

**PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI TINGKAT
KEMATANGAN BIJI KOPI ARABIKA BALI HASIL SANGRAI
BERBASIS CITRA**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu persyaratan
mencapai derajat Sarjana S1



Disusun oleh:

Yusva Arief Ashari

15524058

Jurusan Teknik Elektro

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta

2021

LEMBAR PENGESAHAN

PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BIJI KOPI ARABIKA BALI HASIL SANGRAI BERBASIS CITRA

TUGAS AKHIR

ISLAM

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Teknik
pada Program Studi Teknik Elektro
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**

Disusun oleh:

Yusva Arief Ashari

15524058

Yogyakarta, 17 Desember 2021

Menyetujui,

Pembimbing 1



Elvira Sukma Wahyuni, S.T, M.Eng

155231301

LEMBAR PENGESAHAN

SKRIPSI

PERANCANGAN SISTEM KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BIJI KOPI ARABIKA BALI HASIL SANGRAI BERBASIS CITRA

Dipersiapkan dan disusun oleh:

Yusva Arief Ashari

15524058

Telah dipertahankan di depan dewan penguji

Pada tanggal: 12 Januari 2022

Susunan dewan penguji

Ketua Penguji : Elvira Sukma Wahyuni, S.T, M.Eng. , 

Anggota Penguji 1: Dwi Ana Ratna Wati, S.T., M.Eng. , 

Anggota Penguji 2: Firdaus, S.T., M.T., Ph.D. , 

Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana

Tanggal: 12 Januari 2022

Ketua Program Studi Teknik Elektro



Yusuf Aziz Amrulloh, S. T, M. Sc, Ph. D

045240101

PERNYATAAN

Dengan ini Saya menyatakan bahwa:

1. Skripsi ini tidak mengandung karya yang diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan Saya juga tidak mengandung karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.
2. Informasi dan materi Skripsi yang terkait hak milik, hak intelektual, dan paten merupakan milik bersama antara tiga pihak yaitu penulis, dosen pembimbing, dan Universitas Islam Indonesia. Dalam hal penggunaan informasi dan materi Skripsi terkait paten maka akan diskusikan lebih lanjut untuk mendapatkan persetujuan dari ketiga pihak tersebut diatas.

Yogyakarta, 21 Februari 2022



Yusva Arief Ashari

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas rahmat Allah SWT yang maha kuasa atas dilimpahkan rahmat, inayah serta hidayah kepada kita sehingga penelitian skripsi dan penulisan laporan yang berjudul “Perancangan Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Biji Kopi Arabika Bali Hasil Sangrai Berbasis Citra” ini dapat berjalan dengan baik dan lancar. Laporan ini disusun guna memenuhi syarat salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam menyelesaikan studi serta memperoleh gelar Sarjana Pendidikan Strata Satu pada Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.

Laporan kerja praktik ini berisi tentang penggunaan sistem teknologi citra berbasis kecerdasan buatan demi terciptanya kebermanfaatan teknologi serta memberikan sumbangsih pada kemajuan era industri 4.0. Dengan ini penulis berharap agar suatu hari dapat memberikan dampak positif bagi pembacanya. Pada laporan ini penulis menyadari bahwa sepenuhnya bahwa proses penyelesaian skripsi ini tidak luput dari segala bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karenanya, penulis mengucapkan terimakasih kepada :

1. **Bapak Yusuf Aziz Amrulloh, S. T, M. Eng, Ph.D**, selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro yang telah memfasilitasi kegiatan mahasiswa demi terselenggaranya kegiatan penulisan dan ujian skripsi dimasa pandemi ini.
2. **Dosen Program Studi Teknik Elektro**, atas segala kontribusinya yang tidak dapat saya sebutkan satu persatu.
3. **Ibu Elvira Sukma Wahyuni, S.T, M.Eng**, selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan serta arahan selama penulis menyelesaikan skripsi ini.
4. **Keluarga Tercinta**, atas segala do’a dan dukungannya yang diberikan sepanjang masa.
5. Pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah meberikan dukungannya secara langsung maupun tidak langsung sehingga penyelesaian skripsi ini dapat berjalan dengan baik.

Penulis menyadari bahwa penulisan ini jauh dari kata kesempurnaan, karena kesempurnaan hanyalah milik Allah SWT. Maka dari itu jika dikemudian hari apabila ditemukan kekeliruan dan kesalahan atas penulisan skripsi ini maka penulis berharap atas kritik serta sarannya. Penulis berharap dikemudian hari skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak. Akhir kata penulis mengucapkan terimakasih dan mohon maaf atas segala hal, dikarenakan keterbatasan penulis baik dari segi pengalaman maupun pengetahuan.

Yogyakarta, 17 Desember 2021

Penulis,

YUSVA ARIEF ASHARI



ABSTRAK

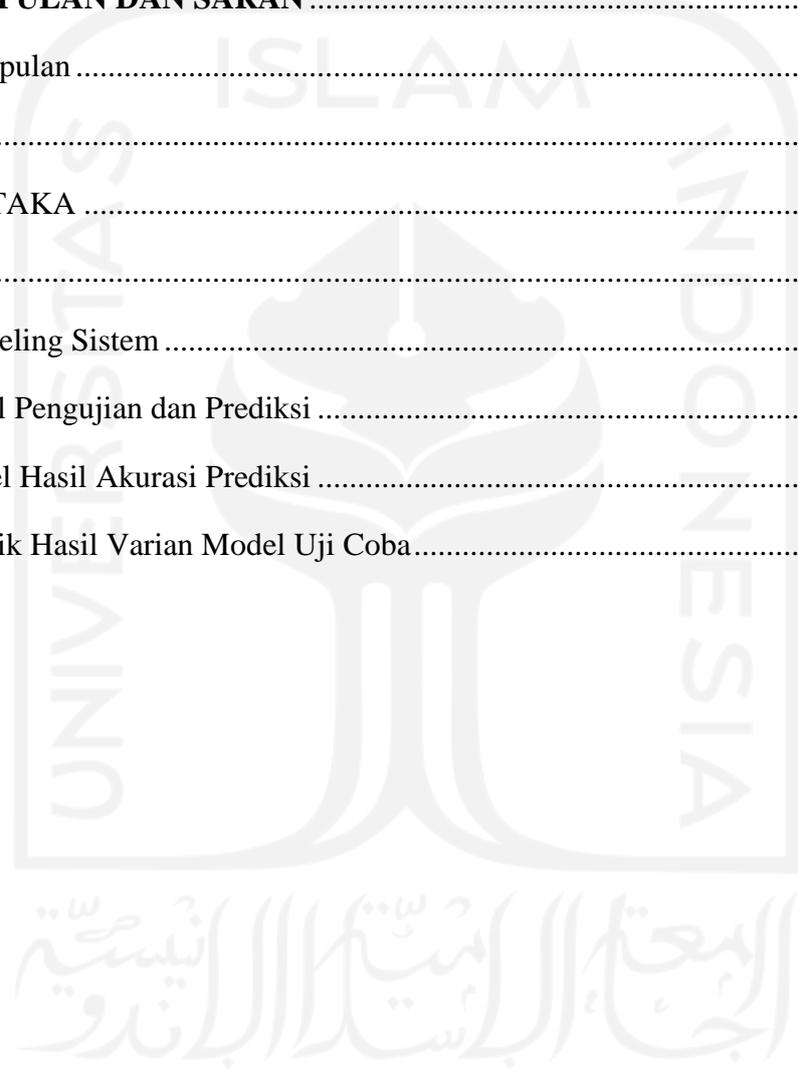
Kopi menjadi sangat menarik dewasa ini. Kopi yang merupakan salah satu komoditas terbesar didunia, termasuk Indonesia sebagai salah satu produsen kopi terbesar didunia juga ikut andil dalam memenuhi kebutuhan pasokan kopi dibelahan dunia. Guna meningkatkan pangsa pasar dan produktivitas jumlah ekspor kopi di Indonesia diperlukan adanya sistem teknologi kualifikasi dan klasifikasi mutu pada biji kopi yang efisien. Saat ini belum ada sistem teknologi yang efisien dan ekonomis bagi keberlangsungan industri mikro maupun kecil khususnya di industri kopi. Proses penyangraian merupakan proses terpenting dalam menentukan kualitas dan citarasa kopi, namun saat ini masih kurang penelitian tentang klasifikasi tingkat kematangan biji kopi yang efisien dan akurat. Maka dari itu adanya sistem teknologi berbasis citra menggunakan metode CNN dapat diaplikasikan dalam proses klasifikasi tingkat kematangan biji kopi khususnya biji kopi Arabika Bali. Sistem teknologi ini berfungsi mengurangi terjadinya *human error* pada proses kualifikasi dan klasifikasi. Terdapat 3 klasifikasi tingkat kematangan biji kopi arabika Bali diantaranya yaitu *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*. Objek pada penelitian ini menggunakan biji kopi Arabika Bali berjumlah 186 sampel gambar, masing-masing memiliki varian tingkat kematangan berbeda. Sistem ini menggunakan metode varian uji yang berbeda, yaitu *setting epoch*, *batch size*, *learning rate*, dan varian model data. Sistem klasifikasi ini memiliki hasil akurasi yang signifikan pada *setting epoch 50* dengan rata-rata prosentase tingkat akurasi mencapai 85% untuk klasifikasi *light roast*, 81% *medium roast*, dan 100% pada *dark roast*.

Keyword: Kopi Bali, *Image Classification*, *CNN*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRAK	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL.....	x
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	2
1.5 Manfaat Penelitian	2
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1 Studi Literatur	4
2.2 Tinjauan Teori.....	5
2.2.1 MobileNet.....	5
2.2.2 <i>Artificial Intelegent</i>	6
2.2.3 Kopi Arabika Bali.....	6
2.2.4 Level Roasting Biji Kopi Arabika	7
BAB 3 METODOLOGI.....	8
3.1 Perancangan Sistem	8
3.2 Implementasi Sistem.....	10
3.2.1 Training.....	10
3.3 Tahap Pengujian	17
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....	20

4.1 Analisis Performa dan Akurasi	23
4.1.1 Hasil Pengujian Menggunakan Nilai <i>Epoch</i> yang Bervarian	23
4.1.2 Hasil Pengujian Menggunakan Nilai <i>Batch Size</i> yang Bervarian.....	24
4.1.3 Hasil Data Akurasi Setting Learning Rate.....	26
4.1.4 Hasil Data Akurasi Varian Data	28
4.2 Pembahasan.....	30
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	33
5.1 Kesimpulan	33
5.2 Saran	33
DAFTAR PUSTAKA	34
LAMPIRAN	1
1. Modeling Sistem	1
2. Hasil Pengujian dan Prediksi	2
3. Tabel Hasil Akurasi Prediksi	3
4. Grafik Hasil Varian Model Uji Coba.....	15



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Kiri: lapisan konvolusi standard dengan batchnorm dan ReLu.....	6
Gambar 2.2 Penerapan Kecerdasan Buatan	6
Gambar 2.3 Logo Kopi Arabika Bali Kintamani [8]	7
Gambar 3.1 Ilustrasi Model Sistem	8
Gambar 3.2 Flow Chart Sistem Klasifikasi Gambar.....	9
Gambar 3.3 Gambar biji kopi Light Roast.....	11
Gambar 3.4 Gambar biji kopi Medium Roast	11
Gambar 3.5 Gambar biji kopi Dark Roast	11
Gambar 3.6 Arsitektur Model Sistem Klasifikasi Gambar	12
Gambar 3.7 Proses Input Dataset Gambar dan Label	12
Gambar 3.8 Fitur proses training model	13
Gambar 3.9 Alur training model sistem.....	14
Gambar 3.10 Ilustrasi proses konvolusi.....	15
Gambar 3.11 Ilustrasi proses pooling	16
Gambar 3.12 Ilustrasi proses ReLu.....	17
Gambar 3.13 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi light roast	18
Gambar 3.14 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi medium roast.....	18
Gambar 3.15 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi dark roast.....	19
Gambar 3.3.1 Varian sample biji kopi berdasarkan tingkat kematangan	20
Gambar 3.3.2 Sampel training biji kopi <i>light roast</i>	20
Gambar 3.3.3 Sampel training biji kopi medium roast	20
Gambar 3.3.4 Sample gambar training biji kopi <i>dark roast</i>	21
Gambar 3.3.5 Sampel <i>testing</i> biji kopi <i>light roast</i>	21
Gambar 3.3.6 Sampel <i>testing</i> biji kopi <i>medium roast</i>	21
Gambar 3.3.7 Samel <i>testing</i> biji kopi <i>dark roast</i>	22
Gambar 4.2.1 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting epochs	30
Gambar 4.2.2 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting batch size	30
Gambar 4.2.3 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting learning rate	31
Gambar 4.2.4 Grafik prosentase tingkat kesuksesan model varian data	31
Gambar 5.1 Proses Input Dataset Gambar dan Label	1
Gambar 5.2 Fitur proses training model	1
Gambar 5.3 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi light roast	2
Gambar 5.4 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi medium roast.....	2
Gambar 5.5 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi dark roast	3

DAFTAR TABEL

Tabel 3.2.1 Tabel deskripsi fitur sistem.....	13
Tabel 4.1.1 Tabel confusion matriks epochs 50.....	23
Tabel 4.1.2 Tabel confusion matriks epoch 25	24
Tabel 4.1.3 Tabel confusion matrik epoch 100.....	24
Tabel 4.1.4 Tabel confusion matriks <i>batch size</i> 32	25
Tabel 4.1.5 Tabel confusion matriks <i>batch size</i> 128.....	25
Tabel 4.1.6 Tabel confusion matriks <i>batch size</i> 512.....	25
Tabel 4.1.7 Tabel confusion matriks <i>learning rate</i> 0,002.....	26
Tabel 4.1.8 Tabel confusion matriks <i>learning rate</i> 0,1.....	26
Tabel 4.1.9 Tabel confusion matriks <i>learning rate</i> 0,01.....	27
Tabel 4.1.10 Tabel confusion matriks <i>learning rate</i> 0,0001.....	27
Tabel 4.1.11 Tabel confusion matriks varian data 90% - 10%	28
Tabel 4.1.12 Tabel confusion matriks varian data 80% - 20%	28
Tabel 4.1.13 Tabel confusion matriks varian data 70% - 30%	29
Tabel 4.1.14 Tabel confusion matriks varian data 50% - 50%	29
Tabel 3.1 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>epochs</i> 50.....	3
Tabel 3.2 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>epochs</i> 25.....	4
Tabel 3.3 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>epochs</i> 100.....	4
Tabel 3.4 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>batch size</i> 32.....	5
Tabel 3.5 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>batch size</i> 128.....	5
Tabel 3.6 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>batch size</i> 512.....	6
Tabel 3.7 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>learning rate</i> 0,002.....	7
Tabel 3.8 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>learning rate</i> 0,1.....	7
Tabel 3.9 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>learning rate</i> 0,01.....	8
Tabel 3.10 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan <i>learning rate</i> 0,0001.....	8
Tabel 3.11 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 90% - 10%	9
Tabel 3.12 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 80% - 20%	9
Tabel 3.13 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 70% - 30%	10
Tabel 3.14 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 50% -50%	12

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Kopi tidak pernah sebaik, semenarik, dan sepopuler dari hari ini. Kopi merupakan komoditas terbesar yang menarik perhatian di berbagai belahan dunia, termasuk Indonesia sebagai salah satu negara penghasil kopi terbesar di dunia. Berdasarkan data yang diperoleh dari Kementerian Pertanian Indonesia pada tahun 2015 hingga 2019 rata-rata produksi kopi Indonesia secara keseluruhan mencapai 630 ribu ton pertahun [1]. Diantaranya 430 hingga 450 ribu ton diekspor, kemudian sisanya diperuntukkan konsumsi dalam negeri. Pada tahun 2017 berdasarkan data yang dari *website* Badan Pusat Statistika (BPS) Indonesia merupakan salah satu eksportir kopi terbesar di dunia dengan jumlah 464 ribu ton yang dapat diekspor dan rata-rata 450 ribu ton yang diekspor setiap tahunnya. [2]

Guna meningkatkan pangsa pasar dan produktivitas jumlah ekspor kopi di Indonesia diperlukan adanya kualifikasi dan klasifikasi mutu pada biji kopi yang baik dan terukur. Yang dimaksud dalam proses kualifikasi dan klasifikasi tersebut adalah biji kopi yang diproduksi akan dikualifikasi terlebih dahulu dari biji kopi yang masih dalam kategori biji kopi mentah (*greenbean*) hingga biji kopi yang telah disangrai, kemudian dibedakan menjadi tiga klasifikasi profil *roast*, yaitu *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*.

