akan berdampak pada tingkat kualitas biji kopi. Oleh karena itu, perlu adanya sistem yang tepat untuk menganalisis permasalahan tersebut yaitu membuat sistem aplikasi yang dapat mendeteksi kualitas biji kopi dengan menggunakan teknik *image processing*.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk mendeteksi kualitas biji kopi melalui citra biji kopi serta dapat membantu konsumen seperti masyarakat atau pengusaha di bidang *coffee shop* yang menggunakan biji kopi untuk dapat membedakan kualitas pada biji kopi tersebut menggunakan metode *Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)*.

1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian lebih terarah dan untuk menghindari penyimpangan dan meluasnya lingkup permasalahan, maka peneliti membuat beberapa batasan masalah, yaitu:

1. Biji kopi yang dijadikan objek penelitian adalah biji kopi arabika pada fase *green bean* saja.
2. Biji kopi tidak tumpang tindih atau bertumpukan satu sama lainnya
3. Gambar yang digunakan berekstensi .jpg dan .jpeg
4. Citra diambil dengan menggunakan kamera smartphone 12 MP
5. Deteksi dilakukan berdasarkan warna dan ciri fisik biji kopi

6. Sisi biji kopi yang menghadap kamera adalah sisi bulat (*round side*)
7. Terdapat 3 tingkatan Deteksi mutu yaitu Mutu A, Mutu B dan Mutu C

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun beberapa manfaat dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Membantu distributor dalam mendeteksi mutu pada biji kopi melalui citra biji kopi.
2. Menjadi implementasi metode *Faster Region Convolutional Neural Network* dalam mendeteksi biji kopi berdasarkan citra biji kopi.
3. Menjadi bahan pembelajaran dan referensi untuk penelitian-penelitian mengenai pengolahan citra digital dan metode *Faster Regional Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)*.
4. Mengetahui tingkat akurasi penggunaan algoritma *Faster R-CNN* dalam mendeteksi mutu pada biji kopi.

1.6 Metodologi Penelitian

Tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur
Tahap ini dilakukan untuk mengumpulkan informasi serta referensi mengenai pemrosesan gambar, *labelling*, *resizing*, metode *Faster Region Convolutional Neural Network*, biji kopi serta hal lain yang mendukung penelitian ini.
2. Analisis Permasalahan
Pada tahap ini dilakukan analisis dari informasi yang telah dikumpulkan pada studi literatur sebelumnya untuk mendapatkan pemahaman mengenai metode yang akan diterapkan dalam penelitian ini yaitu melakukan klasifikasi kualitas biji kopi berdasarkan nilai harga dengan menggunakan metode *Faster Region Convolutional Neural Network*.
3. Perancangan Sistem
Pada tahap ini perancangan sistem yang dilakukan berupa perancangan arsitektur umum, perancangan desain antarmuka, serta penentuan training dan testing data.
4. Implementasi

Implementasi pada tahapan ini yaitu tahap pembuatan program desain antarmuka berdasarkan hasil analisis permasalahan sebelumnya.

5. Pengujian Sistem

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibuat pada tahap implementasi untuk mengetahui tingkat akurasi dari metode *Faster Region Convolutional Neural Network* yang digunakan untuk membuat deteksi mutu biji kopi .

6. Penyusunan Laporan

Penyusunan laporan adalah tahapan untuk mendokumentasikan hasil analisis yang telah dilakukan dalam bentuk laporan, perancangan antarmuka sistem dan implementasi serta pengujian dari sistem deteksi kualitas biji kopi.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan pada penelitian ini dibagi menjadi beberapa bab yaitu :

BAB 1: PENDAHULUAN

Bab satu berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan dari penelitian ini.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Bab dua meliputi teori-teori yang terkait dengan biji kopi dan kualitas biji kopi, pemrosesan citra digital, serta metode *Faster Region Convolutional Neural Network*.

BAB 3: ANALISIS PERANCANGAN SISTEM

Bab tiga membahas mengenai analisis data dan penjelasan mengenai rancangan arsitektur umum.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Bab empat berisikan pembahasan mengenai implementasi dari rancangan yang telah dibahas pada bab sebelumnya. Selain itu, terdapat hasil pengujian dari sistem yang telah dibuat pada bab ini.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bab lima berisi kesimpulan dari penelitian ini dan saran untuk penelitian selanjutnya.

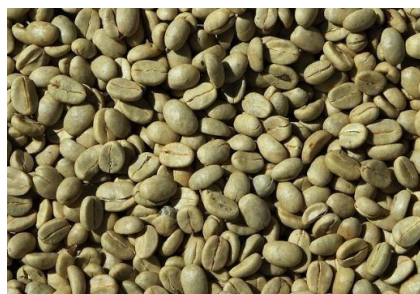
BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Biji Kopi

Kata kopi pertama kali dikenal dengan kata qahwah dari bahasa Arab dengan arti kuat, dikarenakan kopi awalnya dijadikan sebagai makanan dengan kandungan energi yang tinggi. Kemudian kata qahwah berubah kata menjadi kahveh yang berasal dari bahasa Turki setelah itu kata kahveh mengalami perubahan kata lagi dalam bahasa Belanda menjadi kata koffie. Setelah itu kata koffie diserap oleh bahasa Indonesia menjadi sebuah kata kopi yang dikenal hingga saat ini. Kopi memiliki dua jenis tanaman utama, yakni kopi arabika dan kopi robusta. Jenis kopi arabika maupun jenis kopi robusta banyak digemari oleh masyarakat, baik masyarakat yang didalam negeri maupun masyarakat yang ada diluar negeri (Saputra, 2008).

Kopi arabika (*Arabica coffee*) salah satu tanaman perkebunan yang sudah lama dibudayakan. Kopi arabika pertama kali ditanam pada tahun 1696 oleh Pemerintahan Hindia Belanda. Ahli tumbuh-tumbuhan (botanis) menamakan tanaman kopi arabika dengan nama ilmiah *Coffea arabica* karena mengira kopi berasal dari negeri Arab. Tanaman kopi arabika tumbuh rimbun dan membentuk pohon perdu kecil. Kopi arabika memiliki percabangan yang lentur serta berdaun tipis (Rahardjo, 2012). Penanaman kopi arabika dianjurkan pada ketinggian 1000 m dpl. atau lebih. Penanaman pada ketinggian kurang dari 1000 m dpl. biasanya mutu citarasanya kurang bagus dan tingkat serangan hama dan penyakit lebih tinggi (Mawardo, 2008). Konsumsi kopi dunia mencapai 70% berasal dari spesies kopi arabika dan 26% berasal dari spesies kopi robusta (Rahardjo, 2012).



Gambar 2.1 Biji Kopi Arabika

2.2 Kualitas Biji Kopi

Kopi merupakan salah satu hasil komoditi perkebunan yang memiliki nilai ekonomi yang cukup tinggi di antara tanaman perkebunan yang lainnya dan berperan penting sebagai sumber devisa negara (Arwangga et al., 2016) . Selain berperan sebagai sumber devisa nagara, kopi juga merupakan sumber penghasilan bagi sebagian besar petani kopi di Indonesia. Keberhasilan agribisnis kopi membutuhkan dukungan semua pihak yang terkait dalam proses produksi kopi pengolahan dan pemasaran komoditas kopi. Usaha meningkatkan produktivitas dan mutu kopi (Mahmudati & Indrawati, 2019) terus dilakukan sehingga daya saing kopi di Indonesia dapat bersaing di pasar dunia. Selain itu peningkatan konsumsi kopi di Indonesia setiap tahunnya meningkat (Raharjo et al).

Namun untuk menentukan kualitas kopi yang benar-benar bagus membutuhkan seseorang yang benar-benar ahli atau pakar, sehingga bisa dipastikan biji kopi tersebut dalam kategori bagus, baik, bermutu atau tidak sebelum dapat diolah menjadi minuman dan dapat disajikan.

Berdasarkan Setima Sianturi yang merupakan praktisi kopi yang berada di Doloksanggul, Kab.Humbang Hasundutan mendeskripsikan tentang kelas mutu biji kopi dapat dikategorikan menjadi 3 berdasarkan tingkatan harga yaitu biji kopi mutu A, biji kopi mutu B dan biji kopi mutu C berdasarkan parameter warna dan ciri fisik biji kopi. Setima Sianturi menjelaskan bahwa beliau sudah 40 tahun menjadi seorang praktisi dan sudah menyalurkan biji kopi dengan berbagai mutu hingga ke luar negeri.

Pada penelitian ini, mutu biji kopi yang diteliti akan dibagi menjadi 3 yaitu biji kopi mutu A untuk biji kopi dengan nilai harga tinggi sekitar Rp 50.000 - Rp 60.000, biji kopi mutu B untuk biji kopi dengan nilai harga sedang sekitar Rp.40.000 – Rp 50.000 dan biji kopi mutu C untuk biji kopi dengan nilai harga rendah sekitar Rp 30.000 - Rp 40.000. Namun harga yang tertera sewaktu- waktu bisa berubah. Adapun penjelasan mengenai ketiga kualitas biji kopi ini adalah sebagai berikut.

Biji kopi yang digunakan pada penelitian ini adalah biji kopi arabika pada fase *green bean* saja. *Green bean* kopi adalah biji kopi mentah yang belum disangrai dan biasanya berwarna hijau. *Green bean* kopi diproses dari buah kopi matang dan melalui tahap pengeringan dengan teknik tertentu untuk memaksimalkan kandungan senyawa rasa.

2.2.1 Biji Kopi Mutu A

Biji kopi arabika dengan kualitas grade A, dapat dilihat dari bentuk biji utuh. Biji kopi ini dapat dikatakan grade A apabila pada sampel biji kopi yang diuji tidak ditemukan, biji yang rusak, biji pecah dan benda lain. Biji kopi grade A memiliki warna yang

cenderung putih kehijauan, tekstur biji yang padat dan tidak meninggalkan bercak warna gelap.



Gambar 2.2 Biji Kopi Mutu A

2.2.2 Biji Kopi Mutu B

Biji kopi arabika dengan kualitas grade A, dapat dilihat dari bentuk biji utuh. Biji kopi grade B memiliki warna yang cenderung putih kekuningan, tekstur biji yang padat.



Gambar 2.3 Biji Kopi Mutu B

2.2.3 Biji Kopi Mutu C

Biji kopi arabika dengan kualitas grade A, dapat dilihat dari bentuk biji utuh. Biji kopi grade C memiliki warna yang cenderung Coklat , tekstur biji yang padat dan kecil.



Gambar 2.4 Biji Kopi Mutu C

Adapun perbandingan biji kopi pada setiap kualitas biji kopi dapat dilihat pada gambar 2.5



Gambar 2.5 Biji Kopi Mutu A,B dan C

2.3 Citra Digital

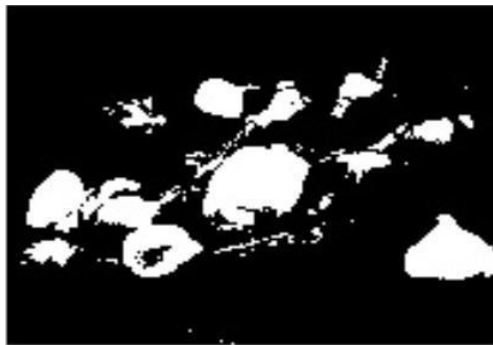
Citra digital merupakan suatu fungsi intensitas cahaya $f(x,y)$, dimana nilai x dan nilai y adalah koordinat spasial. Nilai fungsi tersebut di setiap titik (x, y) adalah tingkat kecermerlangan citra di titik tersebut. Citra digital merupakan citra yang dapat diolah oleh komputer dan berupa sebuah matriks dimana indeks baris maupun kolomnya menyatakan sebuah titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya menyatakan tingkat keabuan di titik tersebut.

2.4 Jenis Citra Digital

Berdasarkan kombinasi warna pada piksel, umumnya citra dibagi menjadi tiga yaitu citra RGB, citra *grayscale*, dan citra biner. Adapun penjelasan masing-masing citra adalah:

2.4.1. Citra biner (*monokrom*)

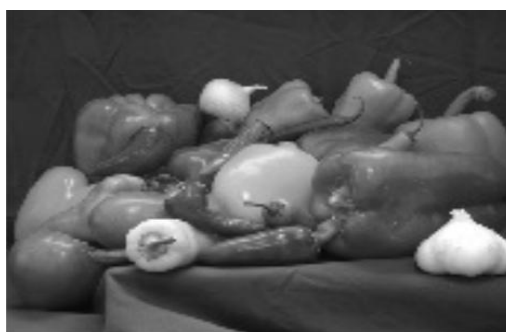
Citra biner merupakan citra yang pikselnya hanya memiliki nilai 1 dan 0 saja. Nilai 0 menyatakan warna latar belakang (*background*) dan 1 menyatakan warna objek (*foreground*). Jika dalam bentuk angka, maka angka 0 menggambarkan warna hitam dan 255 menggambarkan warna putih. Adapun contoh gambar citra biner dapat dilihat pada gambar 7 di bawah ini.



Gambar 2.5 Contoh Citra Biner (Sumber: majalahguru.net)

2.4.2. Citra grayscale (*skala keabuan*)

Citra Grayscale merupakan citra yang nilai intensitas pikselnya diambil berdasarkan derajat keabuan. Setiap piksel dari citra grayscale hanya berisikan intensitas warna putih dan hitam. Citra grayscale memiliki penyimpanan 8 bit dengan intensitas 0 sampai 255 pada setiap pikselnya. Adapun contoh citra dapat dilihat pada gambar 6 di bawah ini.



Gambar 2.6 Contoh Citra *Grayscale* (Sumber: majalahguru.net)

2.4.3. Citra warna (*true color*)

Citra warna mewakili warna yang merupakan kombinasi dari tiga warna dasar (RG8 = *Red Green Blue*). Masing-masing kanal warna memiliki nilai intensitas piksel dengan kedalaman 8 bit yang berarti memiliki variasi warna sebanyak 0 sampai 255 warna.

Setiap piksel pada citra RGB memiliki nilai intensitas yang merupakan kombinasi dari nilai R, G, dan B. Jadi, variasi warna pada setiap piksel citra RGB adalah lebih dari 16.000.009. Contoh citra RGB (warna) dapat dilihat pada gambar 5 dibawah ini.



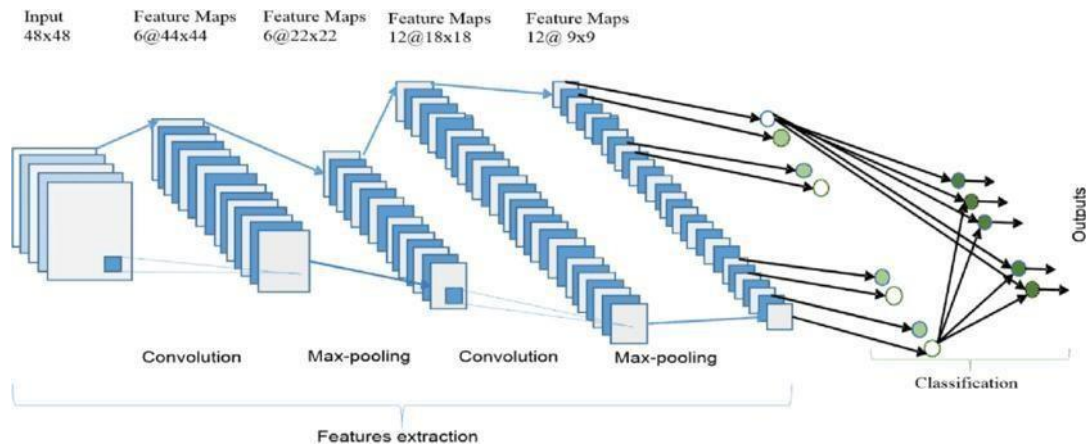
Gambar 2.7 Contoh Citra Warna (Sumber: majalahguru.net)

2.5 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah proses analisis citra dengan menggunakan komputer dan merupakan satu cabang ilmu komputer yang melakukan proses transformasi citra dengan teknik tertentu.

2.6 Convolutional Neural Network

Convolutional neural network merupakan algoritma untuk mendeteksi objek pada sebuah image. CNN melatih kumpulan data besar dengan jutaan parameter dan mengambil bentuk gambar sebagian masukan yang kemudian digabungkan dengan filter untuk menghasilkan output yang diinginkan. CNN merupakan konstruksi matematis yang biasanya terdiri dari tiga jenis lapisan yaitu lapisan konvolusional, lapisan sambungan, dan lapisan yang sepenuhnya terhubung. Dua lapisan pertama adalah lapisan konvolusi dan penggabungan yang melakukan ekstraksi fitur, sedangkan yang ketiga adalah lapisan yang sepenuhnya terhubung memetakan fitur yang diekstraksi ke output (Bui & Chang, 2016). Adapun gambaran arsitektur umum convolutional neural network dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

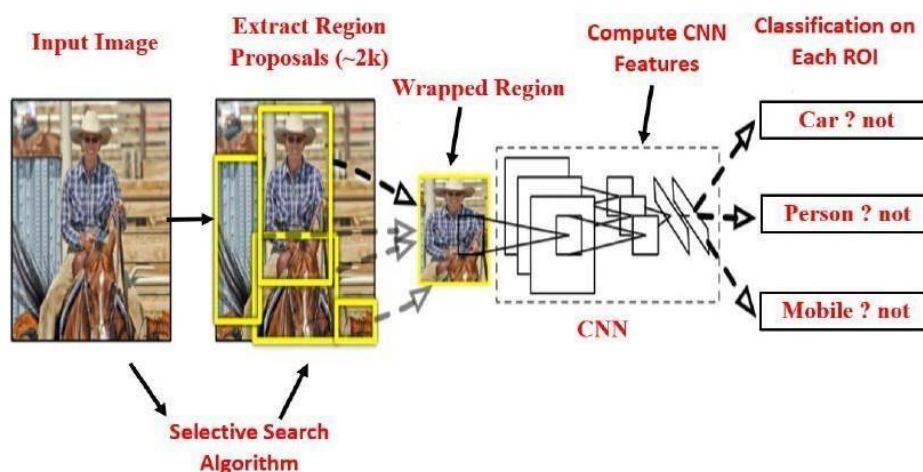


Gambar 2.8 Cara Kerja CNN (Qolbyatu Lina, 2019)

Arsitektur pada CNN dibagi menjadi 2 bagian besar, yaitu *Feature Extraction Layer* dan *Fully-Connected Layer* (MLP). Pada *Convolutional Neural Network* (CNN) terdapat dua parameter yaitu *stride* dan *padding*.

2.7 Region Convolutional Neural Network

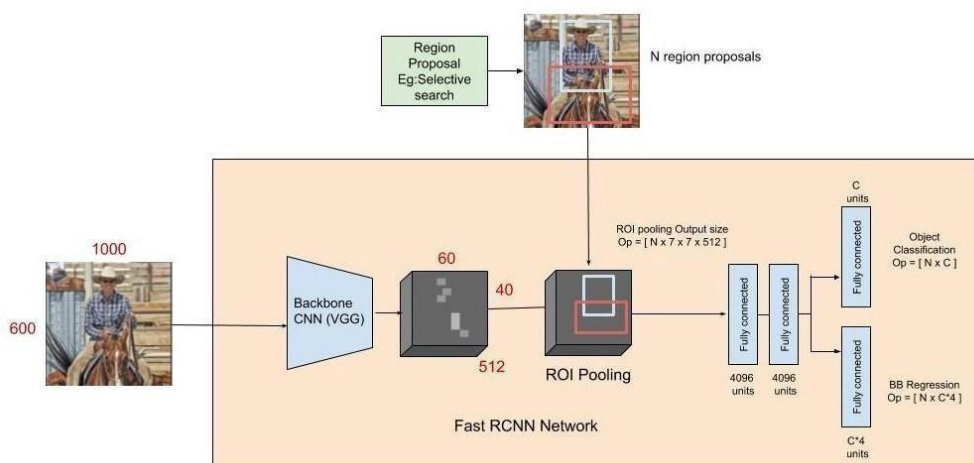
Region convolutional neural network merupakan metode untuk mendeteksi objek pada *image processing* yang berbasis deep learning. Perbaikan metode ini dari metode CNN adalah bahwa citra yang akan diinput akan dikelompokkan menjadi 2000 *region* dan dipilih berdasarkan tekstur, warna, dan intensitas. Pada metode CNN pembagian *region* citra dilakukan dengan skala *region* besar sehingga pemrosesan citranya lambat. R-CNN memiliki algoritma yang menemukan dua wilayah termirip dan kemudian digabungkan secara bersama. Algoritma tersebut digunakan pada selective search. Adapun persamaan algoritma tersebut dapat dilihat pada persamaan 3 dibawah ini dan arsitektur region convolutional neural network dapat dilihat pada gambar dibawah ini



Gambar 2.9 Arsitektur R-CNN Untuk Segmentasi Gambar

2.8 Fast Region Convolutional Network

Metode yang dikembangkan oleh Ross Gershick pada tahun 2015 ini merupakan metode lanjutan dari R-CNN. Fast R-CNN melakukan proses *training* dan *testing data* lebih cepat dibandingkan R-CNN. Fast R-CNN hanya memiliki 1 CNN. Fungsi R-CNN sebagai *classifier* dengan *ROI Pooling* dan *fully-connected layer* digantikan oleh SVM. Hasil *feature map* dicocokkan pada ROI yang kemudian dilakukan proses pengklasifikasian kelas. Pendekatan yang dilakukan 1 CNN pada feed forward network dan *ROI pooling layer* ini berfungsi sebagai penambahan kapabilitas R-CNN menjadi *end-to-end differentiable* yang memudahkan proses pada saat *training*. Adapun arsitektur umum dari *Fast Region Convolutional Neural Network* dapat dilihat pada gambar 10 dibawah ini.



Gambar 2.10 Arsitektur Umum Fast RCNN (Sumber: medium)

2.9 Faster Region Convolutional Neural Network

Faster R-CNN merupakan metode deep learning untuk mendeteksi sebuah objek pada *image processing*. Algoritma R-CNN dan Faster R-CNN memerlukan waktu untuk mengetahui proposal wilayah dengan menggunakan pencarian selektif, maka dari itu muncul metode Faster R-CNN yang dapat menghilangkan algoritma selektif serta jaringan dapat mempelajari proposal wilayahnya. Faster R-CNN dapat dipakai pada proses penklasifikasian yang bersifat *real-time* karna waktu pemrosesannya relatif singkat yaitu sekitar 1 sampai 2 detik.

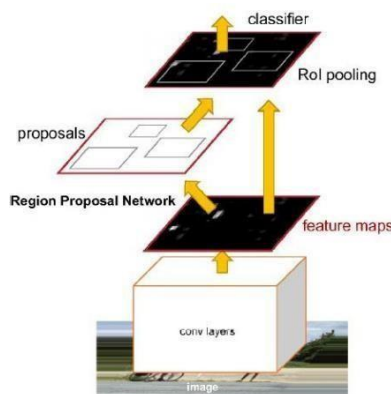
Pada Faster R-CNN, citra disediakan sebagai input ke jaringan konvolusional yang menyediakan peta fitur konvolusional. Proposal wilayah yang diprediksi kemudian dibentuk ulang menggunakan lapisan penggabungan ROI yang kemudian digunakan

untuk mengklasifikasikan gambar dalam wilayah yang diusulkan dan memprediksi nilai *offset* pada *bounding box*.

Faster R-CNN memiliki metode RPN yang dapat mendeteksi objek dengan kecepatan 0,2 detik per gambar. Pendeteksian dilakukan dengan menelusuri ciri objek pada citra melalui proses konvolusi atau CNN. Faster R-CNN memiliki tiga fungsi penting yaitu untuk mengklasifikasikan dan menghasilkan *feature map* dengan deep neural network, menghasilkan proposal wilayah oleh *regional proposal network* (RPN), dan menemukan regresi dan menambah lapisan *convolutional* oleh *regressor* (Nguyen et al, 2018). Adapun bagian-bagian pada Faster R-CNN adalah:

- *Convolutional layer*, yang terdiri dari neuron yang membentuk suatu filter dua dimensi dengan panjang dan tinggi. Bagian ini berfungsi untuk mempelajari bagian yang akan dijadikan ciri dari sebuah objek dan membuat *feature map* dari objek yang telah diambil.
- *Feature map*, yang memberi informasi tentang representasi vektor dari citra yang diambil. Bagian ini terbentuk oleh *convolutional layer*.
- *Region proposal network*, yang berfungsi untuk mengolah *feature map* yang telah tercipta dan memprediksi *bounding box* objek dan bagian yang dianggap sebagai objek tersebut.
- *ROI pooling*, yang berfungsi untuk mengekstrak *feature map* yang telah diproses oleh *region proposal network* (RPN) untuk kemudian diklasifikasikan pada *classification layer*.
- *Classification layer*, yaitu proses terakhir yang berfungsi untuk mengklasifikasikan objek yang telah dideteksi oleh RPN dan membuat label objek yang telah diklasifikasikan serta memberi *bounding box* pada objek tersebut.

Adapun persamaan untuk menghitung loss function dapat dilihat pada persamaan 4 dan arsitektur umum dari Faster R-CNN dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 2.12 Arsitektur Umum Faster R-CNN (Nguyen et al,2019)

2.10 Android Studio

Android Studio adalah *Integrated Development Enviroment* (IDE) untuk sistem operasi Android, yang dibangun di atas perangkat lunak dan didesain khusus untuk pengembangan Android. IDE ini merupakan pengganti dari *Eclipse Android Development Tools* (ADT) yang sebelumnya merupakan IDE utama untuk pengembangan aplikasi android.

Android studio memiliki fitur dan fungsinya adalah sebagai berikut.

- Sistem *build* berbasis *Gradle* yang fleksibel.
- Lingkungan terpadu tempat anda bisa mengembangkan aplikasi untuk semua perangkat android.
- Template kode dan integrasi GitHub untuk membantu Anda membuat fitur aplikasi umum dan mengimpor kode sampel.
- *Framework* dan alat pengujian yang lengkap.
- Alat lint untuk merekam performa, kegunaan, kompatibilitas versi, dan masalah lainnya.
- Dukungan C++ dan NDK.
- Dukungan bawaan untuk *Google Cloud Platform*, yang memudahkan integrasi *Google Cloud Messaging* dan *App Engine*.

2.11 Python

Python adalah sebuah bahasa pemrograman yang digunakan untuk membuat aplikasi, perintah komputer, dan melakukan analisis data. Sebagai bahasa tujuan umum, *Python* dapat digunakan untuk membuat program apa saja dan menyelesaikan berbagai permasalahan. Selain itu, *Python* juga dinilai mudah untuk dipelajari.

2.12 *TensorFlow Lite*

TensorFlow lite adalah perpustakaan yang dikembangkan oleh Google untuk mengimplementasikan pembelajaran mesin dan algoritma lainnya dengan banyak operasi matematika. *TensorFlow* adalah grafik komputer yang digunakan untuk mengekspresikan dan mengevaluasi beberapa ekspresi matematika di setiap node. *Tensorflow* dapat melatih dan menggunakan jaringan saraf untuk klasifikasi tulisan tangan, pengenalan gambar/objek, dan pencocokan kata. Arsitektur *TensorFlow* bekerja dalam tiga bagian yaitu:

1. Proses kembali datanya
2. Model konstruksi
3. Model pelatihan dan evaluasi

Tensorflow telah mengembangkan perpustakaan baru yang disebut Tensorflow Lite. Tensorflow lite adalah pustaka pembelajaran mesin sumber terbuka yang membantu pengembang menjalankan model di perangkat seluler. Tensorflow Lite digunakan untuk membuat model pembelajaran yang dihasilkan oleh tensorflow dan diubah oleh konverter.

2.13 Keras

Keras adalah perpustakaan pembelajaran mendalam yang dapat digunakan dengan perpustakaan *TensorFlow*. Keras bekerja sebagai pengembang algoritma pembelajaran mendalam. Keras dirancang untuk mendukung algoritma rnn dan cnn atau kombinasi keduanya pada *GPU* dan *CPU*.