Pada awalnya proses klasifikasi biji kopi ini dilakukan secara visual dan pemahaman subjektif manusia. Namun penentuan klasifikasi dengan cara ini bersifat subjektif, sehingga memungkinkan terjadinya *human error* yang diakibatkan kelelahan ataupun kelalaian. Oleh karena itu, proses kualifikasi dan klasifikasi pada biji kopi ini tidak dapat berjalan dengan baik dan efisien tanpa adanya bantuan teknologi yang mumpuni. Adanya bantuan teknologi secara alternatif ini diharapkan dapat membantu meningkatkan efektifitas dari proses klasifikasi biji kopi yang telah disangrai ini menjadi lebih baik dan lebih efisien.

Sudah ada beberapa penelitian yang membahas tema serupa, namun sejauh ini belum ada yang menunjukkan efektifitas dan keberlanjutan sistem tersebut untuk menentukan klasifikasi dan kualifikasi biji kopi. Sebagaimana pada contoh penelitian [3], pada penelitian ini tingkat akurasi yang dihasilkan sangat minim sekali, juga kurang efisien dan fleksibilitas. Hal tersebut dibuktikan dengan sistem yang digunakan kurang mutakhir dan minimnya data training.

Oleh karena itu, Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan biji kopi, khususnya biji kopi arabika Bali berdasarkan tingkat kematangan biji

kopi hasil *roasting* dengan bantuan sistem pengolahan berbasis citra menggunakan metode *Pre-Trained Model MobileNet machine learning*.

1.2 Rumusan Masalah

Perumusan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Bagaimana merancang sebuah sistem klasifikasi tingkat kematangan biji kopi berbasis citra dengan metode CNN?
2. Bagaimana performa sistem klasifikasi tingkat kematangan biji kopi menggunakan metode CNN?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini diantaranya adalah:

- a. Pengujian dilakukan hanya klasifikasi biji kopi yang telah di sangrai
- b. Pengujian berdasarkan hanya satuan biji kopi
- c. Citra diambil dengan *background* putih
- d. Kualitas citra diambil dengan kamera *mirrorless*
- e. Jumlah pengklasifikasian biji kopi hanya bisa dilakukan pada satu jenis biji kopi yaitu arabika Bali
- f. Jenis klasifikasi biji kopi berdasarkan tingkat kematangan yang dapat dideteksi hanya *light roast, medium roast, dan dark roast*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

- a. Untuk merancang sebuah sistem klasifikasi pada biji kopi berdasarkan tingkat kematangan
- b. Untuk mengetahui capaian akurasi klasifikasi tingkat kematangan biji kopi menggunakan metode CNN

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Menjadi suatu sistem alternatif dalam pengembangan teknologi *quality of control* pada industri kopi *specialty*

- b. Mengembangkan sistem *quality of control* untuk pengusaha UMKM di industri kopi dengan adanya sistem dapat memudahkan proses klasifikasi pada biji kopi.
- c. Dapat meningkatkan efisiensi pengusaha UMKM di industri kopi dalam melakukan proses klasifikasi pada biji kopi sehingga lebih efisien.
- d. Dapat memudahkan peminum kopi dalam menentukan biji kopi yang akan dikonsumsi berdasarkan tingkat kematangan biji kopi.



BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Pada penulisan skripsi ini terdapat penelitian sebelumnya sebagai acuan untuk mengetahui keterkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan untuk dapat menghindari terjadinya penjiplakan pada penulis. Paragraf selanjutnya penulis akan memberikan ringkasan tentang penelitian-penelitian sebelumnya yang bersinggungan dengan data dan metode yang digunakan .

Pada penelitian berjudul “*Enhancing Coffee Supply Chain towards Sustainable Growth with Big Data and Modern Agricultural Technologies*” Yotsaphat Kittichotsatsawat [4] mengatakan bahwa pengontrolan kualitas pada hasil panen biji kopi sangat penting seiring dengan pentingnya peran teknologi khususnya CNN bagi peningkatan kualitas dan pengembangan pangsa pasar di industri kopi ini. Dampaknya Efisiensi dan peningkatan efektifitas pada proses pasca panen kopi menjadi lebih baik. Yotsaphat juga menjelaskan dengan adanya teknologi tersebut dapat membantu mengurangi biaya dan waktu produksi pada manajemen bisnis kopi secara berkelanjutan.

Selanjutnya pada literatur yang berjudul “*Analisis Tingkat Kematangan Kopi Sangrai Menggunakan Pemrosesan Citra Termografi Dalam Rangka Pengontrolan Mutu Kopi Sangrai Secara Otomatis*” oleh Masagus Imran Maulana [5], dijelaskan perihal pada umumnya proses pengolahan biji kopi yang dilakukan petani masih menggunakan peralatan manual serta metode tradisional. Sedangkan pada skala industri korporasi tahapan proses pengolahan biji kopi dilakukan dengan peralatan serta teknologi produksi yang otomatis, sehingga kualitas dan kuantitas biji kopi menghasilkan olahan yang lebih baik. Oleh karena itu, tidak semua hasil olahan biji kopi petani memiliki kualitas sebaik kopi olahan industri korporasi. Selain itu, tidak adanya pengontrolan suhu dalam proses penyangraian secara manual mengakibatkan terjadinya panas berlebih yang menyebabkan distribusi panas pada biji kopi tidak merata dan biji kopi lebih cepat menghitam. Dari dasar inilah perlu adanya suatu alat maupun sistem alternatif untuk mengetahui dan mengkalsifikasi tingkat kematangan biji kopi, agar menghasilkan proses penyangraian kopi yang lebih berkualitas.

Kemudian penelitian yang berjudul “*Identifikasi Mutu Biji Kopi Arabika Berdasarkan Cacat dengan Teknik Convolutional Neural Network*” oleh Mahmuda Saputra [6] telah dijelaskan bahwa penggunaan teknik CNN pada identifikasi mutu biji kopi berhasil dengan baik. Akurasi yang dihasilkan berada pada kisaran 70,73% pada model 4-kelas dengan lapisan 6 filter berukuran 3x5x5 pada lapisan pertama dan 18 filter pada ukuran filter 6x3x3 di lapisan kedua. Selain itu hasil

akurasi yang terbaik dengan akurasi 82,46% didapatkan dari model 2-kelas dengan angka *learning rate* 0,0001 dan lapisan tunggal berjumlah 15 berukuran 3x3x3.

Adapun tinjauan literature yang terakhir yang berjudul “ *Penerapan Image Classification Dengan Pre-Trained Model Mobilenet Dalam Client Side Machine Learning*” oleh Farid Evan Ramdhan [7] peneliti bertujuan untuk menerapkan *Image Classification* dengan *Pre Trained* model *MobileNet* dalam client side Machine Learning untuk *client side machine learning* tensorflow.js dan ml5.js karena adanya kemudahan untuk digunakan dan juga dikembangkan oleh pihak google sehingga akan selalu diperbarui. Dan penelitipun juga menggunakan Transfer learning dengan Pre-Trained Model MobileNet guna mengefisiensikan dan meringankan beban kerja sistem . Kemudian merujuk pada penelitian tersebut, maka dari itu penulis menginisiasikan dan berinovasi untuk menerapkan prinsip dasar pada metode PreTrained Model pada machine learning dengan tujuan untuk menciptakan sebuah sistem “Klasifikasi Tingkat Kematangan Biji Kopi Arabika Bali Hasil Sangrai Berbasis Citra” guna penerapan teknologi dalam sektor industri mikro maupun kecil yang berbasis 4.0.

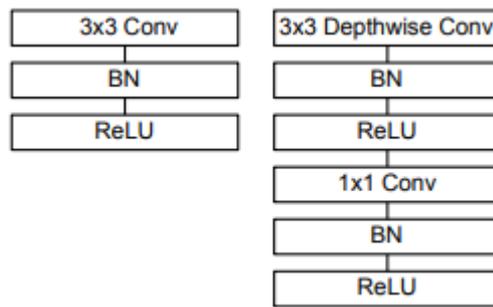
Adapun perbedaan antara penelitian yang dilakukan dengan yang sudah ada berdasarkan hasil tinjauan literature review yang penulis dapatkan yaitu pada fitur untuk penentuan tingkat kematangan dan kecacatan saat proses klasifikasi pada biji kopi. Pada literature yang sudah ada sangat berbeda daripada metode tata cara penentuan atau pengkategorian pada biji kopi, sedangkan pada penelitian ini yaitu menciptakan sebuah sistem yang dapat meningkatkan efisiensi produktivitas pengusaha di industri kopi pada saat proses kualifikasi dan klasifikasi biji kopi berbasis citra menggunakan metode Pre-Trained Model machine learning.

2.2 Tinjauan Teori

2.2.1 MobileNet

Arsitektur MobileNet merupakan juga salah satu arsitektur Convolution Neural Network (CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan pengoperasian pada data dalam jumlah yang besar. Perbedaan yang mendasari antara arsitektur MobileNet dan arsitektur CNN adalah pada penggunaan lapisan atau layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input gambar. MobileNet juga membagi konvolusi terdiri dari depthwise convolution dan pointwise convolution [8] .

Adapun gambaran diagram arsitektur MobileNet seperti yang ada pada gambar berikut.



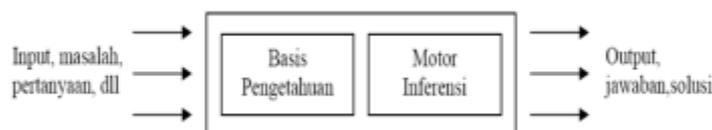
Gambar 2.2.1 Kiri: lapisan konvolusi standard dengan batchnorm dan ReLu.

Kanan: Deptwise convolution dan Pointwise convolution dengan batchniorm dan ReLu.

2.2.2 Artificial Intelegant

Artificial Intelegant merupakan suatu sistem teknologi yang memiliki sifat kecerdasan berbasis buatan yang dapat menyelesaikan tugas-tugas manusia secara langsung maupun tidak langsung. Artificial Intelegence (AI) menurut Jihn McCarthy (1956) mengatakan bahwa AI bertujuan untuk mengetahui atau memodelkan proses berpikir manusia dan mendesain mesin sehingga bias menirukan perilaku manusia [9]. Penerapan Kecerdasan Buatan digambarkan pada dua bagian utama yang dibutuhkan untuk aplikasi kecerdasan buatan, yaitu;

- a. Basis pengetahuan (knowledge base): berisi fakta-fakta, teori, pemikira dan hubungan antara satu dengan lainnya.
- b. Motor infrerensi (inferensi engine): kemampuan menarik kesimpulan berdasarkan pengetahuan.



Gambar 2.2.2 Penerapan Kecerdasan Buatan

2.2.3 Kopi Arabika Bali

Kopi Arabika merupakan produk kopi yang dihasilkan dan diproduksi secara organik. Kopi organik dipilih karena memberikan penghasilan lebih baik. Hal ini dikarenakan kopi yang di budidayakan dan dproduksi secara organik memiliki nila tambah yang lebih dari pada kopi yang dihasilkan secara konvensional. Para petani kopi di Kintamani telah memutuskan untuk menggunakan pupuk organik untuk menjaga dari kualitas kopi yang dihasilkan.



Gambar 2.2.3 Logo Kopi Arabika Bali Kintamani [10]

2.2.4 Level Roasting Biji Kopi Arabika

Proses penyangraian kopi dapat diatur untuk menentukan 3 aspek utama dari segi bagaimana kopi tersebut akan dirasakan, yaitu : keasamannya, kemanisannya, dan pahitnya. Pada umumnya semakin lama kopi itu disangrai, maka tingkat keasamannya akan semakin menghilang. Sebaliknya, kopi yang disangrai dengan waktu yang cukup lama akan menjadikan warna kopi menjadi lebih gelap dan rasa pahit akan meningkat secara perlahan. [11]

Adapun pada umumnya, tingkat kematangan sangrai pada biji kopi yang umum diketahui oleh masyarakat luas ketahui, yaitu : *Light*, *Medium* dan *Dark*. Pada level *light roast* biji kopi mulai meletup dan mengembang dari bentuk biji mentah aslinya dikarenakan hasil dari gas yang menumpuk didalam biji kopi, aroma kopi mulai tercium seperti pada umumnya. Namun pada level *light roast* ini cenderung rasa yang dikeluarkan adalah asam yang cukup tinggi. Pada level *medium roast* permukaan biji kopi akan semakin halus diluar, warna yang semakin gelap kecoklatan, dan aroma juga semakin meningkat. Selain itu juga rasa manis yang dihasilkan lebih meningkat dibandingkan sebelumnya.