2.14 *Confussion Matrix*

Confussion Matrix adalah pengukuran yang digunakan untuk menghitung tingkat proses sebenarnya. Matriks konfusi ini diperlukan untuk mengukur kinerja klasifikasi.. Terdapat empat nilai yang akan dibentuk melalui *confussion matrix*, yaitu :

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

Confussion matrix juga memiliki metode perhitungan sebagai berikut.

1. Accuracy

Akurasi adalah metode pengujian yang mengukur nilai data yang diharapkan terhadap data sebenarnya. Nilai akurasi dapat dihitung dengan mengetahui banyaknya data yang tergolong benar dibagi dengan total data, lalu di kali 100 %. Adapun persamaan akurasi dapat dilihat pada persamaan 2.1. berikut

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

Keterangan :

N benar = Jumlah data bernilai benar

N = Jumlah data keseluruhan

2. Precision

Nilai *precision* merupakan nilai probabilitas yang diprediksi positif dibagi dengan jumlah total nilai data positif. Persamaan presisi dapat dilihat persamaan 2.2

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

3. Recall

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

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

4. F1-Score

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

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

2.15 Penelitian Terdahulu

Perkembangan teknologi yang semakin pesat dan maju saat ini telah memberikan kontribusi besar dalam mempercepat pekerjaan masyarakat sehari-hari. Hal ini dapat dibuktikan melalui adanya pengolahan citra digital untuk mendeteksi kualitas biji kopi (Sigit Wahyudi et al., 2018) yang berjudul “Aplikasi Deteksi Kualitas Biji Kopi

Menggunakan Metode *Histogram Equalization Berbasis Android*". Penelitian tersebut menghasilkan tingkat akurasi 91%.

Penelitian lain mengenai pengolahan citra digital untuk mendeteksi kualitas biji kopi oleh (Chozin Acyqar et al., 2022) dengan judul "Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dengan Metode *Content Based Image Retrieval* Dan Klasifikasi *Decision Tree*". Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 86%. Penelitian dengan judul "Rancang Bangun Deteksi Objek dengan Metode Filter Warna HSV pada Sistem Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Berbasis NVIDIA Jetson Nano" oleh (Ahmad Ersam et al., 2022) Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%.

Penelitian yang dilakukan oleh (Budi, 2020) yang berjudul "Metode *Forward Chaining* pada Sistem Pakar Penilaian Kualitas Biji Kopi Berbasis Web" Metode *Forward Chaining* sangat sesuai digunakan pada sistem pakar mendeteksi kualitas atau mutu pada biji kopi ini, karena Sistem pakar mendeteksi kualitas atau mutu pada biji kopi ini menghasilkan kesimpulan indentifikasi yang cukup akurat dengan metode tersebut.

Penelitian yang menggunakan algortima *Faster R-CNN* dengan judul "*Detection Of Paddy Crops Disease and Early Diagnosis Using Faster Regional Convolutional Neural Networks*" oleh (Anandhan et al., 2021) menghasilkan tingkat akurasi 94%. Penelitian yang berjudul "Aplikasi Pendeteksian Objek Buah-Buahan Yang Memiliki Kemiripan Menggunakan Algoritma *Faster R-CNN* Berbasis Android" oleh (Mulyanto., 2020) mendapatkan tingkat akurasi 95,58%. Dan penelitian yang dilakukan oleh (Sunario., 2020) yang berjudul "Deteksi Spoofing Wajah Menggunakan *Faster R-CNN* dengan Arsitektur *Resnet50* pada Video" menghasilkan akurasi sebesar 97%.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
1	Fadli Kamil	Deteksi kualitas dari biji kopi berbasis android menggunakan metode Yolo	2018	Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi kualitas dari biji kopi berbasis android menggunakan metode Yolo. proses

				<p>pengujian deteksi objek dilakukan 2 kali percobaan yakni pencahayaan dan jarak. Pengujian berdasarkan pencahayaan mendapatkan akurasi 83,33%, sedangkan berdasarkan jarak mendapatkan akurasi 66,66%, sehingga jika diratakan tingkat akurasi pada aplikasi ini sebesar 75%.</p>
2	Rio, Makhiyuddin	Pendeteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Metode <i>Naive Bayes</i>	2018	<p>Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi kualitas biji kopi menggunakan metode <i>Naive Bayes</i>. Hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi mutu biji kopi dengan menggunakan metode <i>naive bayes</i> berdasarkan tekstur pada citra memperoleh nilai akurasi sebesar 73,33%.</p>
3	Chozin Acyqar et al.,	Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dengan Metode <i>Content Based Image Retrieval</i> Dan <i>Klasifikasi Decision Tree</i>	2022	<p>Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi kualitas biji kopi menggunakan pengolahan citra digital dengan metode <i>content based image retrieval</i> dan <i>klasifikasi decision tree</i>. Penelitian ini menghasilkan</p>

				tingkat akurasi sebesar 86%.
4	Mohammed Haikal Purnomo	Deteksi Kualitas Biji Kopi Melalui Pengolahan Citra Digital Dengan Metode <i>Adaptive Region Growing</i> dan <i>Klasifikasi Decision Tree</i>	2022	Tujuan penelitian ini untuk mendeteksi kualitas biji kopi melalui pengolahan citra digital. Dari hasil pengujian, tingkat akurasi yang diperoleh dengan menggunakan metode <i>Adaptive Region Growing</i> 90% dan klasifikasi <i>Decision Tree</i> mencapai nilai 85%.
5	Ferdinan Mulyanto	Aplikasi Pendeteksian Objek Buah-Buahan Yang Memiliki Kemiripan Menggunakan Algoritma <i>Faster R-CNN</i> Berbasis Android	2020	Pada penelitian ini metode <i>Faster R-CNN</i> mampu melakukan pendeteksian objek buah-buahan dan membedakan objek buah-buahan yang memiliki kemiripan dengan akurasi yang baik sebesar 95,98%.
6	Anandhan.K, Ajay Shanker Singh.	<i>Detection Of Paddy Crops Disease and Early Diagnosis Using Faster Regional Convolutional Neural Networks</i>	2021	Pada penelitian ini model deep learning yang diusulkan memberikan hasil terbaik menggunakan <i>Faster R-CNN</i> dan <i>maskR-CNN</i> yang lebih cepat. Penelitian ini mencapai hasil eksperimen analisis topeng <i>R-CNN</i> paling cocok. untuk mendeteksi dan mengidentifikasi berbagai

				penyakit bercak padi seperti blas-96%, bercak coklat 95% dan hawar pelepah-94%. Pendekatan ini akan membantu petani karena memungkinkan untuk mendeteksi penyakit dari industri pertanian skala besar
7	Sunario Megawan , Wulan Sri Lestari	Deteksi Spoofing Wajah Menggunakan Faster R-CNN dengan Arsitektur Resnet50 pada Video	2022	Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi Spoofing Wajah Menggunakan Faster R-CNN dengan Arsitektur Resnet50 pada Video. Hasil penelitian menunjukkan validasi akurasi sebesar 97%.
8	Muh. Subhan, Hasan Basri	Klasifikasi Mutu Buah Pala (<i>Myristica Fragrans Hout</i>) Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Deep Learning Arsitektur Faster R-CNN	2019	Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan Mutu Buah Pala (<i>Myristica Fragrans Hout</i>) Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Deep Learning Arsitektur Faster R-CNN. Hasil penelitian menunjukkan validasi akurasi sebesar 95%

2.16 Perbedaan Penelitian

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian yang dilakukan oleh Budi (2020) adalah penelitian tersebut menentukan kualitas biji kopi berdasarkan komponen mutu, sedangkan penelitian ini akan menentukan kualitas biji kopi secara keseluruhan dan menghasilkan mutu A, mutu B dan mutu C.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian yang dilakukan oleh Rio, Makhiyuddin (2020) yang sama-sama mengambil citra biji kopi untuk menentukan kualitas biji kopi adalah bahwa penelitian ini menggunakan algoritma *Faster R-CNN* yang lebih cepat memproses gambar. Yang juga membedakan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya adalah bahwa penelitian ini dilakukan dengan mengambil gambar biji kopi menggunakan *smartphone* dan aplikasi desktop berbasis android, sedangkan aplikasi sebelumnya hanya diambil dengan aplikasi desktop.

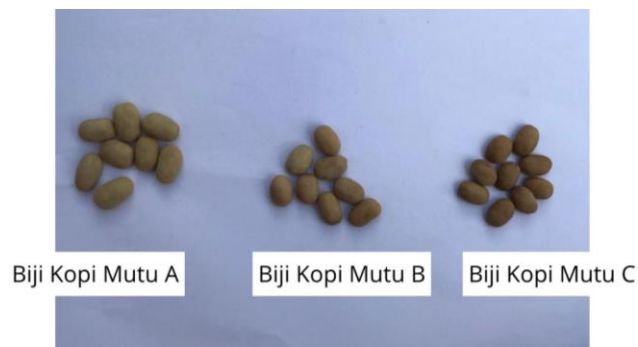
Perbedaan penelitian ini dengan penelitian yang dilakukan oleh Hadwi Fauzi (2020) yang sama-sama mengambil citra biji kopi untuk menentukan kualitas biji kopi adalah bahwa penelitian tersebut dilakukan berdasarkan cacat pada biji dan sisi biji kopi yang menghadap kamera adalah sisi retak (*center cut*) sedangkan penelitian ini dilakukan berdasarkan warna, ciri fisik biji kopi dan sisi biji kopi yang menghadap kamera adalah sisi bulat (*round side*).

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Data yang Digunakan

Data yang dipakai pada penelitian ini berupa biji kopi arabika, yang didapatkan dari praktisi kopi Doloksanggul, Sumatera Utara. Biji kopi ini, sudah melalui proses seleksi oleh Dinas Pertanian Humbang Hasundutan untuk ditentukan kualitasnya. Kualitas biji kopi dibagi menjadi 3 bagian berdasarkan nilai harganya yaitu Mutu A untuk nilai harga tinggi, Mutu B untuk nilai harga sedang dan Mutu C untuk nilai harga rendah. Pada penelitian ini, data diambil dengan menggunakan kamera smartphone dengan ekstensi citra JPG. Jumlah data yang digunakan sebelum di augmentasi berjumlah 600 data, dengan 200 data per grade atau kualitas. Adapun contoh data yang akan diinput, dapat dilihat pada gambar 3.1 berikut ini.



Gambar 3.1 Contoh Data Gambar yang Digunakan

Data yang sudah di bagi menjadi 3 tingkat kualitas, data tersebut juga akan melalui tiga proses pembagian jenis data. Adapun jenis data tersebut dibagi menjadi data *training*, *testing* dan *validation*. Data *validation* digunakan untuk mencegah terjadinya *overfitting*. Pembagian data ini dilakukan dengan membagi persentase data *training* sebesar 70%

data *validation* sebesar 10% dan data *testing* sebesar 20%. Pembagian jumlah gambar pada jenis data ini dapat dilihat pada tabel 3.1 berikut

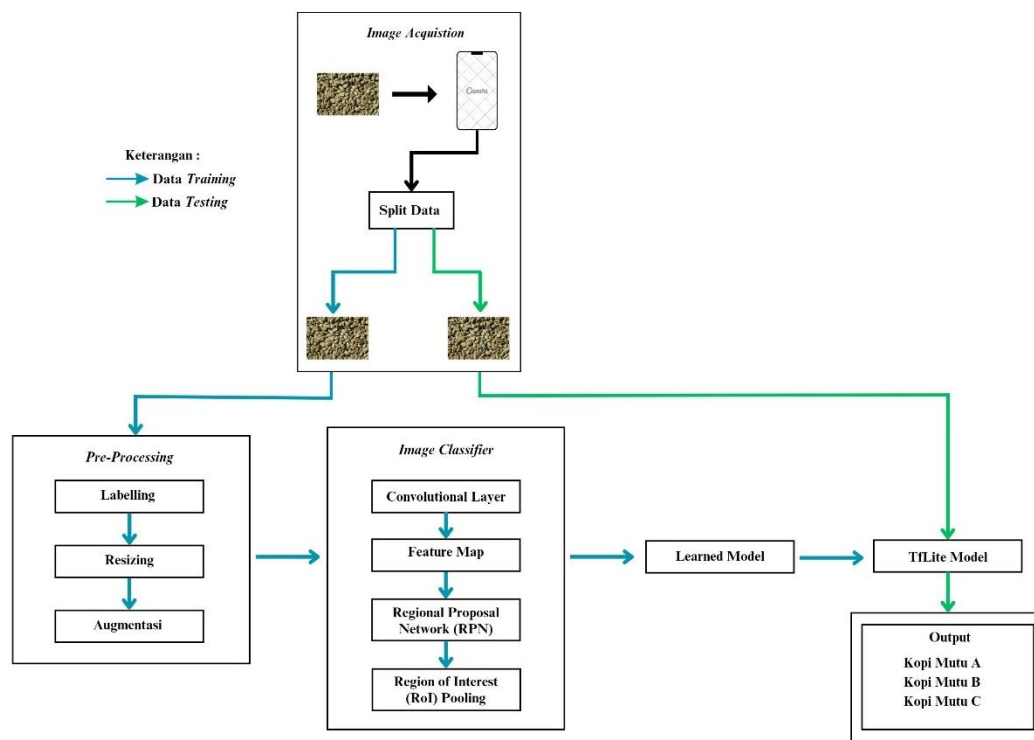
Tabel 3.1 Jumlah Data *Training*, *Validation* dan *Testing*

Dataset	Jumlah Dataset	Data Training	Data Validasi	Data Testing
Biji Kopi Mutu A	200	140	20	40
Biji Kopi Mutu B	200	140	20	40
Biji Kopi Mutu C	200	140	20	40
Jumlah	600	420	60	120

3.2 Analisis Sistem

Tahap pertama pada penelitian ini dimulai dari mengumpulkan data citra biji kopi. Data biji kopi yang digunakan terdiri dari biji kopi dengan mutu A, yaitu jenis biji kopi dengan nilai harga tinggi. Lalu terdapat dari biji kopi dengan mutu B, yaitu jenis biji kopi dengan nilai harga sedang dan yang terakhir biji kopi dengan mutu C atau jenis biji kopi dengan nilai harga rendah. Seluruh data biji kopi diambil menggunakan kamera *smartphone*.