Kemudian, level roasting *dark roast* dimana biji kopi terlihat lebih gelap dari sebelumnya dari segi tampilan, secara bentuk dan rasa sudah terdevelop dengan baik. Dalam hal rasa sisi keasaman dan manis yang mulai berkurang dan munculnya rasa pahit seiring dengan kenaikan level kematangan pada biji kopi.[12]

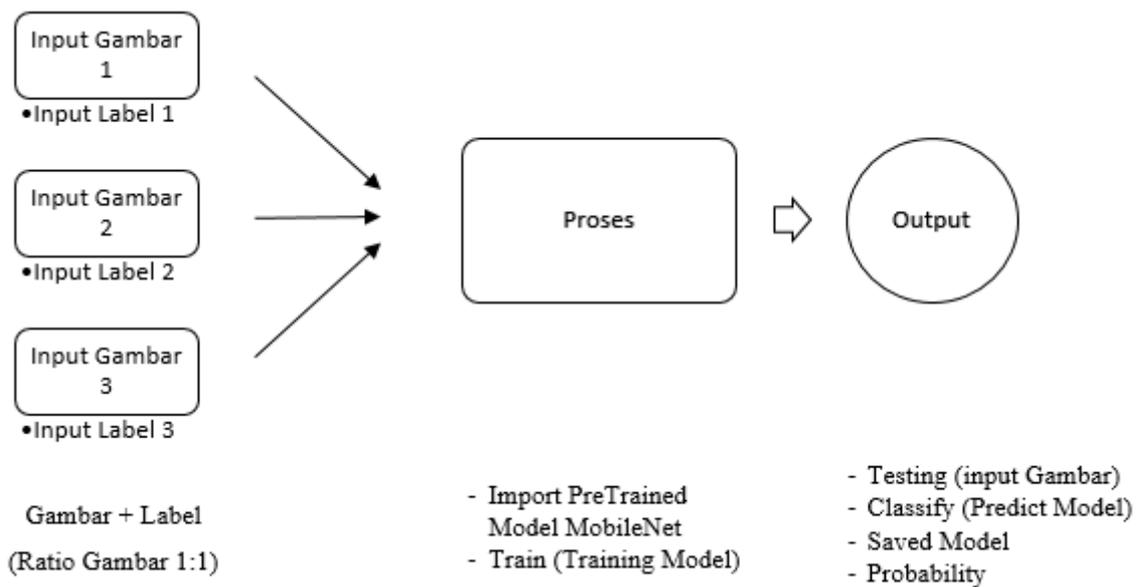
BAB 3

METODOLOGI

3.1 Perancangan Sistem

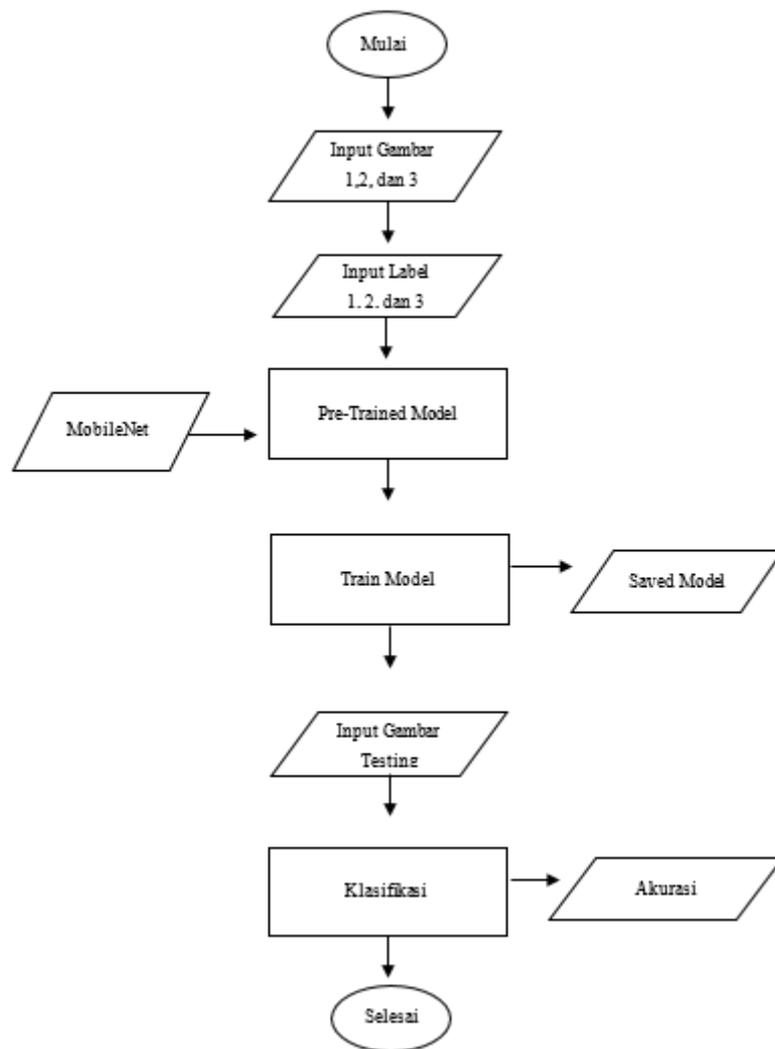
Bagian perancangan sistem digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap kematangan biji kopi yang diklasifikasikan berdasarkan tingkat kematangan pada biji kopi. Maka dari itu, pada penelitian kali ini mahasiswa menggunakan metode Pre Trained Model MobileNet untuk menyelesaikan masalah yang berkaitan dengan *Image Classification*.

Pada sistem klasifikasi gambar dibutuhkan beberapa gambar yang telah didapatkan sebagai input dataset yang akan digunakan dalam proses klasifikasi gambar. Jumlah gambar yang dibutuhkan berjumlah 186 gambar kemudian dibagi menjadi 3 sesuai dengan label klasifikasi yang diinginkan mahasiswa. Kemudian setelah gambar diperoleh maka gambar tersebut harus dikonversi ratio ukuran gambar menjadi 1:1 agar dapat memudahkan dalam proses *trasing*.



Gambar 3.1.1 Ilustrasi Model Sistem

Adapun skema proses dari sistem klasifikasi ini dapat digambarkan dengan skema Flowchart sebagai berikut.

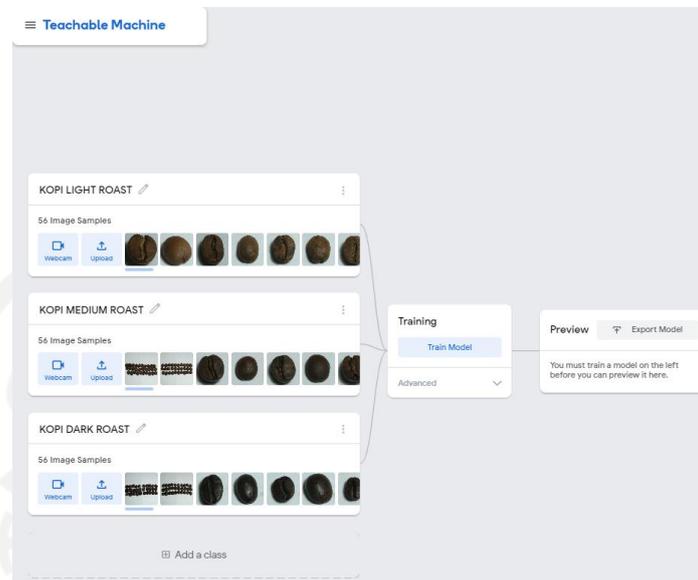


Gambar 3.1.2 Flow Chart Sistem Klasifikasi Gambar

Seperti yang dapat dilihat pada gambar 3.1.1 model sistem klasifikasi gambar dimulai dengan menginput gambar beserta menginput label yang sesuai dengan gambar 1, lalu selanjutnya menginput kembali gambar 2 dan label 2 yang sesuai dengan gambar 2, dilanjutkan dengan input gambar 3 dan label 3 yang sesuai dengan label gambar 3. Setelah menginput gambar dan label lalu gambar akan diproses yang dinamakan preTrained model MobileNet. Setelah itu lalu model akan di training dan menghasilkan training model. Setelah mendapatkan training model maka kemudian training model dapat disimpan. Setelah itu lalu melakukan proses klasifikasi dengan training model tersebut, kemudian upload file gambar yang digunakan untuk pengujian/ testing. Ketika gambar selesai diupload lalu digenerate dan proses klasifikasi dimulai dan menghasilkan output berupa diagram probabilitas.

3.2 Implementasi Sistem

Pada proses ini mahasiswa mengimplementasi rancang sistem dengan menggunakan platform *web-based tool* dari google bernama *Teachable Machine*.



Gambar 3.2.1 Tampilan *web-based tool* Teachable Machine

Pada gambar 3.2.1 merupakan tampilan *we-based tool* dari *Teachable Machine*. Dengan *Teachable Machine* ini mahasiswa membuat model sistem yang akan melatih model berdasarkan klasifikasi yang telah dibuat dan setelah itu menghasilkan sebuah model *machine learning* dalam bentuk `Tensorflow.js` yang dapat di unduh model sistemnya.

3.2.1 Training

Pada proses training mahasiswa bertujuan untuk mengimplementasikan klasifikasi gambar dengan arsitektur CNN berbasis PreTrained Model MobileNet agar dapat lebih efisien dan meringankan kerja pada komputasi. Untuk melakukan itu mahasiswa sebelum melakukan tahap training maka mahasiswa harus memiliki dataset berupa gambar yang akan dilakukan training maupun testing untuk mengklasifikasi gambar.

Pada kali ini dataset/ gambar yang diperoleh untuk digunakan untuk data training berjumlah 186 gambar, dan masing-masing gambar tersebut dibagi menjadi 3 klasifikasi label yang dimana setiap labelnya berjumlah 62 gambar data training yang berbeda. Objek data biji kopi tiap klasifikasi diperoleh dari satu sumber tempat penyangraian yang berada di Yogyakarta bernama Koffiesome yang sudah melakukan kegiatan penyangraian biji kopi sejak 2016. Berikut ini adalah contoh sampel biji kopi yang telah dicitrakan menjadi foto/ gambar yang telah dikelompokkan menjadi 3 profil, berdasarkan tingkat kematangannya:



Gambar 3.2.2 Gambar biji kopi Light Roast



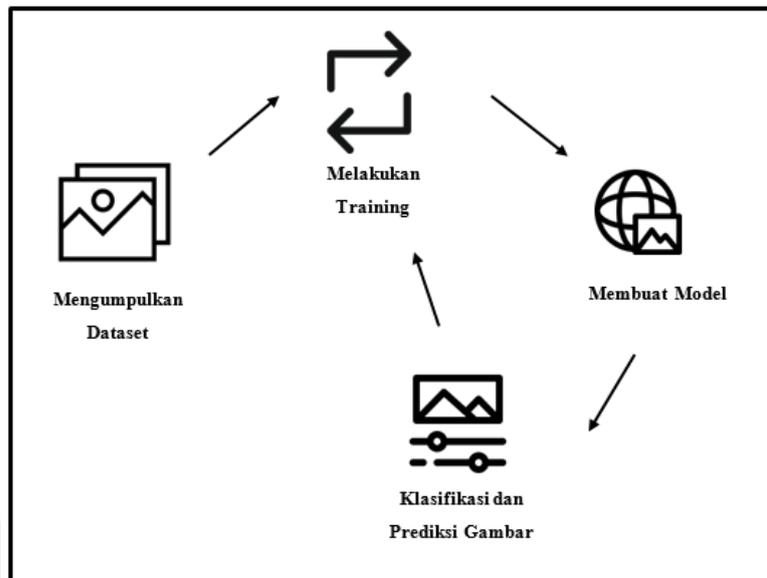
Gambar 3.2.3 Gambar biji kopi Medium Roast



Gambar 3.2.4 Gambar biji kopi Dark Roast

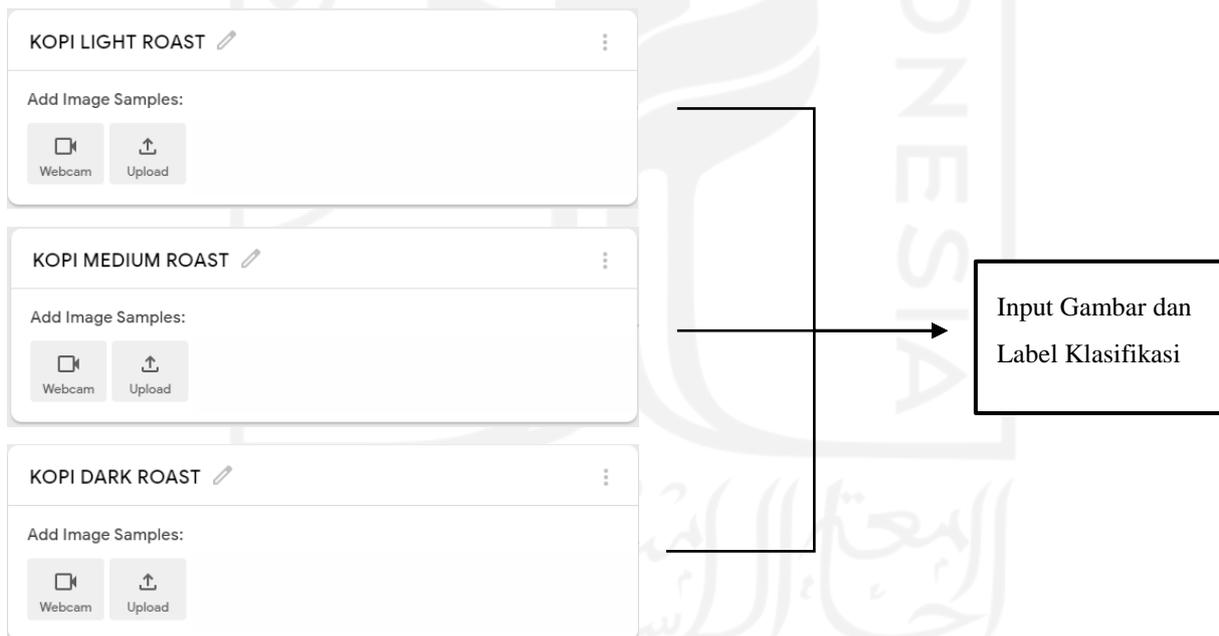
Dapat dilihat pada gambar 3.2.2, 3.2.3, dan 3.2.4 menunjukkan sampel gambar yang digunakan untuk penelitian kali ini ialah biji kopi arabika Bali yang dibedakan berdasarkan 3 klasifikasi label, yaitu Light Roast, Medium Roast, dan Dark Roast. Acuan pada proses *labeling* ini didapatkan secara subjektifitas menurut peryangrai biji kopi yang telah berpengalaman selama 5 tahun.

Kemudian setelah menyusun dataset dan memberikan label pada gambar tersebut kemudian proses training dapat dilakukan sebagaimana pada gambar berikut:



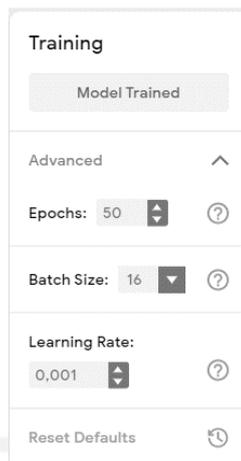
Gambar 3.2.5 Arsitektur Model Sistem Klasifikasi Gambar

Pada gambar 3.2.4 diatas dapat kita lihat berupa rancangan arsitektur sistem klasifikasi secara umum. Adapun implementasi pada proses klasifikasinya dapat digambarkan seperti pada gambar berikut:



Gambar 3.2.6 Proses Input Dataset Gambar dan Label

Pada gambar diatas merupakan fitur yang digunakan untuk menginput dataset berupa gambar dan labe klasifikasi gambar. Kemudian setelah memperoleh dataset lalu proses selanjutnya ialah proses training.