Tahap selanjutnya adalah tahap *pre-processing*. Tahap ini diawali dengan proses *labeling*, dimana data yang terkumpul diberi nama sesuai dengan jenis mutu data citra, setelah itu data melalui proses *resizing*. Tujuan dari proses ini adalah untuk mengubah ukuran piksel pada setiap gambar biji kopi. Kemudian citra akan melalui tahap augmentasi yaitu *flip* gambar secara vertikal dan horizontal lalu memutarnya 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 biji kopi arabika berdasarkan kualitasnya dan menghasilkan *output* berupa : biji kopi mutu A, biji kopi mutu B dan biji kopi mutu C. Setiap langkah akan dijelaskan pada arsitektur umum yang ditampilkan pada gambar 3.2 berikut.



Gambar 3.2 Arsitektur Umum

Penjelasan dari proses arsitektur pada gambar 3.2 adalah sebagai berikut.

3.2.1 Image acquisition

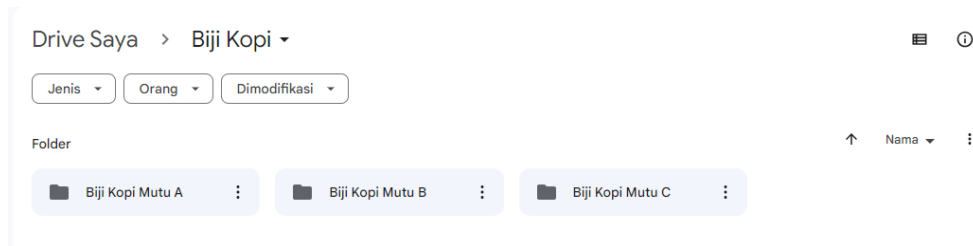
Image Acquisition atau akusisi citra merupakan proses menangkap citra analog sehingga diperoleh citra digital. Pada tahap ini, penulis mengambil gambar citra biji kopi yang akan digunakan sebagai data input pada aplikasi. Citra biji kopi terbagi menjadi tiga tingkatan mutu yaitu mutu A sebagai biji kopi dengan nilai harga tinggi, mutu B sebagai biji kopi dengan nilai harga sedang dan terakhir mutu C dengan nilai harga tinggi. Pengambilan citra biji kopi menggunakan kamera *smartphone* dengan ekstensi citra berupa .jpeg/.jpg. Adapun tahap split data pada penelitian ini, yaitu untuk membagi keseluruhan data ke dalam tiga bagian yaitu, 70% data latih, 10% data validasi dan 20% data test.

3.2.2 Image pre-processing

Tujuan dari proses ini adalah untuk memperbaiki data asli yang masih belum teratur. Langkah-langkah *preprocessing* pada langkah ini adalah sebagai berikut:

3.2.2.1 Labelling

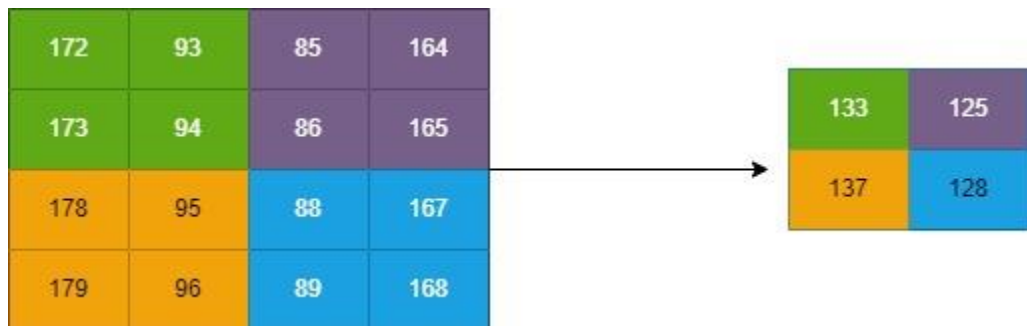
Labelling adalah proses pemberian nama pada data yang digunakan untuk melatih system. Proses pelabelan citra ini dikelompokkan ke dalam folder di Google Drive, di mana setiap folder memiliki nama yang sesuai dengan tingkat klasifikasinya, yakni Biji Kopi mutu A, Biji Kopi mutu B, dan Biji Kopi mutu C. Proses pelabelan dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Proses pembuatan label pada dataset

3.2.2.2 Resizing

Resizing adalah proses mengubah ukuran citra menjadi lebih kecil ataupun menjadi lebih besar dari ukuran sebelumnya. Pada penelitian ini, ukuran citra yang semulanya 600×600 piksel diubah menjadi 200×200 piksel. Contoh proses *resizing* pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.4 berikut.



Gambar 3.4 Proses *Resizing*

Proses perhitungan nilai piksel dari 6×6 menjadi 2×2 di atas adalah sebagai berikut.

$$P1 = (172 + 93 + 173 + 94) \div 4 = 133$$

$$P2 = (85 + 164 + 86 + 165) \div 4 = 125$$

$$P3 = (178 + 95 + 179 + 96) \div 4 = 137$$

$$P4 = (88 + 167 + 89 + 168) \div 4 = 128$$

P1 sampai P4 merupakan hasil *resizing* dari piksel 6 x 6 menjadi piksel 2 x 2.
 2. Adapun gambar citra sebelum dan sesudah *resizing* dapat dilihat pada gambar 3.5 berikut.



Gambar 3.5 Gambar Sebelum dan Setelah *Resizing*

3.2.2.3 Augmentation

Augmentasi merupakan proses mengubah bentuk dan posisi citra. Melalui Augmentasi mesin diajarkan untuk mengenali citra objek dalam bentuk dan posisi yang berbeda. Selain itu, proses ini juga bertujuan untuk meningkatkan jumlah variasi data yang tersedia untuk meningkatkan pelatihan data. Proses augmentasi pada penelitian ini yang dipakai adalah flip kanan ke kiri, rotasi 90 derajat dan flip atas ke bawah. Proses augmentasi dapat dilihat pada gambar 3.6 berikut.

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

index += 1

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

index += 1

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

index += 1
```

Gambar 3.6 Proses Augmentasi Dataset

Berbagai Citra biji kopi sebelum dan sesudah augmentasi dapat dilihat pada gambar 3.7, 3.8, dan 3.9 dibawah ini.



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 suatu teknik pengambilan ciri/*feature* dari suatu gambar dan menganalisis nilai yang dihasilkan untuk proses mengidentifikasi 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 :

$$\begin{bmatrix} 162 & 72 & 26 & 154 & 53 \\ 163 & 75 & 64 & 156 & 58 \\ 165 & 76 & 64 & 157 & 59 \\ 169 & 75 & 63 & 157 & 59 \\ 169 & 74 & 65 & 156 & 58 \end{bmatrix}$$

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 :

$$\begin{bmatrix} 162 & 72 & 26 & 154 & 53 \\ 163 & 75 & 64 & 156 & 58 \\ 165 & 76 & 64 & 157 & 59 \\ 169 & 75 & 63 & 157 & 59 \\ 169 & 74 & 65 & 156 & 58 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{matrix} A1 & A2 & A3 \\ A4 & A5 & A6 \\ A7 & A8 & A9 \end{matrix}$$

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 piksel sampai melewati semua piksel dari baris pertama. Pergeseran matriks tersebut dapat dilihat dibawah ini :

$$\begin{bmatrix} 180 & 92 & 81 & 164 & 73 \\ 183 & 95 & 84 & 166 & 78 \\ 182 & 96 & 84 & 167 & 79 \\ 181 & 95 & 83 & 167 & 79 \\ 181 & 94 & 85 & 166 & 78 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 180 & 92 & 81 & 164 & 73 \\ 183 & 95 & 84 & 166 & 78 \\ 182 & 96 & 84 & 167 & 79 \\ 181 & 95 & 83 & 167 & 79 \\ 181 & 94 & 85 & 166 & 78 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 180 & 92 & 81 & 164 & 73 \\ 183 & 95 & 84 & 166 & 78 \\ 182 & 96 & 84 & 167 & 79 \\ 181 & 95 & 83 & 167 & 79 \\ 181 & 94 & 85 & 166 & 78 \end{bmatrix}$$

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

$$A1 = (180 \times 0) + (92 \times 1) + (81 \times 0) + (183 \times 1) + (95 \times 0) + (84 \times 1) + (182 \times 0) + (96 \times 1) + (84 \times 0)$$

$$= 92 + 183 + 84 + 96 = 455$$

$$A2 = (92 \times 0) + (81 \times 1) + (164 \times 0) + (95 \times 1) + (84 \times 0) + (166 \times 1) + (96 \times 0) + (84 \times 1) + (167 \times 0)$$

$$= 81 + 95 + 166 + 84 = 426$$

$$A3 = (81 \times 0) + (164 \times 1) + (73 \times 0) + (84 \times 1) + (166 \times 0) + (78 \times 1) + (84 \times 0) + (167 \times 1) + (79 \times 0)$$

$$= 164 + 84 + 78 + 167 = 493$$

$$A4 = (183 \times 0) + (95 \times 1) + (84 \times 0) + (182 \times 1) + (96 \times 0) + (84 \times 1) + (181 \times 0) + (95 \times 1) + (83 \times 0)$$

$$= 95 + 182 + 84 + 95 = 456$$

$$A5 = (95 \times 0) + (84 \times 1) + (166 \times 0) + (96 \times 1) + (84 \times 0) + (167 \times 1) + (95 \times 0) + (83 \times 1) + (167 \times 0)$$

$$= 84 + 96 + 167 + 83 = 430$$

$$A6 = (84 \times 0) + (166 \times 1) + (78 \times 0) + (84 \times 1) + (167 \times 0) + (79 \times 1) + (83 \times 0) + (167 \times 1) + (79 \times 0)$$

$$= 166 + 84 + 79 + 167 = 496$$

$$A7 = (182 \times 0) + (96 \times 1) + (84 \times 0) + (181 \times 1) + (95 \times 0) + (83 \times 1) + (181 \times 0) + (94 \times 1) + (85 \times 0)$$

$$= 96 + 181 + 83 + 94 = 454$$

$$A8 = (96 \times 0) + (84 \times 1) + (167 \times 0) + (95 \times 1) + (83 \times 0) + (167 \times 1) + (94 \times 0) + (85 \times 1) + (166 \times 0)$$

$$= 84 + 95 + 167 + 85 = 431$$

$$A9 = (84 \times 0) + (167 \times 1) + (79 \times 0) + (83 \times 1) + (167 \times 0) + (79 \times 1) + (85 \times 0) + (166 \times 1) + (78 \times 0)$$

$$= 167 + 83 + 79 + 166 = 495$$

Perhitungan di atas memberikan contoh hasil matriks penelitian yang diolah pada *convolutional layer*, yaitu:

$$\begin{bmatrix} 455 & 426 & 493 \\ 456 & 430 & 496 \\ 454 & 431 & 495 \end{bmatrix}$$

3.2.4 Image classifier

Image classifier adalah proses mesin mempelajari cara untuk mengklasifikasikan citra biji kopi kedalam kategori yang telah ditentukan. Penelitian ini menggunakan algoritma Faster R-CNN. Proses klasifikasi citra biji kopi menggunakan bantuan *google colab* dan bantuan *framework tensorflow lite*. Berikut ini adalah *source code* proses klasifikasi gambar pada *google collab*.

```
model = image_classifier.create(data_train, batch_size=8, epochs=30, validation_data
= data_val)