Gambar 3.2.7 Fitur proses training model

Pada gambar 3.2.6 dapat kita lihat bahwa peneliti memberikan 3 label klasifikasi gambar, kemudian pada gambar 3.2.7 proses training terdapat settingan default berupa 50 epochs, 16 batch size dan 0,001 learning rate. Setelah model sistem klasifikasi selesai dibuat maka hal terakhir yang dilakukan adalah menginput data testing dan memprediksi hasil dari klasifikasi yang akan dijelaskan pada proses selanjutnya.

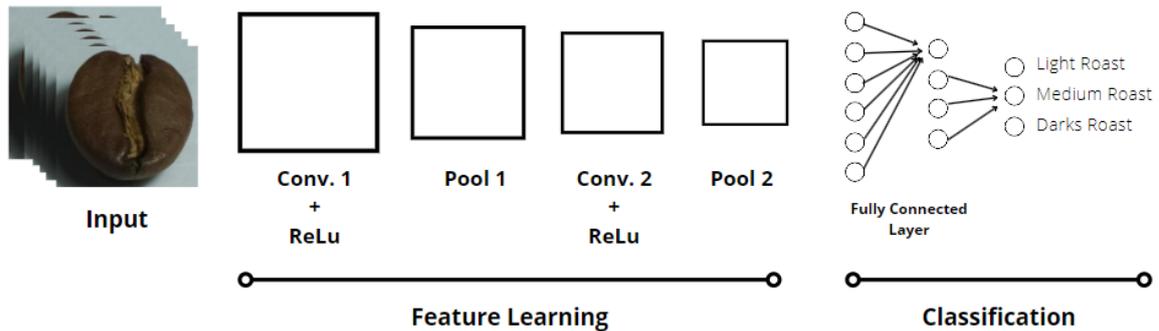
Berikut ini adalah tabel penjelasan yang terkait dengan fitur sistem klasifikasi yang dirancang:

Tabel 3.2.1 Tabel deskripsi fitur sistem

No.	Fitur	Deskripsi
1	Input Gambar	Fitur ini digunakan untuk menambahkan Gambar pada Label/ class.
2	Input Label	Fitur ini digunakan untuk menambahkan Label/ class pada klasifikasi gambar.
3	Pre-Trained Model	Digunakan untuk meringankan dan mengefisienkan pada kerja sistem.
4	Training Model	Fitur ini digunakan untuk transfer learning dari PreTrained MobileNet ke dalam model baru yang dibuat berdasarkan dataset yang telah dibuat.
5	Save Model	Digunakan untuk menyimpan model yang telah di training.

6	Load Model	Digunakan untuk memuat model yang telah dimiliki untuk dilakukan prediksi pada model klasifikasi tersebut.
7	Predict Model	Digunakan untuk memprediksi dari model klasifikasi.

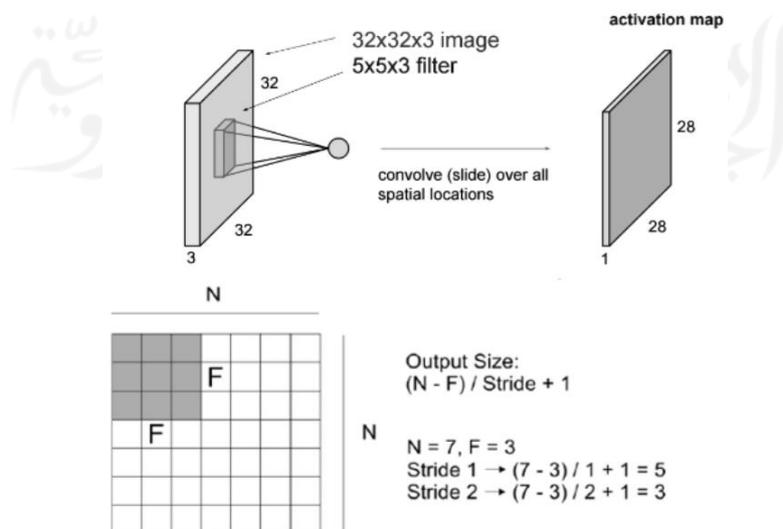
Training sistem merupakan bagian dari proses pembuatan model sistem yang memiliki beberapa bagian tersendiri. Adapun beberapa ilustrasi dari proses training sistem sebagai berikut:



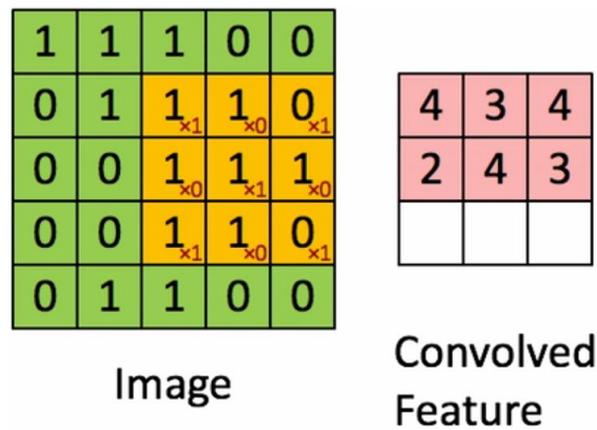
Gambar 3.2.8 Alur training model sistem

a. Convolution

Convolution merupakan sebuah neural network yang dimana umumnya digunakan untuk pengolahan data *image*. Citra kemudian dapat dimanipulasi untuk menghasilkan citra yang baru. Salah satu hal yang penting dari arsitektur *CNN* adalah lapisan pada *convolution layer*. Tahap ini mengkonvolusi pada output dari layer sebelumnya. Konvolusi yakni berupa matrik guna melakukan *filtering* pada setiap proses mengkonvolusi sebagaimana yang dapat dilihat pada gambar 3.2.9 merupakan ilustrasi dari proses konvolusi, dimana proses ini biasa disebut dengan training [6].

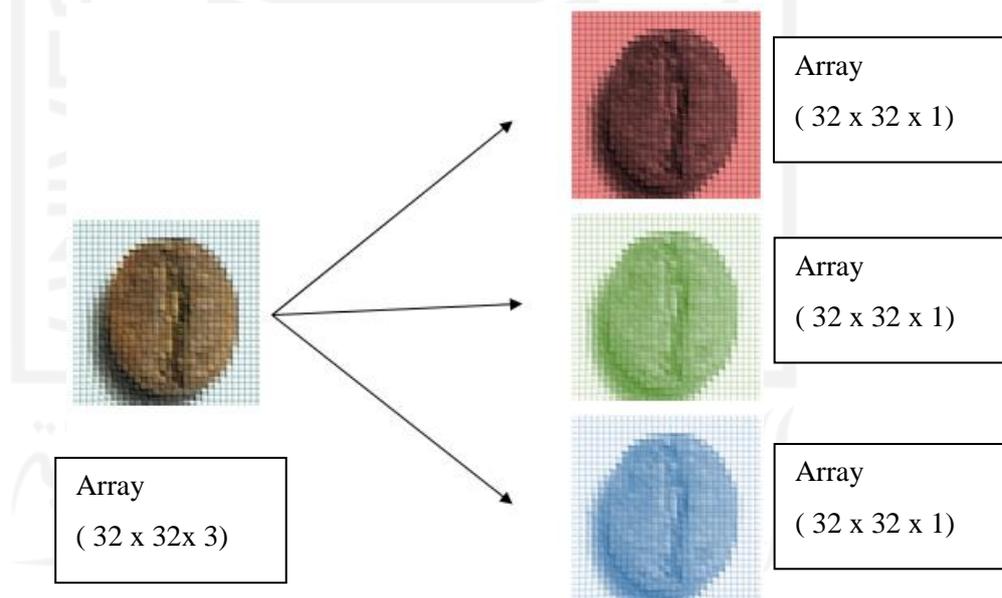


Gambar 3.2.9 Convolutional Layer [6]



Gambar 3.2.10 Ilustrasi input data dan hasil matriks konvolusi [13]

Pada gambar 3.2.10 warna hijau merupakan matriks data input, kuning merupakan kernel pergeseran, dan yang berwarna merah muda adalah output reduksi matrik konvolusi. Pada CNN terdapat 2 tahapan, diantaranya *feature learning* dan *classification*. Pada perancangan sistem kali ini input gambar akan direduksi menjadi ukuran 32 x 32x 3. Pada sebuah citra biasanya memiliki 3 kernel merah, hijau, dan biru. Angka 3 pada dimensi ukuran berarti ketiga kernel tersebut. Setelah citra melalui proses konvolusi lalu citra akan melalui proses *pooling* pada tahapan *feature learning*. Adapun ilustrasinya sebagaimana yang dapat kita lihat pada gambar berikut:



Gambar 3.2.11 Kernel RGB

Pada gambar 3.2.10 merupakan sebuah ilustrasi dari proses konvolusi. Jika dilihat tampak pada sebuah gambar memiliki kernel lapisan berupa merah, hijau, dan biru.

b. Pooling

Pooling terdapat 2 macam yang sering digunakan, yaitu *average pooling* (nilai rata-rata) dan *max pooling* (nilai maksimal). Pooling merupakan proses yang berfungsi untuk menurunkan ukuran citra, sebagaimana yang dapat kita lihat pada gambar berikut:



Gambar 3.2.12 Rekayasa proses pooling

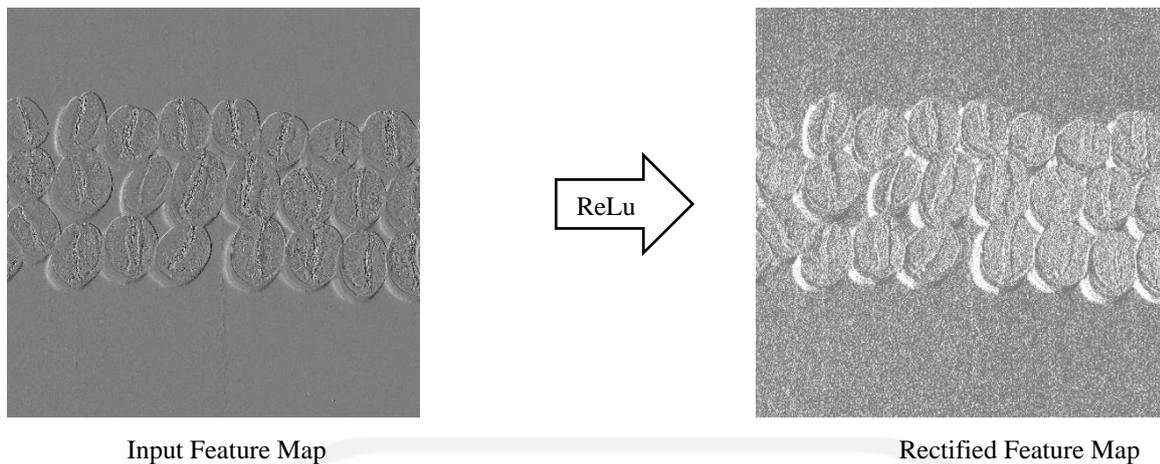
Pada gambar 3.2.11 dapat dilihat bahwa proses pooling menyebabkan gambar menjadi pecah karena ukuran yang masih sama dengan gambar sebelum dilakukan proses pooling akibat dari reduksi gambar. Pooling berfungsi agar mengurangi kinerja pada komputasi dengan mengurangi ukuran matriks sehingga dapat bekerja dengan ringan dan lebih efisien terjadi proses resize pada gambar menjadi ukuran yang lebih ringan, sebagaimana pada ilustrasi pada gambar dibawah ini:



Gambar 3.2.13 Perbedaan *max pooling* dan *average pooling* [13]

e. Rectified Linear Unit (ReLU)

Relu Merupakan lapisan aktivasi pada model. Pada fungsi ini melakukan thresholding dengan nilai nol terhadap nilai piksel pada input citra. Fungsinya yaitu untuk memperjelas gambar agar mudah untuk dideteksi. Sebagaimana yang dapat kita lihat pada gambar dibawah ini:



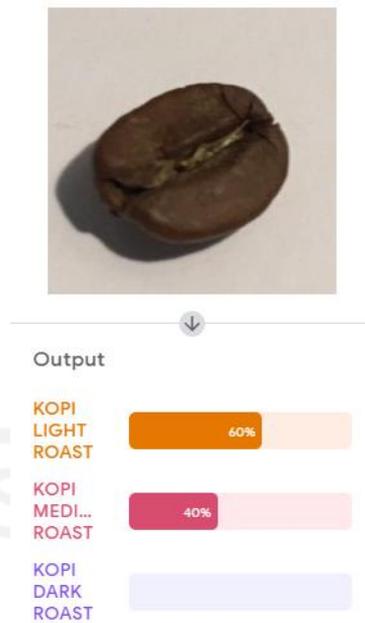
Gambar 3.2.14 Ilustrasi proses ReLu

Dapat dilihat pada gambar 3.2.14 input sangat buram dan setelah melakukan proses Relu, maka gambar menjadi terlihat lebih baik. Proses tersebut disebabkan oleh proses Relu yang terjadi dimana adanya perbedaan pada gambar tersebut, garis yang berwarna hitam disebut juga bernilai negative.

3.3 Tahap Pengujian

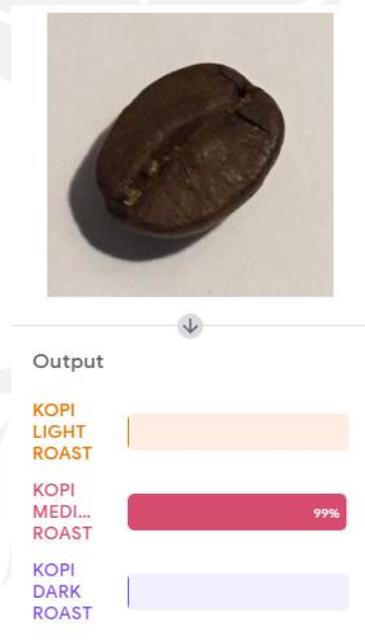
Proses selanjutnya adalah melakukan pemrosesan pada gambar yang telah ditraining dan melakukan uji testing yang disebut dengan prediksi. Pada proses uji klasifikasi ini mahasiswa menggunakan metode non-realtime, dimana gambar yang akan digunakan untuk proses klasifikasi akan diunggah ke sistem.