model.summary()
```

Code diatas adalah contoh proses model dalam *image classification*. *Data_train* dan *validation_data* adalah perintah untuk menampilkan data latih dan data validasi yang bertujuan untuk pelatihan dan evaluasi model. *Batch_size* adalah jumlah sampel data yang akan diproses sekaligus dalam satu iterasi saat melatih model. Dalam penelitian ini penulis menggunakan rentang *batch_size* sebesar 8. *Batch_size* 8 dapat membantu model menerima banyak update sekaligus. *Epoch* adalah berapa kali seluruh kumpulan data yang dilakukan selama pelatihan dijalankan dalam satu iterasi selama pelatihan model. *Model summary* adalah perintah yang menunjukkan arsitektur model yang dihasilkan. *Train_data* dan *validation_data* akan mempelajari apakah gambar dan label cocok, sehingga model dapat memprediksi gambar yang sesuai ketika diberikan gambar yang tidak terdapat dalam kumpulan data.

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

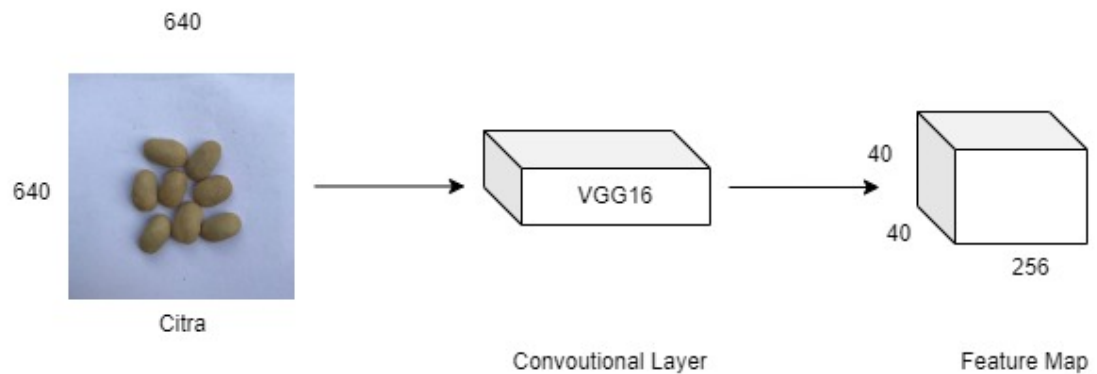
Code ini berfungsi untuk mengevaluasi performa model berdasarkan data pengujian. Setelah menjalankan kode ini dijalankan nilai *loss* dan *accuracy* akan disimpan dan digunakan untuk memperkirakan model.

Berikut ini merupakan tahapan proses dari Faster R-CNN.

3.2.4.1 Feature map

Feature Map merupakan hasil proses konvolusi. Proses konvolusi adalah proses dimana nilai *input* dikalikan dengan *filter*. Dengan adanya *feature map* kita mendapatkan informasi tentang bentuk vektor dari citra yang diambil. Citra divisualisasikan menjadi *height*, *width* dan *depth* kemudian diteruskan ke lapisan tengah dengan menggunakan

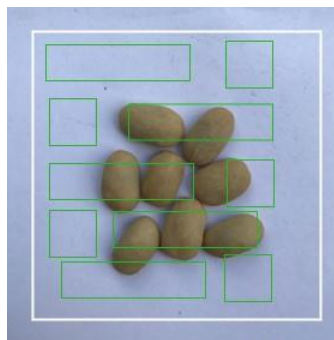
CNN hingga menjadi *convolutional feature map*. Ukuran dimensi gambar pada *feature map* awalnya yaitu $640 \times 640 \times 3$, setelah dilatih menggunakan *VGG16* gambar berubah ukuran menjadi $40 \times 40 \times 256$. Adapun representasi dari *feature map* dapat dilihat pada gambar 3.10 berikut.



Gambar 3.10 Feature Map

3.2.4.2 Region Proposal Network (Ramadhan, Setiawan, & Khrisne, 2023)

Region Proposal Network memproses *feature map* yang dihasilkan setelah langkah yang dilakukan *convolutional layer* dan membuat prediksi kepada citra yang akan diperlakukan sebagai objek dan *bounding box* yang akan diprediksi. *RPN* terdiri dari 2 *convolutional layer*. Adapun *layer* pertama berfungsi mendeteksi penempatan objek dan *layer* kedua memprediksi *bounding box*. Nilai 40×40 pada *feature map* dinilai sebagai *anchors*. Penentuan rasio dan ukuran tertentu harus ditentukan untuk setiap *anchors*. 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, artinya citra mempunyai $40 \times 40 \times 9 = 14.400$ kotak pada citra. Karena jumlahnya terlalu banyak maka dipilih sebanyak 256 kotak sebagai mini batch. Berikut ini adalah gambar representasi dari *RPN* :



Gambar 3.11 RPN

Gambar 3.11, kotak berwarna putih merupakan *anchors* yang menilai citra sebagai objek biji kopi. Kotak yang berwarna hijau merupakan *anchors* yang menilai objek yang dapat dikenali dan bukan objek biji kopi yang akan dideteksi. Hasil dari tahap ini akan mendeteksi apakah citra yang dideteksi merupakan objek biji kopi 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 digabungkan menggunakan filter $3 \times 3 \times 512$. Tahapan ini disebut *RoI Pooling*. Area yang direkomendasikan dalam proses ini disebut RoI. Sebelum melakukan proses klasifikasi, objek harus melewati proses *RoI pooling* dan setiap RoI memiliki koordinat dan ukurannya masing - masing. Dibawah ini adalah gambar target kotak RoI.



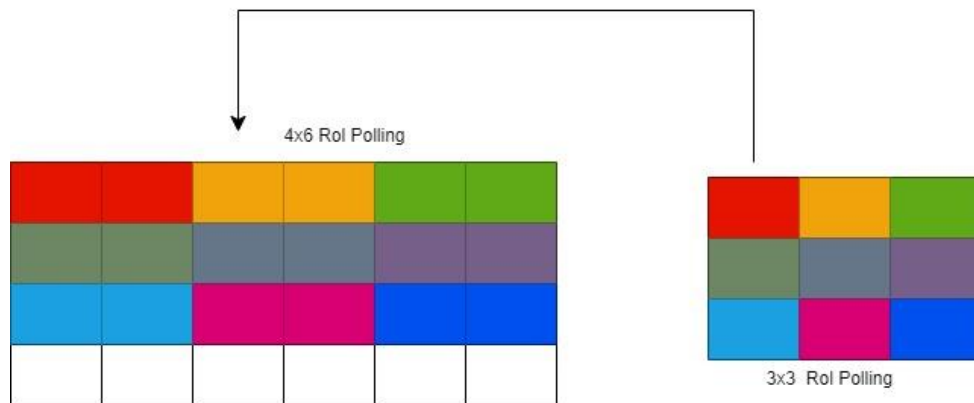
Gambar 3.12 Target RoI Pooling

Pada gambar 3.12 objek yang ditargetkan oleh RoI berukuran 200×145 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 $4 \times 6 \times 512$, sehingga harus diubah menjadi ukuran $3 \times 3 \times 512$. Untuk itu ukuran tersebut harus diubah menjadi ukuran tetap *fully connected layer*. Gambar 3.13 dibawah ini merupakan proses RoI pooling.



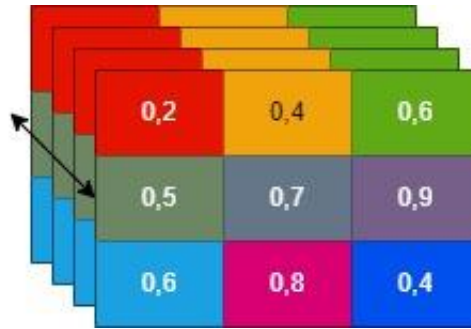
Gambar 3.13 Proses *RoI Pooling*

Gambar 3.13 ukuran RoI yang sebelumnya 4 x 6 dilakukan tahap pooling hingga ukurannya berubah menjadi 3 x 3 agar bisa masuk ke *fully connected layer*. Untuk bisa masuk ke dalam *fully connected layer* memerlukan RoI dengan ukuran 3 x 3. Oleh karena itu, ukuran sebelumnya 4 x 6 akan dibagi 3 supaya mendapatkan nilai sebesar 3 x 3. Panjang dan lebar yang sebelumnya berukuran 6 dan 4 akan dibagi 3, sehingga terdapat nilai panjang dan lebarnya menjadi 2 dan 1. Setelah proses ini selesai, maka data digabungkan dalam matriks berukuran 3 x 3 x 512. Gambar 3.14 diawah ini menunjukkan proses proses penggabungan data *pooling*.



Gambar 3.14 Proses Penggabungan Data Pooling

Proses penggabungan data pada gambar 3.14 menunjukkan bahwa nilai yang diambil hanyalah nilai terbesar pada setiap matriks, sehingga data diperkecil menjadi satu ukuran saja. Proses penggabungan data ini dilakukan pada seluruh matriks RoI. Hasil akhir dari proses penggabungan ini dapat dilihat pada gambar 3.15 dibawah ini.



Gambar 3.15 RoI Pooling 3 X 3

3.2.5 Learned model

Learned Model adalah model pembelajaran mesin yang dilatih setelah melewati proses *training* data selesai. Model pembelajaran inilah yang kemudian digunakan dalam aplikasi untuk mengklasifikasikan kualitas biji kopi. Pada *learned model* terdapat klasifikasi biji kopi mutu A, mutu B, dan mutu C.

3.2.6 TFLite model

Tensorflow lite merupakan *framework* kerja untuk model *Tensorflow* yang sering dipakai untuk mengemas model diperangkat *android*. *Tensorflow lite* digunakan untuk memodifikasi model yang disimpan dalam tahap sebelumnya. Setelah mengonversi model ke dalam *TFLite model*, ukuran *biner* pada model dikurangi sehingga data mencapai sistem *android*.

3.2.7 Proses training

Proses *training* atau proses pelatihan merupakan tahapan dimana sistem dipelajari berdasarkan data masukan sehingga dapat mengambil keputusan sesuai dengan yang diharapkan menggunakan metode dari *machine learning*. Hasil dari proses ini akan digunakan dalam proses *testing*. Proses ini menggunakan 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 model. Jumlah dataset yang digunakan pada data latih sebanyak 420 citra.

- *Data Validation*

Data *validation* adalah data yang digunakan untuk mengevaluasi model selama proses pelatihan. Data *validation* juga digunakan untuk memastikan bahwa

model tidak *overfitting* ketika data *training*. Dalam penelitian ini, data validasi yang digunakan sebanyak 60 citra.

- *Data Testing*

Data *testing* adalah data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model, karena model belum pernah melihat data tersebut sebelumnya. Dalam penelitian ini digunakan 120 data untuk *testing*.

3.2.8 Proses testing

Proses *testing* data adalah proses pengujian seberapa baik sistem dapat mengenali penilaian deteksi mutu biji kopi dengan memasukkan citra biji kopi yang belum pernah di *input* sebelumnya. Proses inilah yang nantinya akan menunjukkan seberapa tinggi pemahaman terhadap sistem untuk mendeteksi mutu biji kopi, hal ini dapat dibuktikan dari nilai akurasi *testing* data. Proses *testing* data ini menguji algoritma *Faster R-CNN* yang lebih cepat dalam sistem deteksi mutu biji kopi. Jumlah model yang ditentukan untuk pengujian data akan melewati beberapa tahapan algoritma *Faster R-CNN*.

3.2.9 Output

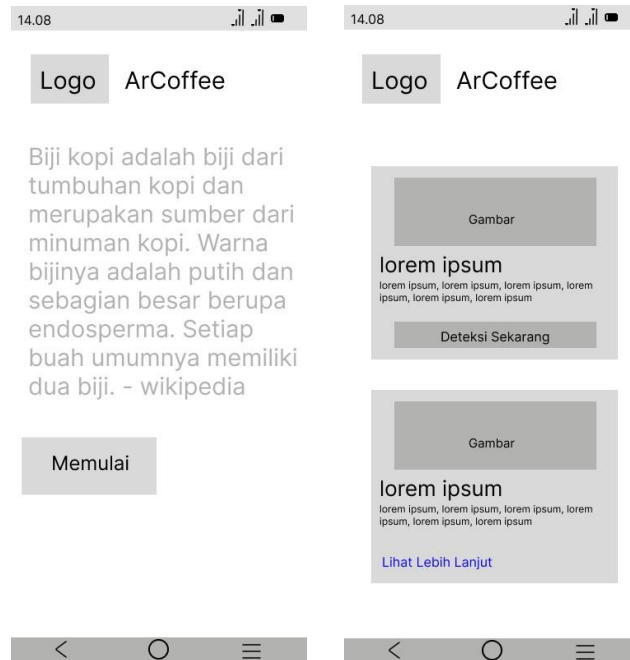
Output adalah hasil akhir dari sistem yang telah dibuat berisikan hasil informasi mutu biji kopi yaitu biji kopi mutu A, biji kopi mutu B, dan biji kopi mutu C.

3.3 Perancangan Antarmuka Sistem

Perancangan antarmuka sistem merupakan langkah yang akan menampilkan dan menjelaskan rancangan tampilan sistem aplikasi pendeteksi mutu biji kopi. Tahapan ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai rancangan aplikasi dan memudahkan pengguna dalam memahami dan menggunakan aplikasi yang dihasilkan. Aplikasi ini diberi nama ArCoffee. Pemberian nama ini sesuai dengan tujuan aplikasi yaitu mendeteksi kualitas biji kopi. Pada aplikasi ini, terdapat 4 halaman menu yaitu halaman awal, halaman tutorial aplikasi, halaman informasi mutu biji kopi, halaman deteksi biji kopi.

3.3.1 Rancangan tampilan halaman awal

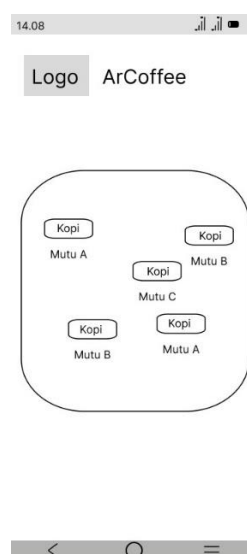
Halaman awal aplikasi akan menampilkan logo aplikasi dan terdapat tombol mulai. Setelah itu, halaman selanjutnya akan menampilkan tombol mulai deteksi, tutorial deteksi dan informasi mutu biji kopi. Untuk rancangan tampilan halaman awal dapat dilihat pada gambar 3.16 dibawah ini.



Gambar 3.16 Rancangan Tampilan Halaman Awal

3.3.2 Rancangan tampilan deteksi

Halaman ini merupakan halaman untuk mendeteksi mutu biji kopi yang selanjutnya pengguna akan mengambil foto biji kopi yang akan dideteksi kualitasnya. Halaman beranda akan terbuka ketika pengguna menekan *button* “mulai deteksi” pada halaman *splashscreen*. Pada halaman ini meminta pengguna untuk mengambil langsung dari kamera untuk dideteksi mutunya. Rancangan halaman utama terdapat pada gambar 3.17 dibawah ini.



Gambar 3.17 Rancangan Halaman Deteksi

3.3.3 Rancangan tampilan tutorial penggunaan aplikasi

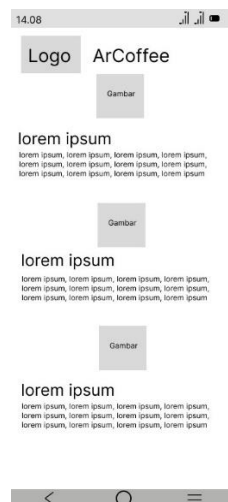
Halaman ini berisi informasi dalam format kalimat untuk memudahkan pengguna mempelajari cara menggunakan aplikasi. Rancangan tampilan tutorial penggunaan aplikasi ini, dapat dilihat pada gambar 3.18 berikut.