Setelah mengumpulkan beberapa objek biji kopi yang akan di klasifikasikan, lalu biji kopi tersebut dicitrakan dalam sebuah objek berupa foto/ gambar dengan kerapatan piksel 72 dpi dan rasio 1 : 1 yang kemudian diperoleh sampel gambar yang akan diproses dalam sistem klasifikasi berbasis citra. Sebagaimana yang dapat di jelaskan pada gambar berikut:



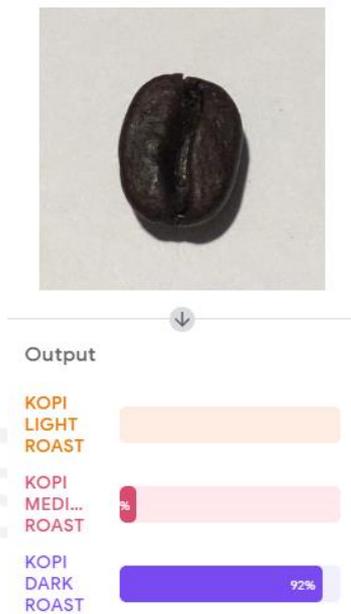
Gambar 3.3.1 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi light roast

Pada gambar diatas dapat kita lihat contoh hasil klasifikasi dan prediksi pada uji sampel gambar pada biji kopi arabika Bali *light roast* mendapati hasil prediksi 60% untuk kopi *light roast* dan selain itu juga terdapat prosentase 40% memiliki kecendrungan *medium roast*.



Gambar 3.3.2 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi medium roast

Pada gambar diatas dapat kita amati bahwa hasil output dari klasifikasi dan prediksi pada sampel gambar biji kopi *medium roast* menghasilkan nilai prosentase hampir sempurna yaitu 99% untuk klasifikasi kopi *medium rost* dan selain itu juga terdapat prosentase 1% pada prediksi kopi *dark roast*.



Gambar 3.3.3 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi dark roast

Kemudian pada gambar 3.3.3 dapat kita lihat hasil output dari klasifikasi dan prediksi pada sampel gambar biji kopi dark roast memperoleh nilai prosentase 92% dan sisanya terdapat 8% pada prediksi kopi medium roast.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut di bawah ini merupakan contoh gambar sample data training dan data testing yang telah berhasil dikumpulkan pada penelitian ini:



Gambar 3.3.1 Varian sample biji kopi berdasarkan tingkat kematangan

1. Sampel *Training*



Gambar 3.3.2 Sampel training biji kopi *light roast*



Gambar 3.3.3 Sampel training biji kopi medium roast



Gambar 3.3.4 Sample gambar training biji kopi *dark roast*

2. Sampel *Testing*



Gambar 3.3.5 Sampel *testing* biji kopi *light roast*



Gambar 3.3.6 Sampel *testing* biji kopi *medium roast*



Gambar 3.3.7 Sampel *testing* biji kopi *dark roast*

Pada tahapan pengujian klasifikasi biji kopi arabika Bali, pada penelitian ini didapatkan hasil pada tingkat akurasi pada prediksi yang cukup baik. Hal ini disebabkan karena pada pengambilan objek gambar yang baik dan penggunaan rasio gambar 1:1 dengan resolusi 422 x 423 pixel, kerapatan pixel 72 dpi.

Kemudian guna menghindari adanya derau yang mengganggu selain objek biji kopi arabika Bali, Proses pengambilan citra data set diambil dengan menggunakan background putih. Selanjutnya proses pencitraan dataset training yang dibantu dengan lampu 5 watt dan skala pengambilan gambar dengan posisi sudut pandang makro/ objek besar menggunakan kamera mirrorless.

Untuk menghasilkan nilai akurasi yang baik pada klasifikasi tingkat kematangan biji kopi arabika Bali dapat merujuk pada standar pengambilan objek gambar saat mengumpulkan dataset training dan juga dapat mengubah nilai *setting epoch*, *batch size*, *learning rate* dan mengulangi proses training hingga menghasilkan nilai prediksi yang baik. Selain daripada itu juga dapat melakukan percobaan lainnya dengan menggunakan jumlah perbandingan variasi data training dan testing hingga mendapatkan nilai akurasi yang tinggi dan prediksi yang baik.

Pada tahap pengujian sistem klasifikasi tingkat kematangan biji kopi arabika Bali berbasis citra yang menggunakan metode *Pre Trained Model MobileNet* untuk menyelesaikan masalah yang berkaitan dengan *Image Classification*, penelitian ini mendapatkan hasil yaitu berupa performa dan tingkat akurasi yang cukup baik.

Adapun saat pengujian sistem, gambar yang digunakan untuk melakukan proses pengujian memiliki kualitas telah memenuhi standar sesuai dengan metode pengambilan gambar dataset. Selanjutnya, proses pengujian berjalan cukup mudah, dengan dukungan kualitas cahaya dan kamera saat pengambilan gambar objek penelitian yang baik. Ketika sistem sudah siap dan objek yang akan diuji juga siap, maka sistem dapat diaplikasikan pada objek pengujian yang digunakan

untuk uji klasifikasi tingkat kematangan biji kopi arabika Bali. Hasil prediksi yang benar dari segi klasifikasi sistem adalah tingkat akurasi prediksi terhadap data *testing* yang mencapai diatas 50%.

4.1 Analisis Performa dan Akurasi

Pada proses pengujian dari hasil training tersebut ditujukan untuk dapat melihat tingkat akurasi pada model *training* yang dibuat pada sistem klasifikasi tingkat kematangan pada biji kopi arabika Bali, apabila hasil akurasinya rendah, maka proses *training* dapat diulang kembali hingga menuju pada hasil model yang lebih baik ataupun akurat. Ada beberapa cara untuk melakukan varian uji coba training yang dapat dilakukan, namun dalam perancangan dan percobaan model sistem yang dibuat pada skripsi ini mahasiswa menggunakan beberapa varian uji coba data, diantaranya yaitu :

1. Percobaan pengujian dengan mengubah nilai *epoch*
2. Percobaan pengujian dengan mengubah nilai *batch size*
3. Percobaan pengujian dengan mengubah nilai *learning rate*
4. Percobaan pengujian dengan varian jumlah data set

4.1.1 Hasil Pengujian Menggunakan Nilai *Epoch* yang Bervarian

Percobaan pertama pada penelitian ini terdapat beberapa varian model percobaan pada saat proses training untuk menghasilkan nilai akurasi yang maksimal pada saat percobaan prediksi. Percobaan *setting* sistem *training* pertama ini yaitu mengubah nilai pada *epoch*. *Epoch* merupakan *hyperparameter* yang menentukan berapa kali algoritma pembelajaran akan bekerja mengolah seluruh dataset *training*. Satu *epoch* terdiri dari satu atau lebih *batch*. Jumlah *epoch* pada umumnya besar, dari puluhan hingga ratusan., yang memungkinkan algoritma pembelajaran bekerja hingga cukup meminimalkan kesalahan pada model [14].

Berikut adalah hasil tabulasi *confusion matriks* epochs yang telah diperoleh:

Tabel 4.1.1 Tabel confusion matriks epochs 50

MATRIK		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	5	1	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Pada table lampiran 3.1 dan table confusion matrik 4.1.1 merupakan hasil data akurasi *setting epoch 50 (default)* . Sebagaimana pada table 4.1.1 hasil dari pengaturan *epoch 50* ini hanya didapatkan 2 data prediksi yang salah. Masing-masing data prediksi yang salah yaitu 1 *light roast* dan 1 *medium roast*.

Tabel 4.1.2 Tabel confusion matriks epoch 25

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	6	0	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Pada tabel 4.1.2 dapat dilihat klasifikasi *light roast* dan *dark roast* dapat diprediksi dengan baik tanpa ada kesalahan prediksi. Hanya 1 prediksi yang salah pada klasifikasi *medium roast*. Secara keseluruhan prosentase keberhasilan akurasi prediksi pada nilai *epoch* ini adalah rentang 60% sampai dengan 100% dari masing-masing klasifikasi.

Tabel 4.1.3 Tabel confusion matrik epoch 100

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	5	1	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Hasil pada *setting epoch 100* ini sebagaimana pada tabel 4.1.3 sama dengan hasil pada nilai *epoch 50*. Namun jika ditinjau lebih lanjut, hasil data akurasi pada tabel lampiran 3.3 hanya memiliki akumulasi prosentase keberhasilan mencapai 84%. Hasil terbaik percobaan *setting epoch 50 (default)* mendapatkan hasil akurasi prediksi mencapai 89%, dengan selisih prosentase antara *epoch 50* dan *epoch 100* mencapai 5%.

4.1.2 Hasil Pengujian Menggunakan Nilai *Batch Size* yang Bervarian

Pada percobaan kedua yaitu dengan mengubah nilai settingan pada *batch size*. *Batch size* merupakan parameter tertinggi yang menentukan jumlah sampel untuk dikerjakan sebelum memperbarui parameter model internal, dimana dataset training dapat dibagi menjadi satu atau

beberapa batch. [15]. Pada *setting batch size*, sampel uji yang digunakan juga sama dengan *setting epoch* sebelumnya yaitu 6 sampel data uji pada masing-masing klasifikasinya.

Tabel 4.1.4 Tabel confusion matriks *batch size 32*

MATRIK		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	5	1	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Hasil data akurasi pada *setting batch size 32* ini dapat bekerja dengan baik, sebagaimana dapat dilihat pada tabel lampiran 3.4 hasil akurasi ada pada rentang 76% untuk akurasi prediksi terendah dan 100% pada akurasi prediksi tertinggi.

Tabel 4.1.5 Tabel confusion matriks *batch size 128*

MATRIK		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	6	0	0
	MEDIUM	0	6	0
	DARK	0	0	6

Pada tabel 4.1.5 dapat dilihat tabel confusion matriks pada *batch size 128* memperoleh hasil yang sempurna, namun jika ditinjau lebih lanjut sebagaimana pada tabel lampiran 3.5 hasil data akurasi nilai *batch size 128* pada klasifikasi *light roast* hanya rentang 51% hingga 85% saja, dan pada klasifikasi *medium roast* hanya terdapat 1 sample data uji yang nilai akurasinya mencapai nilai diatas 90%.

Tabel 4.1.6 Tabel confusion matriks *batch size 512*

MATRIK		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	6	0	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Pada tabel lampiran 3.6 dapat dilihat bahwa nilai akurasi pada klasifikasi *light roast* hanya rentang 60% hingga 89% untuk nilai tertinggi. Hasil akurasi pada klasifikasi *medium roast* terdapat 1 sampel uji salah prediksi sebagaimana yang dapat dilihat pada tabel lampiran 3.6. Pada klasifikasi *dark roast* didapati hasil akurasi rentang 77% hingga 100% untuk nilai tertinggi.

4.1.3 Hasil Pengujian Menggunakan Nilai Learning Rate yang Bervarian

Learning Rate merupakan salah satu parameter *training* untuk menghitung nilai koreksi bobot pada waktu proses *training*. Nilai *learning rate* ini berada pada kisaran nol (0) sampai (1). Semakin besar nilai *learning rate*, maka proses *training* akan berjalan semakin cepat. Semakin besar *learning rate*, maka ketelitian jaringan akan semakin berkurang, tetapi berlaku sebaliknya, apabila *learning rate*-nya semakin kecil, maka ketelitian jaringan akan semakin besar atau bertambah dengan konsekuensi membutuhkan proses *training* yang memakan waktu lama [15].

Tabel 4.1.7 Tabel confusion matriks *learning rate* 0,002

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	5	1	0
	MEDIUM	0	4	2
	DARK	0	1	5

Pada tabel lampiran 3.7 dapat kita lihat hasil akurasi pada *setting learning rate* 0,002 dimana hasil akurasi pada klasifikasi *light roast* ada pada rentang 40%-97%, dimana ada 1 hasil prediksi dengan nilai akurasi 40%. Kemudian pada klasifikasi *medium roast* hasil akurasi prediksi di rentang 3%-100%. Pada klasifikasi *medium roast* pada nilai *learning rate* 0,002 ini terdapat 2 hasil prediksi salah dengan nilai akurasi 3% dan 35%. Pada klasifikasi *dark roast* terdapat 1 hasil akurasi rendah yaitu 46%, dengan hasil akurasi data klasifikasi *dark roast* lainnya mencapai 100%.

Tabel 4.1.8 Tabel confusion matriks *learning rate* 0,1

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	6	0	0
	MEDIUM	6	0	0
	DARK	6	0	0

Pada nilai angka *learning rate* 0,1 sebagaimana pada tabel lampiran 3.8 nilai akurasi prediksi yang dihasilkan sangat buruk. Prediksi pada sample uji tidak bekerja dengan baik dengan data akurasi yang dihasilkan hanya membaca 100% light roast pada semua klasifikasi sample uji.

Tabel 4.1.9 Tabel confusion matriks *learning rate* 0,01

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	5	1	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

pada percobaan nilai angka *learning rate* 0,01 sebagaimana yang dapat dilihat pada tabel lampiran 3.9, hasil akurasi prediksi yang dihasilkan sangat baik jika dikomparasikan dengan akumulasi prosentase nilai *learning rate* yang lain. Nilai akumulasi prosentase keberhasilan pada *learning rate* 0,01 ini mencapai 84%.

Tabel 4.1.10 Tabel confusion matriks *learning rate* 0,0001

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	6	0	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Pada percobaan beberapa varian setting mahasiswa mendapatkan hasil yang signifikan pada nilai *learning rate* 2 angka dibelakang koma yaitu 0,01. Pada nilai *learning rate* 0,01 ini, jika dinilai dengan perolehan hasil tabulasi confusion matriks, *Learning rate* 0,01 dapat dinilai cukup baik jika dikomparasikan dengan percobaan nilai *learning rate* yang terakhir, yaitu *learning rate* 0,0001.

Hasil pada nilai *learning rate* dengan nilai 0,0001 mendapati hasil yang lebih baik dari pada hasil nilai *learning rate* lainnya. Namun dalam segi akurasi data *learning rate* 0,0001 akurasi yang dihasilkan kurang akurat dengan nilai *learning rate* 0,01. Dikarenakan pada nilai *learning rate* 0,0001 ini tidak satupun hasil data akurasi yang mencapai 100%.

Jika dilihat dari hasil tabulasi hasil akurasi prediksi dan confusion matriks secara keseluruhan, Dapat disimpulkan bahwa dengan mengubah nilai pada *learning rate* secara signifikan juga dapat mengubah hasil yang signifikan pada hasil akurasi prediksi gambar biji kopi arabika Bali.

Pada beberapa pada gambar sample uji yang memang memiliki kecenderungan ciri-ciri klasifikasi yang mirip dengan klasifikasi yang lainnya. Sebagai contoh salah satu dari 6 sample uji pada klasifikasi *light roast* memiliki kecenderungan termasuk dalam kategori *medium roast*, dilihat dari beberapa hasil data akurasi prediksi secara berulang kali pada varian model pengujian yang berbeda, bahwa sample uji gambar tersebut masuk dalam kategori *medium roast* dan memiliki nilai akurasi diatas 50%. Begitu juga dengan salah satu dari 6 sample uji gambar pada klasifikasi *medium roast* juga terdapat kecenderungan masuk dalam kategori klasifikasi *dark roast* dan juga memiliki hasil akurasi diatas 50%.

4.1.4 Hasil Pengujian Menggunakan Varian Uji Data

Sebagaimana yang telah ditampilkan pada beberapa tabulasi hasil data akurasi dan tabulasi hasil *confusion matriks* di bawah, maka hasil dari beberapa pengujian model perbandingan *training* dan *testing* dengan varian pengujian 90% data *training* – 10% data *testing*, 80% – 20%, 70% - 30%, dan 50% - 50% didapati hasil yang baik dari sudut pandang pengujian sistem yang diperoleh dari 186 sampel data *training* maupun *testing*. Model percobaan ini dapat memberikan hasil yang baik pada pengujian sistem klasifikasi biji kopi arabika Bali dengan klasifikasi tingkat kematangan *light*, *medium*, dan *dark roast*.

Tabel 4.1.11 Tabel confusion matriks varian data 90% - 10%

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	5	1	0
	MEDIUM	0	5	1
	DARK	0	0	6

Pada pengujian model pertama yaitu dengan perbandingan 90% data *training* dan 10% data *testing* didapati hasil yang cukup baik, walaupun juga didapatkan hasil nilai yang salah pada salah satu prediksi sample pengujian di klasifikasi *light* dan *medium roast*. Pada klasifikasi *dark roast* didapati hasil prediksi yang sempurna.

Tabel 4.1.12 Tabel confusion matriks varian data 80% - 20%

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	10	2	0
	MEDIUM	4	7	1
	DARK	0	3	9

Pada model pengujian kedua sebagaimana yang dapat dilihat pada tabel 4.1.12, didapatkan hasil nilai yang juga cukup baik. Hasil dari model pengujian ini dengan total 12 sample pengujian dimana dari 12 sample uji tersebut hanya 2 sampai 5 uji sample saja dari masing-masing klasifikasi yang memiliki nilai prediksi yang salah.

Tabel 4.1.13 Tabel confusion matriks varian data 70% - 30%

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	14	5	0
	MEDIUM	4	14	1
	DARK	0	4	15

Kemudian pada pengujian ketiga sebagaimana pada tabel 4.1.13, dengan model pengujian data *training* 70% dan 30% data *testing*. Dalam jumlah total sampel uji 19 gambar didapatkan masing-masing 14 sampai 15 sampel gambar uji dari masing-masing klasifikasi dengan hasil prediksi benar, kemudian sisanya 4 sampai 5 sample gambar masing-masing klasifikasi didapatkan hasil prediksi salah.

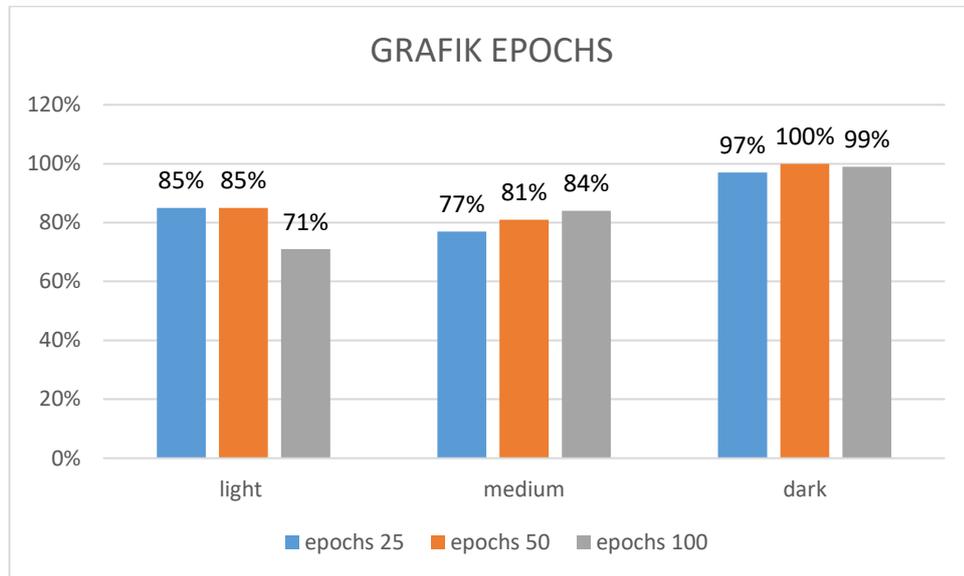
Tabel 4.1.14 Tabel confusion matriks varian data 50% - 50%

Matrik		PRADICT CLASS		
		LIGHT	MEDIUM	DARK
ACTUAL CLASS	LIGHT	25	6	0
	MEDIUM	8	9	14
	DARK	1	2	28

Pada tabel 4.1.14 pada percobaan model pengujian dengan perbandingan 50% - 50% dari total sampel 186 gambar yang masing masing 31 sample *training* dan *testing* didapatkan hasil yang baik didominasi pada klasifikasi *light roast* dan *dark roast*. Sedangkan pada pengujian objek biji kopi *medium roast* didapatkan hasil kurang baik, dari berdasarkan jumlah 8 sampel uji terdeteksi *light roast* dan 14 sampel uji terdeteksi *dark roast*, hanya 9 sampel uji pada klasifikasi *medium roast* ini yang memiliki prediksi benar. Sedangkan secara keseluruhan pada model pengujian keempat ini didapati hasil berjumlah 62 sampel uji, dengan prediksi benar dari seluruh klasifikasi, 31 sampel uji dari total keseluruhan klasifikasi hasil sample uji dengan prediksi salah dan nilai akurasi yang rendah.

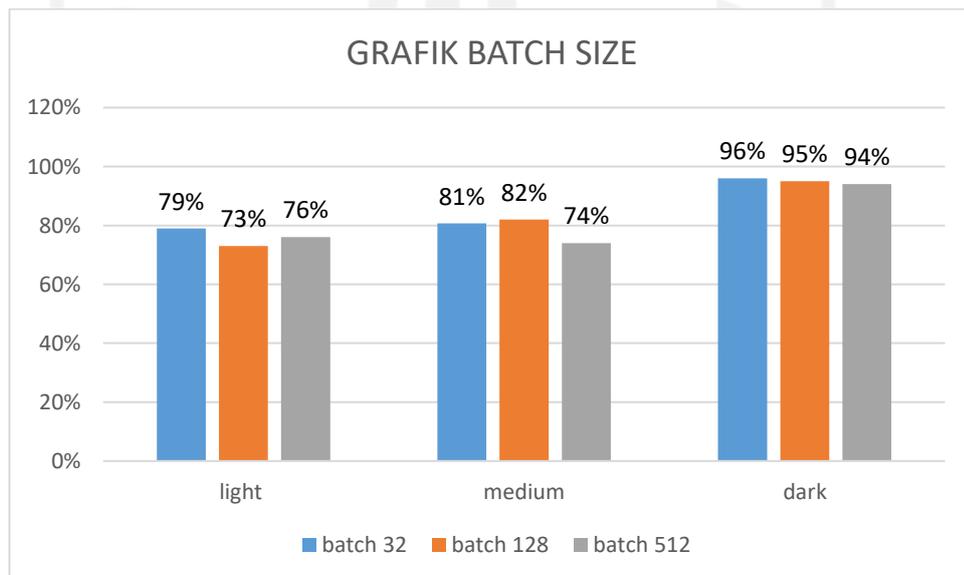
4.2 Pembahasan

Pengujian pada beberapa varian model uji coba klasifikasi tingkat kematangan biji kopi arabika Bali ini dapat disimpulkan dengan grafik prosentase tingkat kesuksesan prediksi akurasi, berdasarkan pada grafik berikut:



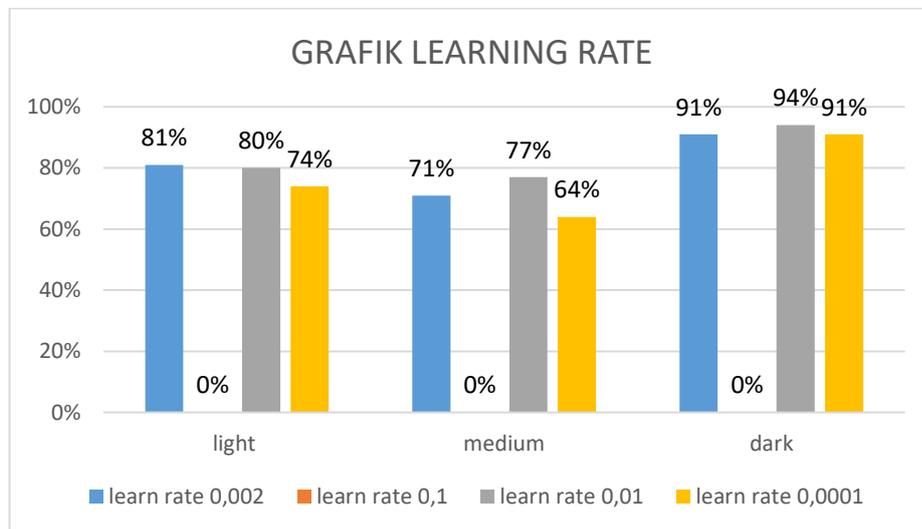
Gambar 4.2.1 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting epochs

Pada gambar 4.2.1 dapat dilihat bahwa prosentase keberhasilan tertinggi *setting epoch* ada pada nilai *setting epoch* 50. nilai *setting epoch* 50 ini merupakan nilai tertinggi daripada nilai performa *setting* lainnya seperti *batch size*, *learning rate*, maupun varian data.



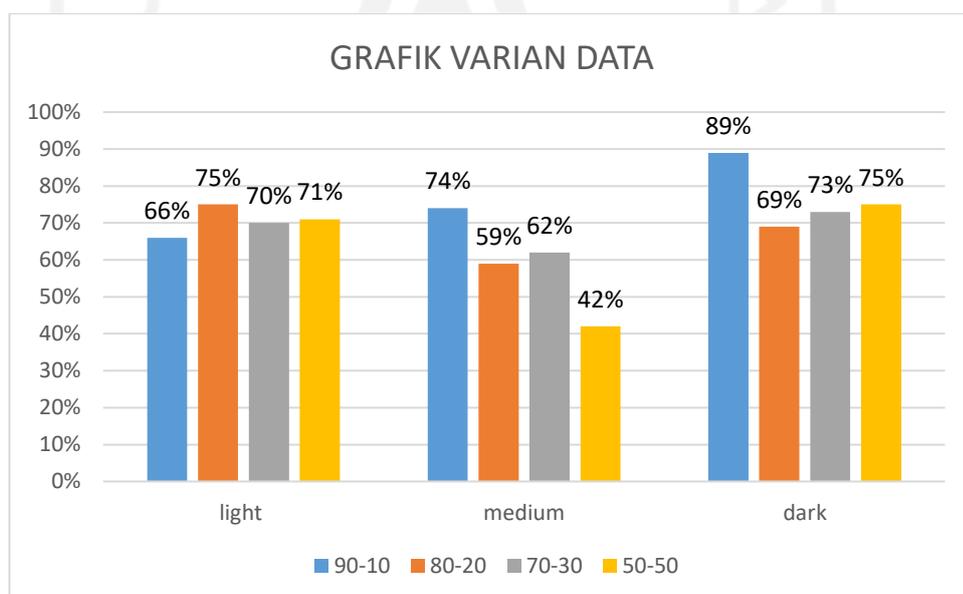
Gambar 4.2.2 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting batch size

Pada gambar 4.2.2 merupakan hasil grafik *setting batch size*. Pada grafik ini prosentase tingkat kesuksesan tertinggi terdapat pada *setting nilai batch size* 32. Dengan sampel data training 174 dan 12 sampel data uji dari ketiga klasifikasi tersebut memiliki akumulasi prosentase diatas 50%.



Gambar 4.2.3 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting learning rate

Pada gambar 4.2.3 dapat dilihat *setting learning rate* 0,01 memiliki nilai prosentase nilai tertinggi dari *setting learning rate* lainnya. Hanya terdapat selisih sedikit dengan nilai setting learning rate 0,002. Perbedaan yang signifikan terjadi pada grafik *learning rate* 0,1, hal ini terjadi dengan mengubah pada nilai *setting learning rate* dapat merubah hasil akurasi prediksi yang cukup signifikan.



Gambar 4.2.4 Grafik prosentase tingkat kesuksesan model varian data

Pada gambar 4.2.4 dapat disimpulkan banyaknya sampel data *training* terhadap data uji dapat mempengaruhi pada hasil akurasi prediksi pada objek penelitian. Semakin besar nilai prosentase data *training* terhadap data uji, maka akan semakin besar pula nilai akurasi yang akan dihasilkan.

Jika ditinjau dari proses *training* dan *testing* menggunakan metode Pre Trained Model MobileNet, sistem ini dapat bekerja dengan baik dan mudah pada objek penelitian Biji Kopi arabika Bali yang memiliki bentuk, spektrum warna dan tekstur yang sama. Seperti pada rumus 4.2.1 bisa didapatkan nilai akurasi terbaik pada performa keseluruhan dengan *epoch* 50 yaitu:

$$\frac{(85+81+100)}{3} \times 100\% = 88,6\% \quad (4.2.1)$$

Adapun selanjutnya jika ditinjau lebih lanjut sistem ini akan bekerja lebih baik jika kedepannya objek penelitian yang di gunakan lebih bervariasi seperti dari sisi bentuk objek, spektrum warna objek dan lain sebagainya. Karena pada dasarnya sistem ini pada awalnya digunakan untuk mempelajari beberapa variasi jenis objek yang berbeda.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan mahasiswa didapatkan sebuah kesimpulan bahwa, sistem teknologi yang dirancang dapat cukup membantu dalam melakukan sebuah proses klasifikasi tingkat kematangan pada biji kopi, khususnya biji kopi Arabika Bali dengan tingkat kematangan *light*, *medium* dan *dark*.
2. Sistem yang dirancang oleh mahasiswa mendapatkan hasil performa yang baik. Dengan ditandai nilai pada akurasi data dan grafik prosentase keberhasilan, nilai akurasi tertinggi diperoleh dari hasil pada nilai *setting epoch* 50. Dengan prosentase keberhasilan pada klasifikasi *light roast* mencapai 85%, prosentase *medium roast* 81%, dan prosentase *dark roast* mencapai nilai sempurna 100%.
3. Hasil maksimal yang didapatkan terjadi apabila jika nilai prediksi klasifikasi pada testing tingkat kematangan biji kopi arabika Bali dapat merujuk pada standar pengambilan objek gambar yang baik saat mengumpulkan dataset training dan pengambilan dataset gambar saat testing dengan mengikuti standar yang dilakukan saat pengambilan data training. Selain itu juga dapat mengubah nilai setting epoch, batch size dan learning rate secara berkelanjutan, kemudian mengulangi proses training hingga menghasilkan nilai akurasi kisaran 50% untuk nilai prediksi yang baik dan 100% untuk hasil prediksi yang sempurna.