Gambar 3.18 Rancangan Tampilan Tutorial Aplikasi

3.3.4 Rancangan tampilan informasi mutu biji kopi

Halaman ini berisikan informasi mutu biji kopi yang akan dideteksi. Rancangan halaman ini, dapat dilihat pada gambar 3.19 berikut.



Gambar 3.19 Rancangan Tampilan Informasi Mutu Biji Kopi

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1 Implementasi Sistem

Implementasi sistem pada aplikasi deteksi kualitas biji kopi menggunakan algoritma *Faster R-CNN* memerlukan 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 Acer One 14 Z476
2. Processor Intel(R) Core™ i3-6006U CPU @ 2.0GHz
3. *Storage HDD 1 TB*
4. RAM 4GB

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sistem operasi *Windows 10 pro 64*
2. Android Studio
3. *Tensorflow Lite*
4. *Google Colab Notebooks*
5. *Node JS18.18.0*
6. *React Native 0.71.11*

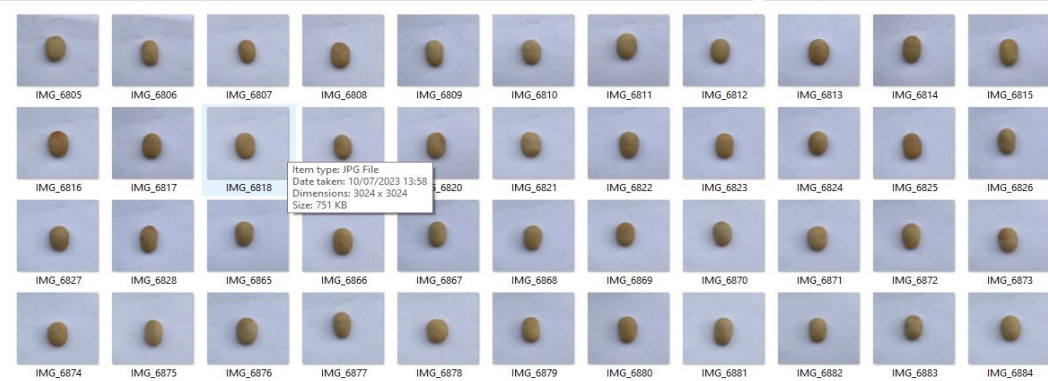
4.2 Implementasi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini diambil langsung dari petani kopi yang berlokasi di Doloksanggul, Humbang Hasundutan dengan pengelompokan data berdasarkan mutu yaitu mutu A, Mutu B, dan Mutu C. Data diambil dengan menggunakan kamera *smartphone* dengan resolusi 12 MP dalam rentan waktu 1 bulan dengan 8 kali pengambilan dalam waktu berbeda. Jumlah data yang diambil sebanyak

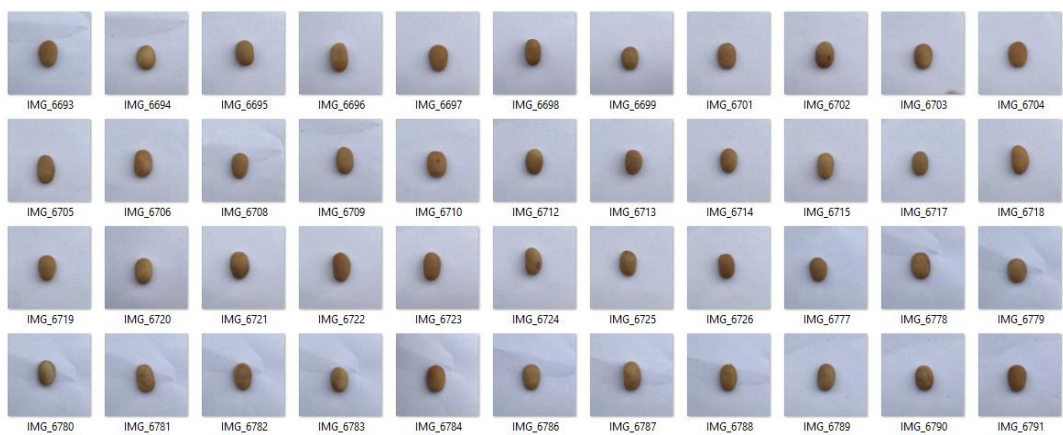
600 data dengan pembagian 200 data per mutu. Adapun beberapa contoh data pada masing-masing mutu dapat dilihat pada gambar 4.1, 4.2, dan 4.3 berikut.



Gambar 4.1 Data Biji Kopi Mutu A



Gambar 4.2 Data Biji Kopi Mutu B



Gambar 4.3 Data Biji Kopi Mutu C

4.3 Implementasi Perancangan Antarmuka

4.3.1 Tampilan halaman awal

Tampilan awal aplikasi ini akan menampilkan sebuah logo aplikasi yang diberi nama “ArCoffee”. Logo ini melambangkan deteksi mutu biji kopi. Di bawah logo terdapat *button* “mulai”. Setelah mengklik tombol mulai akan diarahkan ke halaman berikutnya. Setelah itu terdapat 3 *button* yang dapat dipilih oleh pengguna. Tombol “Mulai Deteksi” merupakan tombol yang akan mengarahkan pengguna ke halaman *home*, tombol “Informasi Biji Kopi” akan mengarahkan pengguna ke halaman informasi biji kopi dan tombol “Tutorial Aplikasi” jika diklik akan membawa pengguna ke halaman tutorial aplikasi. Tampilan *Splashscreen* dapat dilihat pada gambar 4.4 dibawah ini.



Gambar 4.4 Tampilan Halaman Awal

4.3.2 Tampilan halaman deteksi

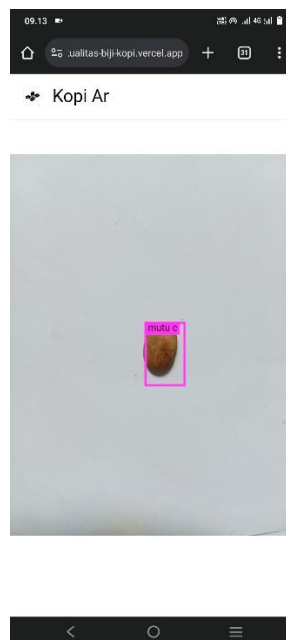
Tampilan halaman deteksi merupakan halaman yang ditampilkan ketika pengguna menekan tombol “Mulai Deteksi”. Pada halaman ini pengguna akan melakukan deteksi data. Pengguna dapat memilih tombol “kamera” apabila ingin mengambil gambar secara langsung. Setelah pengguna memilih metode pengambilan gambar, maka gambar tersebut akan ditampilkan pada *form*. Tampilan halaman deteksi terdapat pada gambar 4.5 dibawah ini.



Gambar 4.5 Tampilan Halaman Deteksi

4.3.3 Tampilan halaman hasil

Halaman hasil akan ditampilkan ketika pengguna mengarahkan kamera ke gambar. Pada halaman ini, terdapat keterangan mutu dari gambar yang telah di input. Hasil yang ditampilkan berupa gambar dan mutu biji kopi yaitu mutu A, mutu B atau mutu C. Tampilan halaman hasil dapat dilihat pada gambar 4.6 berikut.



Gambar 4.6 Tampilan Halaman Hasil

4.3.4 Tampilan halaman tutorial aplikasi

Halaman ini berisi informasi tentang cara menggunakan aplikasi ArCoffee. Tutorial ini ditulis dalam format kalimat. Pengguna dapat melihat halaman ini dengan mengklik tombol “Tutorial Aplikasi” yang ada di halaman awal. Halaman tutorial aplikasi dapat dilihat pada gambar 4.7 dibawah ini.



Gambar 4.7 Tampilan Halaman Tutorial

4.3.5 Tampilan Halaman Informasi Mutu Biji Kopi

Halaman informasi mutu biji kopi berisi informasi mengenai Mutu A, Mutu B dan Mutu C pada biji kopi, yang di deteksi berdasarkan data Dinas Pertanian Kabupaten Humbang Hasundutan. Tampilan halaman ini dapat dilihat pada gambar 4.8 dbawah ini.



Gambar 4.8 Tampilan Halaman Informasi Mutu Biji Kopi

4.4 Prosedur Operasional

Prosedur operasional berisi penjelasan bagaimana cara mengoperasikan sistem yang dibuat. Pertama, ketika pengguna membuka aplikasi, maka akan muncul halaman *splash screen* yang berisi informasi tentang aplikasi dan terdapat beberapa tombol yang dapat digunakan oleh pengguna dalam menjelajahi aplikasi. Pada halaman utama, dengan menekan tombol “Mulai Deteksi” pengguna dapat mengambil gambar secara langsung dengan menekan tombol kamera. Setelah gambar biji kopi sudah dimasukkan, pengguna dapat langsung memperoleh hasil deteksi mutu biji kopi.

Aplikasi ini juga memberikan tutorial kepada pengguna tentang cara menggunakan aplikasi. Pengguna dapat membuka halaman ini dengan menekan tombol “Tutorial Aplikasi” yang terdapat di halaman awal aplikasi. Selain itu, pengguna juga dapat melihat informasi mengenai mutu biji kopi yang sudah di sediakan pada halaman informasi mutu biji kopi.

4.5 Pelatihan Sistem

Pelatihan sistem dilakukan dengan menggunakan data sebanyak 600 data biji kopi yang terdiri dari 3 kelas setelah melewati proses augmentasi. Pada pelatihan sistem ini dilakukan proses pelatihan sistem dengan batch size yang berbeda dan jumlah *epoch* yang sama . Pelatihan sistem pertama menggunakan *batch size* 8 dengan *epoch* 10 .Adapun hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Hasil Uji Model Pertama

<i>Batch Size</i>	<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_Loss</i>	<i>Val_Accuracy</i>
8	1	0.9678	0.5568	0.7469	0.6591
8	2	0.6528	0.7230	0.6296	0.6818
8	3	0.5490	0.7642	0.6276	0.6932
8	4	0.5999	0.7457	0.6179	0.7727
8	5	0.5833	0.7429	0.6363	0.7500
8	6	0.4918	0.7528	0.6512	0.6250

8	7	0.4869	0.6562	0.7709	0.5909
8	8	0.6826	0.6733	0.8599	0.5455
8	9	0.8356	0.6009	0.8006	0.6591
8	10	0.9781	0.4815	0.9506	0.4659

Tabel 4.1 yang merupakan hasil uji model yang menggunakan batchsize 8 dan epoch 10 diperoleh hasil akurasi terbesar 77 pada epoch ke 4. Pada pelatihan model ini digunakan *initializer uniform* dan juga *activation relu* guna mendapatkan nilai terbaik dalam menentukan *Loss*, *Accuracy*, *Val_Loss*, dan *Val_Accuracy*.

Pelatihan sistem kedua menggunakan *batch size* 10 dengan *epoch* 10 .Adapun hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2 Hasil Uji Model Kedua

<i>Batch Size</i>	<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_Loss</i>	<i>Val_Accuracy</i>
10	1	1.0292	0.4634	0.9058	0.6375
10	2	0.7670	0.6437	0.6286	0.6375
10	3	0.6065	0.6789	0.5873	0.6750
10	4	0.6488	0.6859	0.6065	0.6375
10	5	0.6160	0.6620	0.6620	0.6000
10	6	0.5918	0.6873	0.4216	0.8125
10	7	0.5187	0.7775	0.4812	0.8625
10	8	0.5346	0.7521	0.6643	0.6750
10	9	0.7243	0.6268	0.5954	0.7000
10	10	0.5709	0.7408	0.4996	0.7875

Tabel 4.2 yang merupakan hasil uji model yang menggunakan batchsize 10 dan epoch 10 diperoleh hasil akurasi terbesar 86 pada epoch ke 7. Pada pelatihan model ini digunakan

initializer uniform dan juga *activation relu* guna mendapatkan nilai terbaik dalam menentukan *Loss*, *Accuracy*, *Val_Loss*, dan *Val_Accuracy*.

Pelatihan sistem ketiga menggunakan *batch size* 12 dengan *epoch* 10 .Adapun hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.3 berikut.

Tabel 4.3 Hasil Uji Model Ketiga

<i>Batch Size</i>	<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_Loss</i>	<i>Val_Accuracy</i>
12	1	1.0311	0.6017	0.8965	0.6786
12	2	0.7418	0.7472	0.5949	0.7143
12	3	0.5357	0.7895	0.4686	0.7381
12	4	0.4751	0.8234	0.4393	0.7857
12	5	0.5251	0.7613	0.4954	0.8333
12	6	0.5209	0.7726	0.5221	0.7619
12	7	0.4786	0.7952	0.4652	0.8095
12	8	0.4359	0.8319	0.3640	0.8452
12	9	0.3625	0.8573	0.3742	0.8333
12	10	0.3591	0.8460	0.2905	0.8690

Tabel 4.3 yang merupakan hasil uji model yang menggunakan batchsize 12 dan epoch 10 diperoleh hasil akurasi terbesar 86 pada epoch ke 10. Pada pelatihan model ini digunakan *initializer uniform* dan juga *activation relu* guna mendapatkan nilai terbaik dalam menentukan *Loss*, *Accuracy*, *Val_Loss*, dan *Val_Accuracy*.

Pelatihan sistem keempat menggunakan *batch size* 16 dengan *epoch* 10 .Adapun hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.4 berikut.

Tabel 4.4 Hasil Uji Model Keempat

<i>Batch Size</i>	<i>Epoch</i>	<i>Loss</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Val_Loss</i>	<i>Val_Accuracy</i>
16	1	1.0649	0.4347	0.9723	0.7375
16	2	0.8388	0.7401	0.6345	0.6750
16	3	0.5722	0.7898	0.4931	0.8000
16	4	0.4406	0.8835	0.4373	0.8250
16	5	0.4082	0.8466	0.4778	0.7750
16	6	0.3512	0.8821	0.4706	0.8500
16	7	0.3411	0.8821	0.2466	0.8625
16	8	0.3403	0.8594	0.2263	0.7222
16	9	0.3001	0.8849	0.1069	0.9028
16	10	0.2330	0.9332	0.1997	0.8889

Tabel 4.4 yang merupakan hasil uji model yang menggunakan batchsize 16 dan epoch 10 diperoleh hasil akurasi terbesar 90 pada epoch ke 9. Pada pelatihan model ini digunakan *initializer uniform* dan juga *activation relu* guna mendapatkan nilai terbaik dalam menentukan *Loss*, *Accuracy*, *Val_Loss*, dan *Val_Accuracy*.

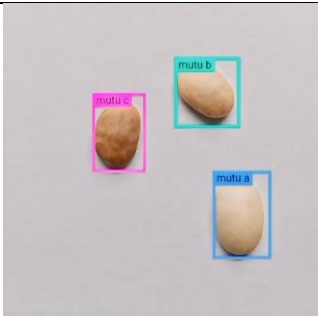
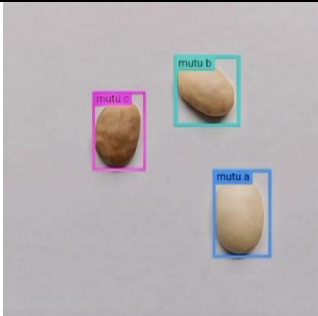
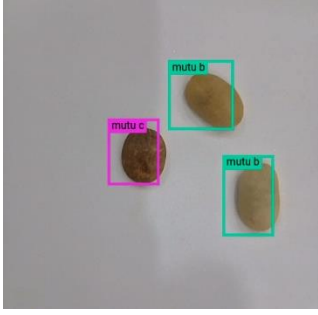
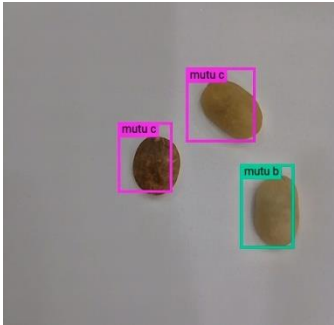
Setelah empat kali melakukan pelatihan, nilai akurasi terbesar terdapat pada pelatihan keempat menggunakan batchsize 16 dan epoch 10 diperoleh hasil akurasi terbesar 90 pada epoch ke 9.

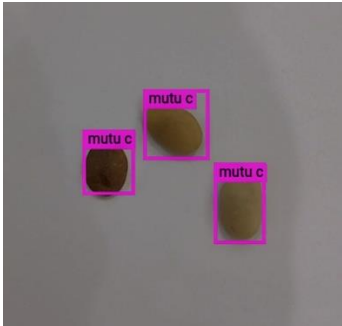
4.6 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan data sebanyak 120 data biji kopi, yang merupakan 20% dari jumlah data total. Tahap ini dilakukan untuk melihat hasil kinerja dari algoritma *Faster R-CNN* yang sebelumnya sudah dilatih dalam mendeteksi mutu biji kopi pada 3 tingkatan mutu, yaitu mutu A biji kopi dengan nilai harga tinggi,

mutu B biji kopi dengan nilai harga tinggi, serta mutu C biji kopi dengan nilai harga rendah. Beragam parameter pengujian sistem dilaksanakan untuk menentukan kondisi seperti apa yang optimal dalam melakukan pendeteksian mutu biji kopi oleh sistem. Parameter-parameter pengujian sistem di antaranya adalah intensitas cahaya dan jarak kamera terhadap objek.

Tabel 4.5 Pengujian Berdasarkan Intensitas Cahaya

Intensitas Cahaya (lx)	Citra	Keterangan
1.800 lx		Objek terdeteksi benar.
550 lx		Objek terdeteksi benar.
110 lx		Objek terdeteksi benar sebagian (biji kopi mutu A (bawah) terdeteksi sebagai biji kopi mutu B).
55 lx		Objek terdeteksi benar sebagian (biji kopi mutu B (tengah) terdeteksi sebagai biji kopi mutu C). (biji kopi mutu A (bawah) terdeteksi sebagai biji kopi mutu B).



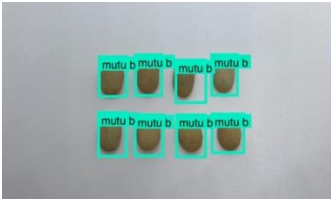

<25 lx		Objek terdeteksi benar sebagian (biji kopi mutu A dan B (atas dan bawah) terdeteksi sebagai biji kopi mutu C).
--------	---	--

Tabel 4.5 menyajikan hasil pengujian deteksi objek biji kopi pada keadaan intensitas cahaya yang berbeda. Sistem dapat mendeteksi objek biji kopi dengan baik pada intensitas cahaya lebih dari 550 lx. Ketika intensitas cahaya diturunkan menjadi 110 lx, sistem mulai salah mendeteksi mutu biji kopi. Semakin kecil intensitas cahaya yang digunakan, hasil pendeteksian semakin tidak akurat. Beberapa mutu biji kopi tidak dapat terdeteksi dengan benar dalam kondisi intensitas cahaya di bawah 110 lx, terutama pada intensitas cahaya kurang dari 25 lx, semua biji kopi terdeteksi sebagai mutu C. Oleh karena itu, tingkat pencahayaan yang ideal untuk sistem dalam mendeteksi mutu biji kopi adalah intensitas cahaya lebih dari 550 lx.

Kemudian, dilakukan pengujian sistem berdasarkan jarak objek dengan kamera. Pengujian dilakukan dengan mendeteksi objek biji kopi dengan ragam jarak yang berbeda, yaitu 3 cm hingga 20 cm. Pengujian system dapat dilihat pada tabel 4.6 dibawah ini.

Tabel 4.6 Pengujian Berdasarkan Jarak Kamera

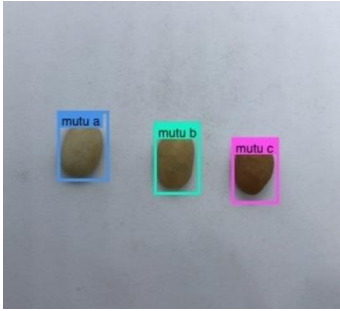
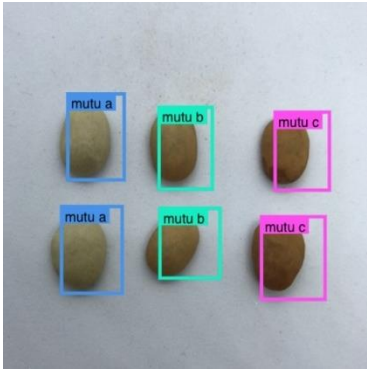
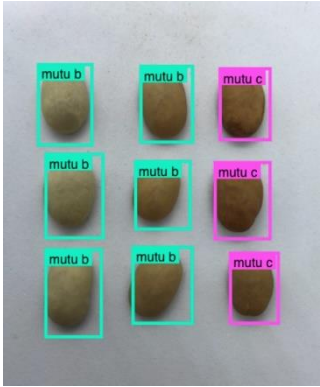
Jarak Kamera	Citra	Keterangan
< 3 cm		Objek tidak terdeteksi.

5 cm		Objek terdeteksi
10 cm		Objek terdeteksi
15		Objek terdeteksi
>15		Objek tidak terdeteksi sebagian

Pengujian menunjukkan bahwa sistem tidak dapat mendeteksi biji kopi dengan jarak kurang dari 3 cm dan lebih dari 15 cm. Objek biji kopi akan tampak *blur* karena jarak kamera terlalu dekat dan akan tampak terlalu kecil jika jarak kamera terlalu jauh. Selain itu, model juga dilatih dengan data citra objek biji kopi yang diambil dengan jarak 10 cm. Sehingga, jarak yang optimal dalam pendeteksian objek biji kopi adalah 5 – 15 cm.

Kemudian, dilakukan pengujian sistem berdasarkan jumlah dan berbagai mutu dengan kamera. Pengujian dilakukan dengan mendeteksi objek biji kopi dengan ragam jumlah yang berbeda, yaitu 3 hingga 9 biji kopi. Pengujian system dapat dilihat pada tabel 4.7 dibawah ini.

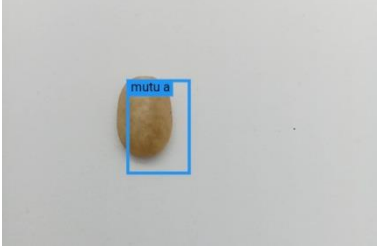

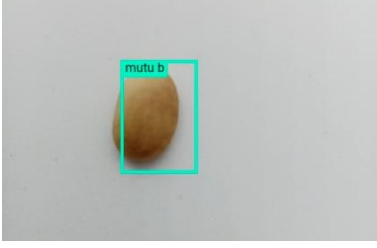

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Data dan Deteksi Berbagai Mutu

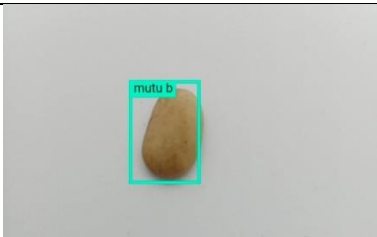
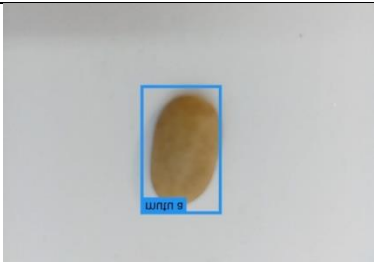
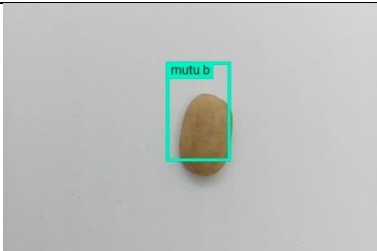
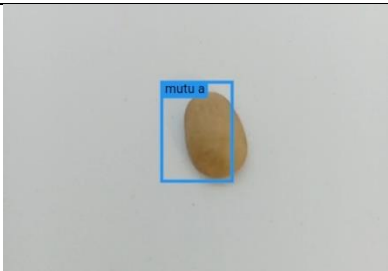
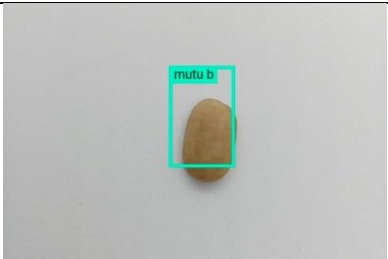
Jumlah Biji	Citra	Keterangan
3		Objek terdeteksi benar.
6		Objek terdeteksi benar.
9		Objek terdeteksi benar sebagian (biji kopi mutu A terdeteksi sebagai biji kopi mutu B).

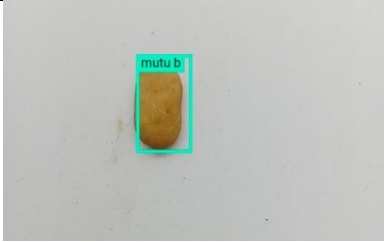
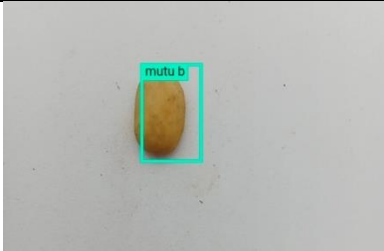
Pengujian menunjukkan bahwa sistem tidak dapat mendeteksi biji kopi dengan jumlah lebih dari 6 biji kopi pada deteksi biji kopi berbagai mutu.



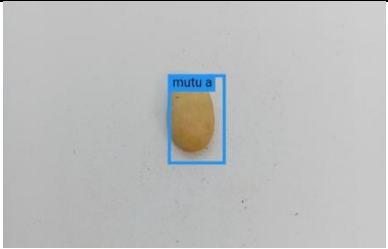
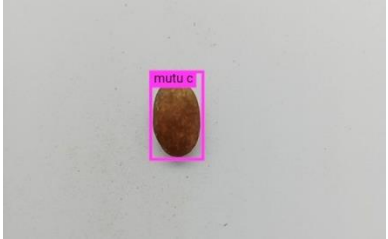
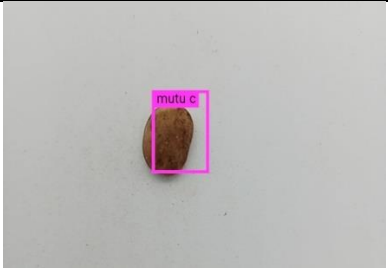
Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan data sebanyak 120 data biji kopi, yang merupakan 20% dari jumlah data total. Adapun beberapa contoh hasil pengujian sistem terdapat pada Tabel 4.8 dibawah ini

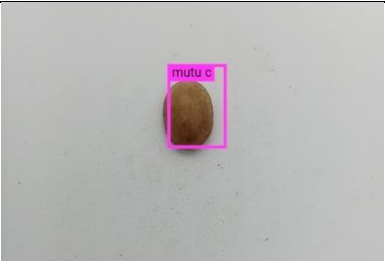
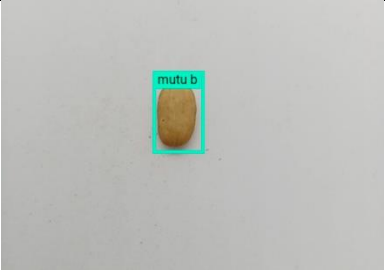
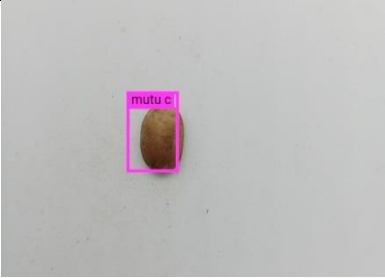
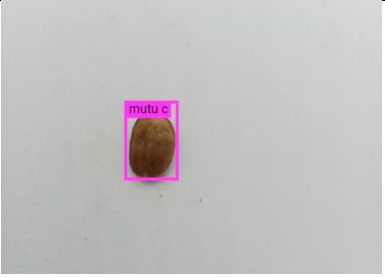

Tabel 4.8 Hasil Pengujian Data dan Deteksi

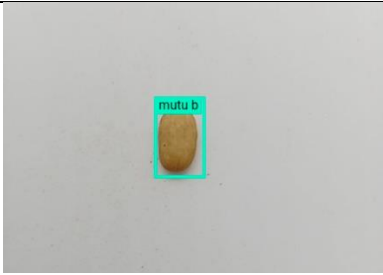
No	Citra	Manual	Sistem	Keterangan
1		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu A	Benar
2		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu A	Benar
3		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu B	Salah
4		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu A	Benar

5		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu B	Salah
6		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu A	Benar
7		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu B	Salah
8		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu A	Benar
9		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu B	Salah

10		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu B	Benar
11		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu B	Benar
12		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu B	Benar
13		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu B	Benar
14		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu A	Salah

15		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu B	Benar
16		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu B	Benar
17		Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu A	Salah
18		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu C	Benar
19		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu C	Benar

20		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu C	Benar
21		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu B	Salah
22		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu C	Benar
23		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu C	Benar
24		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu C	Benar

25		Biji Kopi Mutu C	Biji Kopi Mutu B	Salah
----	---	---------------------	---------------------	-------

Pada tabel 4.8 di atas, terdapat 25 contoh pengujian pada sistem dari keseluruhan hasil uji. 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 4.9 berikut.

Tabel 4.9 Hasil Evaluasi Model Menggunakan *Confussion Matrix*

		Aktual			Total
		Biji Kopi Mutu A	Biji Kopi Mutu B	Biji Kopi Mutu C	
Prediks	Biji Kopi Mutu A	35	5	0	40
	Biji Kopi Mutu B	2	37	1	40
	Biji Kopi Mutu C	0	2	38	40
Total		37	44	39	120

Hasil evaluasi model menggunakan *confussion matrix* pada tabel 4.6 diatas. menampilkan data uji sebanyak 120 citra serta telah dibagi menjadi 40 citra per kelas mutu biji kopi. Pada kelas biji kopi mutu A terdapat lima kali kesalahan pada sistem. Hal ini dikarenakan gambar adanya kemiripan antara biji kopi mutu A dan Mutu B. Selanjutnya, pada saat pengujian sistem untuk kelas biji kopi mutu B terdapat tiga kali kesalahan prediksi, di akibatkan posisi peletakan sampel biji kopi yang kurang merata dan pencahayaan yang tidak baik. Selain diakibatkan oleh fokus kamera, posisi jarak pengambilan, pengaturan keterangan dan kegelapan gambar, perlu juga di perhatikan jarak pengambilan gambar pada sampel agar tidak terlalu jauh. Perlu dipastikan bahwa seluruh biji kopi dapat ditangkap oleh gambar sehingga tidak ada biji kopi yang tertimpa oleh biji kopi lainnya.

Dari pengujian citra yang telah dilakukan dihasilkanlah nilai *true positive* (TP), *false positive* (FP), dan *false negatif* (FN). Tabel nilai ini dapat dilihat pada tabel 4.10 berikut ini.

Tabel 4.10 Nilai TP, FP, dan Mutu Biji Kopi

	True Positive (TP)	False Positive (FP)	False Negatif (FN)
Mutu A	35	2	5
Mutu B	37	7	3
Mutu C	38	1	2
Total	110	10	10

Pada tabel di atas menampilkan 110 data yang masuk ke dalam nilai *true positif* yang berarti sistem tersebut dapat mengklasifikasikan mutu biji kopi dengan benar sebanyak 110 kali. Terdapat pula 10 data pada *false positif* yang berarti sistem melakukan prediksi data positif padahal sebenarnya data ini adalah data negatif. Pada *false negatif* terdapat 10 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

$$Precision \text{ Mutu A} = \frac{35}{40} \times 100\% = 87,5\%$$

$$Precision \text{ Mutu B} = \frac{37}{40} \times 100\% = 92,5\%$$

$$Precision \text{ Mutu C} = \frac{38}{40} \times 100\% = 95\%$$

2. *Recall*

Rumus perhitungan *Recall* dapat dilihat pada Persamaan 2.2

$$\text{Recall Mutu A} = \frac{35}{37} \times 100\% = 94,59\%$$

$$\text{Recall Mutu B} = \frac{37}{44} \times 100\% = 84,09\%$$

$$\text{Recall Mutu C} = \frac{38}{39} \times 100\% = 97,4\%$$

3. *F1 – Score*

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

$$\begin{aligned} \text{F1-Score Mutu A} &= 2 \times \frac{(0.94 \times 0.87)}{(0.94 + 0.87)} \times 100\% \\ &= 2 \times \frac{(0.8178)}{(1.81)} \times 100\% \\ &= 90,3\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{F1-Score Mutu B} &= 2 \times \frac{(0.84 \times 0.92)}{(0.84 + 0.92)} \times 100\% \\ &= 2 \times \frac{(0.7728)}{(1.76)} \times 100\% \\ &= 87,81\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{F1-Score Mutu C} &= 2 \times \frac{(0.97 \times 0.95)}{(0.97 + 0.95)} \times 100\% \\ &= 2 \times \frac{(0.9215)}{(1.92)} \times 100\% \\ &= 95,98\% \end{aligned}$$