5.2 Saran

Demi meningkatkan kemutakhiran riset dan penelitian pada teknologi maupun sistem pada kali ini adapun mahasiswa memberikan saran sebagai berikut:

1. Menambahkan dataset berupa gambar biji kopi Arabika Bali yang lebih varian dan lebih banyak lagi sehingga tingkat akurasi dapat meningkat lebih baik.
2. Memberikan masukan pada sistem klasifikasi tingkat kematangan biji kopi Arabika Bali agar dapat mengklasifikasikan biji kopi jenis lainnya juga.
3. Menambahkan kategori atau label baru dalam sistem klasifikasi seperti klasifikasi pada cacat biji kopi.
4. Meningkatkan fitur baru pada sistem klasifikasi agar dapat mudah terkoneksi dan dipelajari secara fleksibel oleh pemrosesan Arduino maupun mesin lainnya.

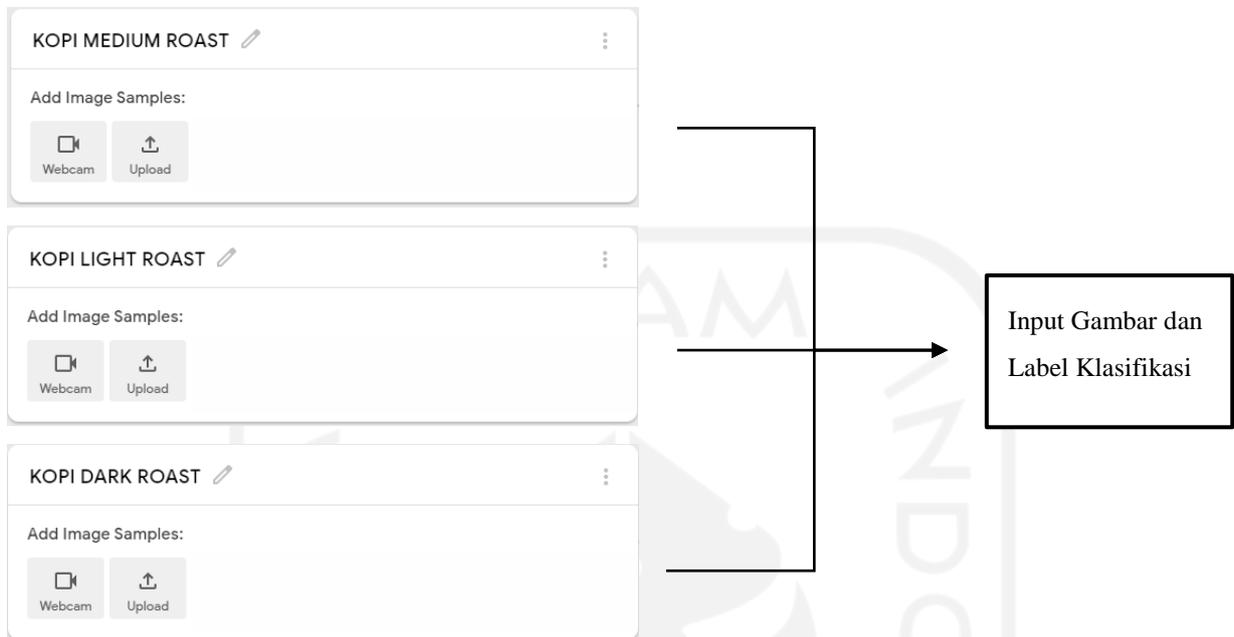
DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. P. R. Indonesia, “Produksi Kopi Menurut Provinsi di Indonesia , 2015-2019 Coffee Production by Province in Indonesia , 2015-2019,” vol. 2019, p. 2019, 2019.
- [2] H. Hervinaldy, “STRATEGI PEMERINTAH INDONESIA DALAM MENINGKATKAN Pendahuluan,” vol. 4, no. 20500, pp. 1–15, 2017.
- [3] H. T. Putra, “BERDASARKAN HASIL ROASTING MENGGUNAKAN ALGORITMA FUZZY C - MEANS SKRIPSI Oleh: HAYUANGGA TINNO PUTRA KUSUMA JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA,” 2018.
- [4] Y. Kittichotsawat, V. Jangkrajarn, and K. Y. Tippayawong, “Enhancing coffee supply chain towards sustainable growth with big data and modern agricultural technologies,” *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 8, pp. 1–20, 2021.
- [5] I. Maulana, “SECARA OTOMATIS (Skripsi) Oleh MASAGUS IMRAN MAULANA,” 2016.
- [6] M. Saputra, M. P. Kurniawan, and M. T. Informatika, “Identifikasi Mutu Biji Kopi Arabika Berdasarkan Cacat,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 27–35, 2020.
- [7] F. E. Ramadhan, “Penerapan Image Classification Dengan Pre-Trained Model Mobilenet Dalam Client-Side Machine Learning,” pp. 1–133, 2020.
- [8] Hendriyana and Y. H. Maulana, “Identifikasi Jenis Kayu menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Mobilenet,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 1, pp. 70–76, 2020.
- [9] M. D. Wuryandari and I. Afrianto, “Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah,” *Komputa*, vol. 1, no. 1, pp. 45–51, 2012.
- [10] E. Etanol, D. Waru, and G. Hibiscus, *Digital Digital Repository Repository Universitas Universitas Jember Jember Bacillus cereus Digital Digital Repository Repository Universitas Universitas Jember Jember*. 2017.
- [11] James Hoffmann, *World Atlas of Coffee*, Revised Ed. Denise Bates, 2018.
- [12] James Hoffmann, *World Atlas of Coffee*. Denise Bates, 2018.
- [13] N. Sofia, “CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. Convolutional Neural Network adalah... | Medium,” pp. 464–473, 2018.
- [14] J. Brownlee, “What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network?,” *Machine Learning Mastery*, no. July, pp. 3–4, 2018.
- [15] J. Brownlee, “What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network?,”

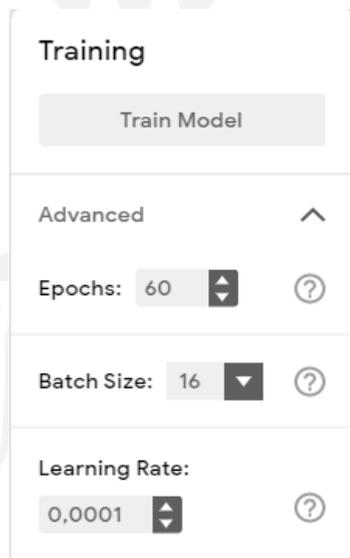


LAMPIRAN

1. Modeling Sistem

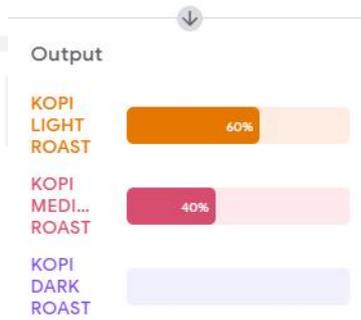


Gambar 1.1 Proses Input Dataset Gambar dan Label

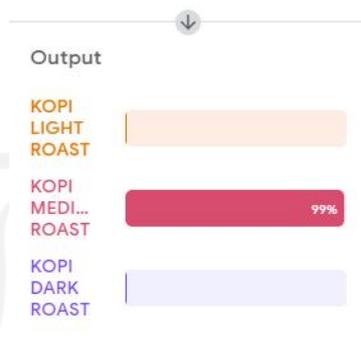


1.2 Fitur proses training model

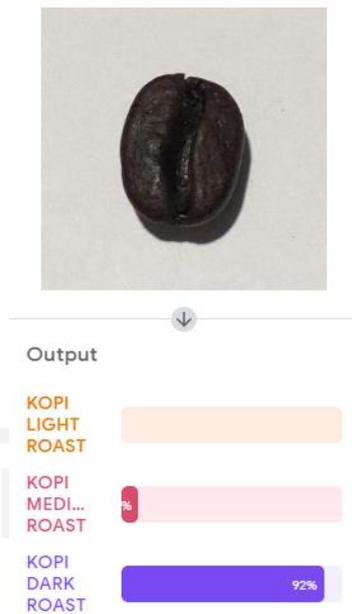
2. Hasil Pengujian dan Prediksi



Gambar 2.1 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi light roast



Gambar 2.2 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi medium roast



Gambar 2.3 Output klasifikasi dan prediksi biji kopi dark roast

3. Tabel Hasil Akurasi Prediksi

Tabel 3.1 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *epochs* 50

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	98%	2%	0%	BENAR
	29%	71%	0%	SALAH
	99%	1%	0%	BENAR
	97%	3%	0%	BENAR
	98%	2%	0%	BENAR
	89%	11%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	97%	3%	BENAR
	0%	84%	16%	BENAR
	0%	100%	0%	BENAR
	0%	9%	91%	SALAH
	0%	99%	1%	BENAR
	0%	97%	7%	BENAR
DARK ROAST	0%	1%	99%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR

Tabel 3.2 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *epochs* 25

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	95%	5%	0%	BENAR
	68%	32%	0%	BENAR
	95%	5%	0%	BENAR
	87%	13%	0%	BENAR
	78%	22%	0%	BENAR
	89%	11%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	83%	17%	BENAR
	0%	60%	40%	BENAR
	3%	97%	0%	BENAR
	0%	24%	76%	SALAH
	0%	97%	3%	BENAR
	0%	98%	1%	BENAR
DARK ROAST	0%	10%	90%	BENAR
	0%	2%	98%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	1%	99%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	5%	95%	BENAR

Tabel 3.3 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *epochs* 100

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	58%	42%	0%	BENAR
	13%	87%	0%	SALAH
	99%	1%	0%	BENAR
	80%	20%	0%	BENAR
	86%	14%	0%	BENAR
	90%	10%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	99%	1%	BENAR
	0%	99%	1%	BENAR
	3%	100%	0%	BENAR
	0%	6%	94%	SALAH
	0%	100%	0%	BENAR
	0%	98%	2%	BENAR

DARK ROAST	0%	8%	92%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR

Tabel 3.4 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *batch size 32*

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	94%	6%	0%	BENAR
	19%	81%	0%	SALAH
	95%	5%	0%	BENAR
	86%	14%	0%	BENAR
	89%	14%	0%	BENAR
	89%	11%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	92%	8%	BENAR
	0%	80%	20%	BENAR
	3%	100%	0%	BENAR
	0%	17%	83%	SALAH
	0%	100%	0%	BENAR
	0%	96%	4%	BENAR
DARK ROAST	0%	24%	76%	BENAR
	0%	1%	99%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR

Tabel 3.5 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *batch size 128*

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	81%	19%	0%	BENAR
	51%	49%	0%	BENAR
	85%	15%	0%	BENAR
	72%	28%	0%	BENAR
	85%	15%	0%	BENAR
	66%	34%	0%	BENAR
	0%	89%	11%	BENAR

MEDIUM ROAST	0%	79%	21%	BENAR
	2%	98%	0%	BENAR
	0%	52%	48%	BENAR
	0%	89%	11%	BENAR
	1%	85%	14%	BENAR
DARK ROAST	0%	29%	71%	BENAR
	0%	2%	98%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	2%	98%	BENAR

Tabel 3.6 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *batch size* 512

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	89%	11%	0%	BENAR
	60%	40%	0%	BENAR
	84%	16%	0%	BENAR
	66%	34%	0%	BENAR
	87%	13%	0%	BENAR
	70%	30%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	79%	21%	BENAR
	0%	75%	25%	BENAR
	2%	92%	0%	BENAR
	0%	18%	82%	SALAH
	0%	91%	9%	BENAR
	0%	90%	10%	BENAR
DARK ROAST	0%	23%	77%	BENAR
	0%	5%	95%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	1%	99%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	7%	93%	BENAR

Tabel 3.7 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *learning rate* 0,002

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	98%	2%	0%	BENAR
	40%	60%	0%	SALAH
	73%	27%	0%	BENAR
	97%	3%	0%	BENAR
	86%	14%	0%	BENAR
	90%	10%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	96%	4%	BENAR
	0%	35%	65%	SALAH
	0%	100%	0%	BENAR
	0%	3%	97%	SALAH
	0%	100%	0%	BENAR
	0%	93%	7%	BENAR
DARK ROAST	0%	54%	46%	SALAH
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR

Tabel 3.8 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *learning rate* 0,1

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	100%	0%	0%	BENAR
	100%	0%	0%	BENAR
	100%	0%	0%	BENAR
	100%	0%	0%	BENAR
	100%	0%	0%	BENAR
	100%	0%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
DARK ROAST	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH

	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH
	100%	0%	0%	SALAH

Tabel 3.9 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *learning rate* 0,01

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	99%	1%	0%	BENAR
	20%	80%	0%	SALAH
	94%	6%	0%	BENAR
	95%	5%	0%	BENAR
	94%	6%	0%	BENAR
	76%	24%	0%	BENAR
MEDIUM ROAST	0%	96%	4%	BENAR
	0%	69%	31%	BENAR
	1%	99%	0%	BENAR
	0%	1%	99%	SALAH
	0%	100%	0%	BENAR
	0%	99%	1%	BENAR
DARK ROAST	0%	38%	62%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR
	0%	0%	100%	BENAR

Tabel 3.10 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan *learning rate* 0,0001

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	PREDIKSI
LIGHT ROAST	97%	13%	0%	BENAR
	63%	36%	1%	BENAR
	83%	16%	1%	BENAR
	72%	27%	1%	BENAR
	64%	34%	2%	BENAR
	65%	34%	1%	BENAR
MEDIUM ROAST	1%	74%	25%	BENAR
	1%	57%	42%	BENAR
	10%	84%	6%	BENAR
	4%	35%	61%	SALAH

	2%	56%	42%	BENAR
	5%	77%	18%	BENAR
DARK ROAST	1%	20%	79%	BENAR
	1%	17%	82%	BENAR
	0%	1%	99%	BENAR
	0%	5%	95%	BENAR
	0%	2%	98%	BENAR
	0%	10%	90%	BENAR

Tabel 3.11 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 90% - 10%

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	NILAI
LIGHT ROAST	80%	20%	0%	BENAR
	65%	34%	1%	BENAR
	60%	38%	2%	BENAR
	80%	19%	1%	BENAR
	37%	62%	1%	SALAH
	72%	26%	2%	BENAR
MEDIUM ROAST	1%	84%	15%	BENAR
	1%	59%	40%	BENAR
	6%	91%	3%	BENAR
	3%	48%	49%	SALAH
	1%	85%	14%	BENAR
	6%	78%	16%	BENAR
DARK ROAST	1%	24%	74%	BENAR
	0%	20%	80%	BENAR
	0%	1%	99%	BENAR
	0%	6%	94%	BENAR
	0%	2%	98%	BENAR
	0%	13%	87%	BENAR