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

Tabel 4.11 Nilai Precision, Recall dan F1-Score

	Precision	Recall	F1-Score
Mutu A	87,5%	94,59%	90,3%
Mutu B	92,5%	84,09%	87,81%
Mutu C	95%	97,4%	95,98%

Berdasarkan uji sistem yang sudah dilakukan pada aplikasi klasifikasi mutu biji kopi menggunakan metode *Faster Region Convolutional Neural Network*, dihasilkan nilai akurasi sistem melalui perhitungan berikut .

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

$$Accuracy = \frac{110}{120} \times 100\%$$

$$= 91,67\%$$

Berdasarkan nilai perhitungan di atas, dihasilkan nilai akurasi sistem sebesar 91,67%. Nilai akurasi ini sudah cukup baik walaupun belum terbilang sempurna.

Hasil pengujian yang telah dilakukan berdasarkan intensitas cahaya, jarak kamera, dan jumlah biji kopi serta deteksi berbagai mutu, adapun beberapa penyebab yang membuat kesalahan deteksi pada aplikasi ini . Faktor utamanya adalah berdasarkan Cahaya, dikarenakan terjadinya kesalahan pada sistem dalam mengidentifikasi, seperti adanya kemiripan warna dan ciri dari biji Kopi. Kemudian resolusi kamera juga sangat berpengaruh, karena ukuran sensor mempengaruhi hasil dan kualitas dari foto yang diambil.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan didapatkan kesimpulan sebagai berikut

1. Algoritma Faster R-CNN yang diterapkan untuk mendeteksi kualitas biji kopi, menghasilkan sistem dengan performa yang baik yang mendapatkan tingkat akurasi sebesar 91,67%.
2. Parameter *batch size* dan *epoch* sangat mempengaruhi nilai akurasi pada model yang dilatih. *Batch size* 16 dan *epoch* 9 menghasilkan akurasi sebesar 90% pada penelitian ini.
3. Objek dapat terdeteksi dengan baik jika intensitas cahaya minimal 550 lx, jarak minimal 5 cm dan maksimal 15cm, jumlah biji kopi per mutu sebanyak 8 biji kopi dan untuk berbagai mutu sebanyak 6 biji kopi.
4. Penyebab kesalahan sistem dalam mendeteksi mutu biji kopi dipengaruhi oleh fokus kamera, pencahayaan, tata sebar sampel, jarak pengambilan sampel dan jumlah sampel.

5.2 Saran

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

1. Diharapkan untuk membuat sebuah sistem dengan varietas biji kopi selain jenis *arabica*.
2. Diharapkan untuk dapat menambahkan variasi data training serta jumlah data yang lebih banyak guna menambahkan ciri dan perbedaan yang lebih bervariasi.
3. Diharapkan pada penelitian berikutnya menggunakan algoritma selain *Faster R-CNN* dalam proses deteksi biji kopi, sehingga nilai akurasi deteksi dengan algoritma baru dapat dibandingkan.

DAFTAR PUSTAKA

- AHMAD, Z., Sukartiko, A. C., & Khuriyati, N. (2020). Deteksi Kualitas Fisik Kopi Arabika Berindikasi Geografis Menggunakan Pengolahan Citra Digital. *Universitas Gadjah Mada*.
- Aziddin, C. A., Raharjo, J., & Ibrahim, N. (2022). Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dengan Metode Content Based Image Retrieval Dan Klasifikasi Decision Tree. *e-Proceeding of Engineering*, 2904-2912.
- Bertona, T., Faisal, I., & Handoko, D. (2020). PENERAPAN METODE SMART DALAM PEMILIHAN BIJI KOPI TERBAIK. *Jurnal Ilmiah Teknologi Harapan*, 65-70.
- Ilhamsyah, Rahman, A. Y., & Istiadi. (2021). Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Multilayer Perceptron Berbasis Fitur Warna LCH. *Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi*, 1008-1017.
- Kamil, F. (2023). Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Yolo Untuk Mendeteksi Kualitas Dari Biji Kopi Berbasis Android. *Jurnal Artificial Intelligent dan Sistem Penunjang Keputusan*, 120-125.
- Kurniawan, W. M., & Hastuti, K. (2017). PENENTUAN KUALITAS BIJI KOPI ARABIKA DENGAN MENGGUNAKAN ANALYTICAL HIERARCHY PROCESS (STUDI KASUS PADA PERKEBUNAN KOPI LERENG GUNUNG KELIR JAMBU SEMARANG). *Jurnal SIMETRIS*, 519-527.
- Mardisa, R., Nasution, I. S., & Siregar, K. (2022). KLASIFIKASI KUALITAS FISIK KOPI BERAS ARABIKA MENGGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA DENGAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN). *JURNAL ILMIAH MAHASISWA PERTANIAN*, 514-522.
- 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*, 261-267.
- Muh.Subhan, & Basri, H. (2019). Klasifikasi Mutu Buah Pala (*Myristica Fragrans* Houtt) Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Deep Learning Arsitektur Faster R-CNN. *NTEK Jurnal Penelitian*, 106-113.
- Nurdin, S., Irawan, N. D., & Dinnulah, R. I. (2022). K – Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Green Beans Kopi Robusta. *Jurnal Terapan Sains & Teknologi*, 26-263.
- Olivya, M., Tungadi, E., & Rante, N. (2018). Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Ekspor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *Informatika Sains dan Teknologi*, 299-308.

- Putra, K. N., Gunadi, G. A., & Sunarya, M. G. (2023). KLASIFIKASI KUALITAS BIJI KOPI ROBUSTA DENGAN METODE NAIVE BAYES. *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*.
- Putriana, Y., Amri, & Hidayat, H. T. (2016). PENENTUAN KUALITAS BIJI KOPI MENGGUNAKAN METODE FUZZY LOGIC. *Jurnal Info Media*.
- Rachmato, A. D., & Risanti, J. A. (2019). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN KUALITAS BIJI KOPI DENGAN METODE AHP (ANALYTICAL HIERARCHY PROCESS) STUDI KASUS CAFE KAKI BUKIT LEMBANG. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 49-52.
- Raharjo, B., & Agustini, F. (2020). Metode Forward Chaining pada Sistem Pakar Penilaian Kualitas Biji Kopi Berbasis Web. *International Journal of Natural Sciences and Engineering*, 73-82.
- Ramadhan, A. E., Setiawan, W., & Khrisne, C. D. (2023). Rancang Bangun Deteksi Objek dengan Metode Filter Warna HSV pada Sistem Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Berbasis NVIDIA Jetson Nano. *Jurnal Teknik Industri Terintegrasi*, 1500-1509.
- Rizal, M. A. (n.d.). KLASIFIKASI MUTU BIJI KOPI MENGGUNAKAN METODE K –NEAREST NEIGHBOR BERDASARKAN WARNA DAN TEKSTUR. *Universitas Teknologi Yogyakarta*, 1-8.
- Saputra, F. E., Wihandika, R. C., & Widodo, A. W. (2021). Penentuan Kualitas Biji Kopi Menggunakan Local Ternary Patterns Dan RGB-HSV Color Moment Dengan Learning Vector Quantization. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2299-2307.
- Soehardjoepri, Widian, M. E., Wahyudi, S., Syaifudin, W. H., Widyaningrum, M. E., & Shofwan, M. (2021). INOVASI PENGRAJIN RACIKAN BIJI KOPI “REMPAH” HEALTHY HERBAL DAN BERDAYA SAING TINGGI BERBASIS SANTRIPRENEUR. *Jurnal AbadimasAdi Buana*, Vol.4 No.02, 110-118.
- Solihin, I. P., Prabowo, H., & Wibisono, B. (2019). PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR UNTUK MENGIDENTIFIKASI JENIS BIJI KOPI ARABIKA DAN ROBUSTA. *JURNAL INFORMATIK*, 91-102.
- Wahyudi, S., Mursyidah, & Attariq. (2018). Aplikasi Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Metode Histogram Equalization Berbasis Android. *Jurnal Teknologi Rekayasa Informasi dan Komputer*, 50-56.
- Yunita, R. D., Rozikin, C., & Jajuli, M. (2022). Implementasi Metode Linear Discriminan Analysis Untuk. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer MH. Thamrin*, 27-39.



**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN,
RISET, DAN TEKNOLOGI**
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Universitas No. 9A Gedung A, Kampus USU Medan 20155, Telepon: (061) 821007
Laman: <http://Fasilkomti.usu.ac.id>

KEPUTUSAN
DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER
DAN TEKNOLOGI INFORMASI
NOMOR : 1932/UN5.2.14.D/SK/SPB/2024
DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER
DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

- Membaca** : Surat Permohonan Mahasiswa Fasilkom-TI USU tanggal 13 Juni 2024 perihal permohonan ujian skripsi:
Nama : LEGI MARIA SILABAN
NIM : 191402037
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
Judul Skripsi : Deteksi Mutu Biji Kopi Menggunakan Faster Region Convolutional Neural Network
- Memperhatikan** : Bahwa Mahasiswa tersebut telah memenuhi kewajiban untuk ikut dalam pelaksanaan Meja Hijau Skripsi Mahasiswa pada Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara TA 2023/2024.
- Menimbang** : Bahwa permohonan tersebut diatas dapat disetujui dan perlu ditetapkan dengan surat keputusan
- Mengingat** : 1. Undang-undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.
2. Peraturan Pemerintah Nomor 17 tahun 2010 tentang pengelolaan dan penyelenggara pendidikan.
3. Keputusan Rektor USU Nomor 03/UN5.1.R/SK/SPB/2021 tentang Peraturan Akademik Program Sarjana Universitas Sumatera Utara.
4. Surat Keputusan Rektor USU Nomor 1876/UN5.1.R/SK/SDM/2021 tentang pengangkatan Dekan Fasilkom-TI USU Periode 2021-2026

MEMUTUSKAN

- Menetapkan** :
- Pertama** : Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:
- Ketua : Sarah Purnamawati ST., MSc.
NIP: 198302262010122003
- Sekretaris : Fanindia Purnamasari S.TI,M.IT
NIP: 198908172019032023
- Anggota Penguji : Ade Sarah Huzaifah S.Kom., M.Kom
NIP: 198506302018032001
- Anggota Penguji : Ivan Jaya S.Si, M.Kom.
NIP: 198407072015041001
- Moderator : -
- Panitera : -
- Kedua** : Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak (PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2024.
- Ketiga** : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

- Tembusan :**
1. Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
 2. Yang bersangkutan
 3. Arsip

Medan, 14 Juni 2024
Ditandatangani secara elektronik oleh:
Dekan



Maya Silvi Lydia
NIP 197401272002122001