Tabel 3.12 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 80% - 20%

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	NILAI
LIGHT ROAST	85%	15%	0%	BENAR
	83%	16%	1%	BENAR
	94%	6%	0%	BENAR
	67%	32%	1%	BENAR
	26%	72%	2%	SALAH

	32%	66%	2%	SALAH
	84%	15%	1%	BENAR
	88%	12%	0%	BENAR
	84%	16%	0%	BENAR
	91%	9%	0%	BENAR
	85%	14%	1%	BENAR
	82%	17%	1%	BENAR
MEDIUM ROAST	12%	53%	35%	BENAR
	47%	49%	4%	SALAH
	64%	35%	1%	SALAH
	24%	74%	2%	BENAR
	52%	47%	1%	SALAH
	48%	49%	3%	SALAH
	14%	81%	5%	BENAR
	1%	65%	34%	BENAR
	24%	73%	3%	BENAR
	12%	40%	48%	SALAH
	6%	79%	15%	BENAR
	20%	66%	14%	BENAR
DARK ROAST	22%	37%	41%	SALAH
	23%	47%	31%	SALAH
	4%	20%	76%	BENAR
	0%	9%	91%	BENAR
	2%	68%	30%	SALAH
	1%	17%	82%	BENAR
	1%	34%	65%	BENAR
	2%	19%	79%	BENAR
	0%	3%	97%	BENAR
	1%	7%	92%	BENAR
	0%	3%	97%	BENAR
	1%	38%	68%	BENAR

Tabel 3.13 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 70% - 30%

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	NILAI
LIGHT ROAST	87%	13%	0%	BENAR
	36%	59%	5%	SALAH
	96%	4%	0%	BENAR
	31%	61%	8%	SALAH

	82%	16%	2%	BENAR
	38%	57%	5%	SALAH
	93%	7%	0%	BENAR
	83%	17%	0%	BENAR
	80%	19%	1%	BENAR
	87%	12%	1%	BENAR
	55%	44%	1%	BENAR
	28%	70%	2%	SALAH
	35%	63%	2%	SALAH
	84%	16%	0%	BENAR
	88%	12%	0%	BENAR
	81%	18%	1%	BENAR
	90%	10%	0%	BENAR
	77%	21%	2%	BENAR
	82%	18%	0%	BENAR
	21%	69%	10%	BENAR
	1%	80%	19%	BENAR
	21%	72%	7%	BENAR
	3%	76%	21%	BENAR
	12%	78%	10%	BENAR
	2%	70%	28%	BENAR
	6%	74%	20%	BENAR
	9%	60%	31%	BENAR
	54%	41%	5%	SALAH
	74%	24%	2%	SALAH
	43%	55%	2%	BENAR
	63%	33%	4%	SALAH
	54%	43%	3%	SALAH
	5%	70%	25%	BENAR
	1%	56%	43%	BENAR
	18%	77%	5%	BENAR
	9%	44%	47%	SALAH
	3%	82%	15%	BENAR
	16%	69%	15%	BENAR
	1%	14%	85%	BENAR
	1%	15%	84%	BENAR
	3%	47%	45%	SALAH
	0%	11%	89%	BENAR
	0%	11%	89%	BENAR

MEDIUM
ROAST

DARK
ROAST

0%	9%	91%	BENAR
0%	5%	95%	BENAR
34%	38%	28%	SALAH
13%	61%	26%	SALAH
6%	20%	74%	BENAR
0%	7%	93%	BENAR
0%	62%	38%	SALAH
1%	19%	80%	BENAR
1%	35%	64%	BENAR
2%	17%	81%	BENAR
0%	2%	98%	BENAR
1%	18%	81%	BENAR
0%	5%	95%	BENAR
2%	43%	55%	BENAR

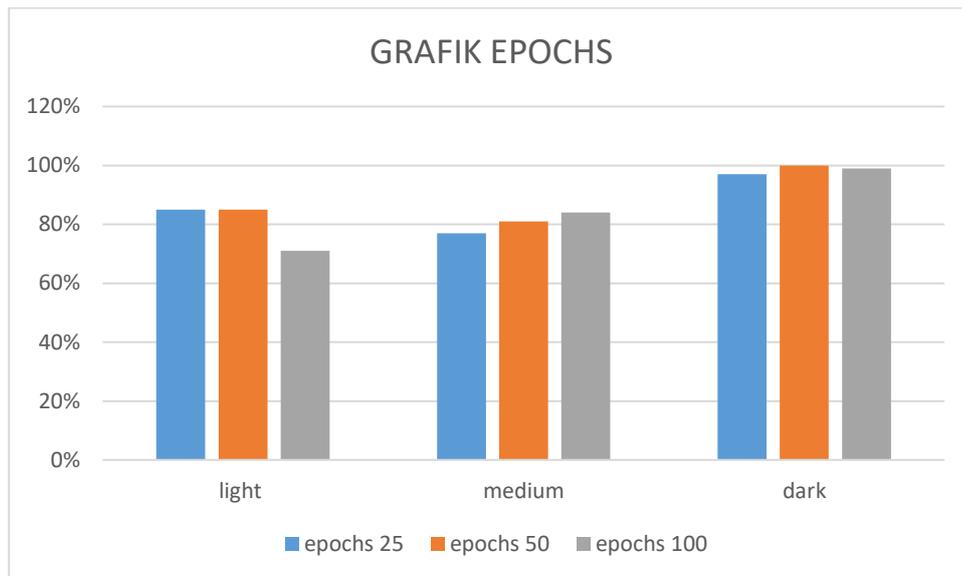
Tabel 3.14 Hasil performa akurasi klasifikasi dengan menggunakan varian data 50% -50%

TESTING	LIGHT	MEDIUM	DARK	NILAI
LIGHT ROAST	85%	13%	2%	BENAR
	95%	5%	0%	BENAR
	93%	7%	0%	BENAR
	88%	10%	2%	BENAR
	69%	26%	5%	BENAR
	86%	12%	2%	BENAR
	83%	15%	2%	BENAR
	87%	11%	2%	BENAR
	42%	44%	15%	SALAH
	95%	5%	0%	BENAR
	79%	16%	5%	BENAR
	67%	26%	17%	BENAR
	65%	31%	4%	BENAR
	62%	27%	11%	BENAR
	95%	5%	0%	BENAR
	34%	37%	29%	SALAH
	76%	17%	7%	BENAR
	30%	41%	29%	SALAH
	78%	18%	4%	BENAR
	75%	25%	1%	BENAR
63%	34%	3%	BENAR	

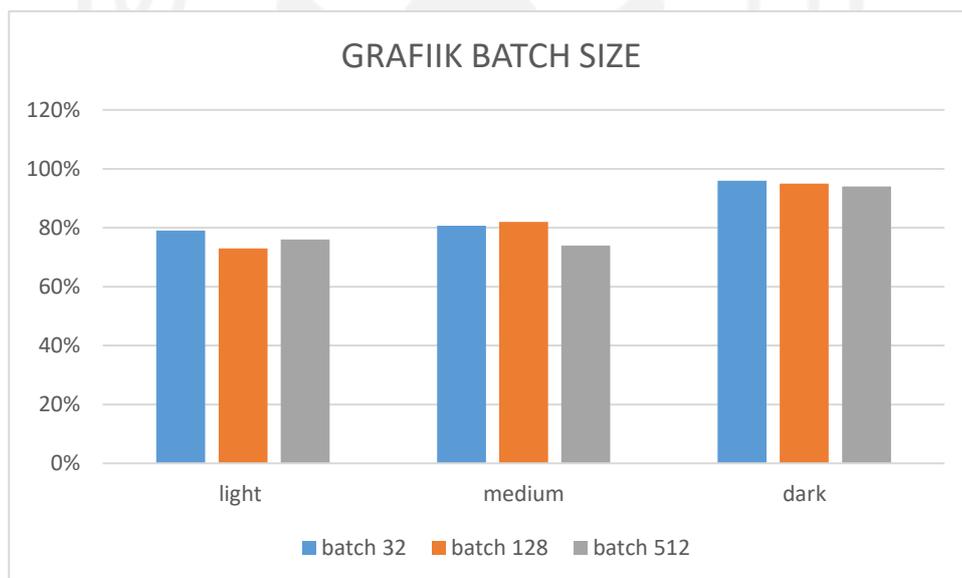
	83%	15%	2%	BENAR
	49%	47%	4%	SALAH
	24%	71%	5%	SALAH
	38%	59%	3%	SALAH
	74%	24%	1%	BENAR
	85%	13%	2%	BENAR
	71%	25%	4%	BENAR
	85%	14%	1%	BENAR
	68%	27%	4%	BENAR
	77%	21%	2%	BENAR
MEDIUM ROAST	7%	77%	16%	BENAR
	7%	34%	59%	SALAH
	50%	18%	32%	SALAH
	4%	58%	38%	BENAR
	5%	31%	64%	SALAH
	30%	39%	32%	SALAH
	70%	26%	4%	SALAH
	1%	11%	88%	SALAH
	4%	34%	62%	SALAH
	3%	59%	38%	BENAR
	16%	49%	34%	SALAH
	9%	22%	69%	SALAH
	37%	42%	21%	SALAH
	4%	43%	53%	SALAH
	27%	54%	19%	BENAR
	7%	50%	43%	BENAR
	27%	52%	21%	BENAR
	3%	41%	56%	SALAH
	10%	65%	25%	BENAR
	17%	45%	38%	SALAH
	62%	29%	9%	SALAH
	53%	43%	4%	SALAH
	51%	43%	6%	SALAH
	50%	41%	9%	SALAH
	63%	29%	8%	SALAH
	7%	46%	47%	SALAH
	5%	44%	51%	SALAH
33%	54%	13%	BENAR	
9%	33%	58%	SALAH	

	6%	33%	61%	SALAH
	17%	61%	22%	BENAR
DARK ROAST	0%	11%	89%	BENAR
	1%	27%	72%	BENAR
	0%	9%	91%	BENAR
	1%	15%	84%	BENAR
	4%	32%	64%	BENAR
	0%	14%	86%	BENAR
	0%	4%	96%	BENAR
	0%	24%	76%	BENAR
	1%	12%	87%	BENAR
	3%	51%	46%	SALAH
	1%	10%	89%	BENAR
	2%	14%	84%	BENAR
	3%	23%	74%	BENAR
	3%	25%	72%	BENAR
	5%	25%	65%	BENAR
	0%	3%	97%	BENAR
	2%	11%	87%	BENAR
	0%	11%	89%	BENAR
	0%	8%	92%	BENAR
	37%	47%	16%	SALAH
	33%	30%	37%	SALAH
	10%	35%	55%	BENAR
	0%	9%	91%	BENAR
	3%	40%	57%	BENAR
	2%	20%	78%	BENAR
	3%	31%	66%	BENAR
	8%	20%	72%	BENAR
	1%	14%	85%	BENAR
	3%	20%	77%	BENAR
	0%	7%	93%	BENAR
3%	36%	61%	BENAR	

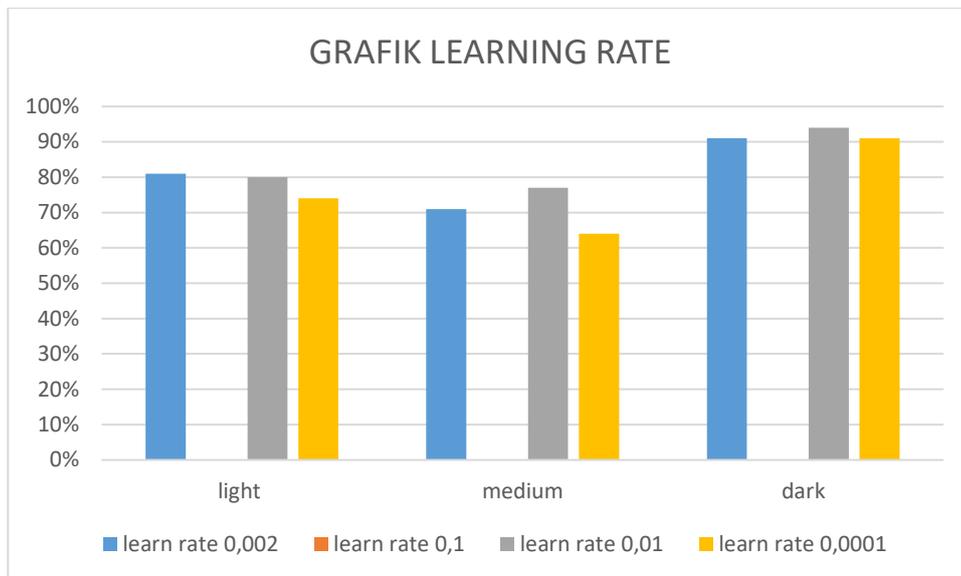
4. Grafik Hasil Varian Model Uji Coba



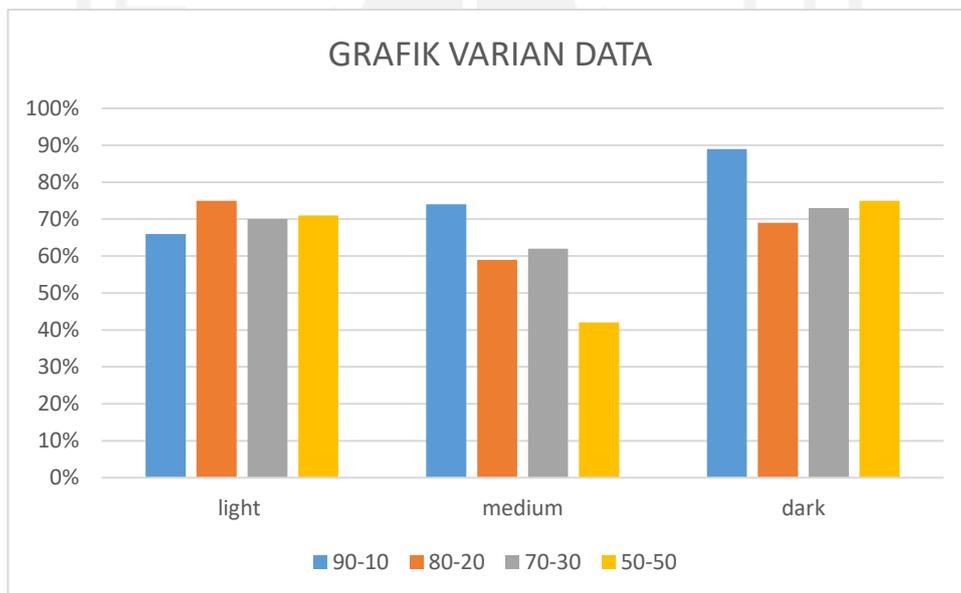
Gambar 4.1 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting epochs



Gambar 4.2 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting batch size



Gambar 4.3 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting learning rate



Gambar 4.4 Grafik prosentase tingkat kesuksesan setting varian data