

**RANCANG BANGUN MINI STUDIO CERDAS BERBASIS *RASPBERRY*  
*PI* UNTUK AKUISISI CITRA DIGITAL BUAH *GUAVA***

**(SKRIPSI)**

**Oleh**

**BOBY BAGUS SAMPURNO**

**2114071057**



**JURUSAN TEKNIK PERTANIAN  
FAKULTAS PERTANIAN  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
2025**

**RANCANG BANGUN MINI STUDIO CERDAS BERBASIS *RASPBERRY*  
*PI* UNTUK A KUISISI CITRA DIGITAL BUAH *GUAVA***

**Oleh**  
**BOBY BAGUS SAMPURNO**

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
**SARJANA TEKNIK**

Pada

Jurusan Teknik Pertanian  
Fakultas Pertanian Universitas Lampung



**JURUSAN TEKNIK PERTANIAN**  
**FAKULTAS PERTANIAN**  
**UNIVERSITAS LAMPUNG**

**2025**

## **ABSTRAK**

### **RANCANG BANGUN MINI STUDIO CERDAS BERBASIS *RASPBERRY PI* UNTUK AKUISISI CITRA DIGITAL BUAH *GUAVA***

Oleh

**BOBY BAGUS SAMPURNO**

Penelitian ini membahas rancang bangun dan evaluasi kinerja mini studio cerdas untuk akuisisi citra *guava* dengan kualitas tinggi dan konsisten. Sistem dikembangkan menggunakan *Raspberry pi 4* sebagai pengendali utama, kamera 12 MP NOIR, serta sistem pencahayaan LED yang dapat diatur intensitasnya, dengan tujuan membangun prototipe yang mampu menyediakan kondisi pemotretan stabil untuk analisis citra digital secara akurat. Metode penelitian meliputi perancangan perangkat keras berupa studio tertutup dengan sensor pencahayaan dan lingkungan, serta perangkat lunak untuk kendali otomatisasi akuisisi citra, yang kemudian diuji melalui variasi intensitas cahaya dan suhu guna mengevaluasi pengaruhnya terhadap akurasi warna citra. Hasil pengujian menunjukkan bahwa intensitas cahaya 450 *lux* dan suhu 30°C menghasilkan representasi warna RGB paling akurat terhadap *color card* dengan rata-rata akurasi 96,5%. Sistem juga terbukti stabil dalam operasi berkelanjutan dan mampu melakukan akuisisi citra secara otomatis dan efisien. Kesimpulannya, mini studio cerdas yang dirancang berhasil memenuhi kebutuhan akuisisi citra *guava* berkualitas tinggi dengan konsistensi warna yang andal dan stabilitas sistem yang baik, serta dapat menjadi dasar pengembangan

lebih lanjut dalam aplikasi pengolahan citra digital untuk klasifikasi dan penilaian kualitas buah.

**Kata Kunci : Citra Digital, CNN, Jambu Biji, Klasifikasi Kematangan, Mini Studio Cerdas, *Raspberry Pi*, RGB,**

## **ABSTRACT**

### ***DESIGN AND DEVELOPMENT OF A SMART MINI STUDIO BASED ON RASPBERRY PI FOR DIGITAL IMAGE ACQUISITION OF GUAVA***

By

**BOBY BAGUS SAMPURNO**

This research presents the design and performance evaluation of a smart mini studio for capturing high-quality and consistent images of guava. The system was developed using Raspberry Pi 4 as the main controller, a 12 MP NOIR camera, and an adjustable LED lighting system, with the objective of building a prototype capable of providing stable shooting conditions for accurate digital image analysis. The methodology involved the development of hardware in the form of an enclosed studio with lighting and environmental sensors, along with software for automated image acquisition control, followed by performance tests under varying light intensity and temperature conditions. The results showed that a light intensity of 450 *lux* and a temperature of 30°C produced the most accurate RGB color representation compared to the color card, with an average accuracy of 96.5%. The system also demonstrated stability during continuous operation and efficiently captured images automatically. In conclusion, the smart mini studio successfully met the requirements for high-quality guava image acquisition, ensuring reliable color consistency and system stability, and can serve as a foundation for further digital image processing applications in fruit classification and quality assessment.

***Keyword : CNN, Digital Image, Guava, Raspberry Pi, RGB, Ripeness  
Classification, Smart Mini Studio.***

Judul

**RANCANG BANGUN MINI STUDIO  
CERDAS BERBASIS RASPBERRY PI  
UNTUK AKUISISI CITRA DIGITAL  
BUAH GUAVA**

Nama Mahasiswa

**Boby Bagus Sampurno**

Nomor Pokok Mahasiswa

**2114071057**

Jurusan

**Teknik Pertanian**

Fakultas

**Pertanian**



**MENYETUJUI**

**1. Komisi Pembimbing**

**Febryan Kusuma Wisnu, S.T.P., M.Sc**

**NIP. 199002262019031012**

**Dr. Mareli Telaumbanua, S.T.P., M.Sc**

**NIP. 198803252015041001**

**2. Ketua Jurusan Teknik Pertanian**

**Prof. Dr. Ir. Warji S.T.P., M.Si., IPM.**

**NIP. 197801022003121001**

## MENGESAHKAN

### 1. Tim Penguji

Ketua

**Febryan Kusuma Wisnu, S.T.P., M.Sc.**

Sekretaris

**Dr. Mareli Telaumbanua, S.T.P., M.Sc.**

Penguji

**Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si.**

### 2. Dekan Fakultas Pertanian



**Dr. D. Kuswanta Futas Hidayat, M.P.**

NIP. 196411181989021002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 22 Agustus 2025

## PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Bersamaan dengan pernyataan ini saya Bobby Bagus Sampurno NPM 2114071057, menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya saya yang dibimbing oleh Komisi Pembimbing, 1) Febryan Kusuma Wisnu, S.T.P., M.Sc. dan 2) Dr. Mareli Telaumbanua, S.T.P., M.Sc. berdasarkan pada pengetahuan dan informasi yang telah saya dapatkan. Karya ilmiah ini berisi material yang dibuat sendiri dan hasil rujukan beberapa sumber lain (buku, jurnal, dll) yang telah dipublikasikan sebelumnya atau dengan kata lain bukanlah hasil dari plagiat karya orang lain. Demikianlah pernyataan ini saya buat dan dapat dipertanggungjawabkan. Apabila dikemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 6 Oktober 2025

Yang membuat pernyataan



**Bobby Bagus Sampurno**  
NPM. 2114071057

## RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Jaya, Provinsi Lampung pada hari Kamis, 03 Juli 2003. Penulis merupakan anak kedua dari empat bersaudara, putra dari Bapak Waluyo dan Ibu Iin Fitri Marlinawati. Penulis memulai pendidikan di Sekolah Dasar di SDN 03 Tirta Kencana, lulus pada tahun 2015. Sekolah Menengah Pertama di SMPN 6 Tulang Bawang Tengah, lulus pada tahun 2018. Sekolah Menengah Atas Negeri di SMAN 1 Tulang Bawang Tengah, dan lulus pada Tahun 2021. Pada tahun 2021 penulis diterima sebagai mahasiswa di Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN (Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri). Selama menjadi mahasiswa penulis aktif dalam organisasi Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP), anggota bidang dana dan usaha (DANUS) pada tahun 2023, menjadi staff ahli internal Badan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Pertanian (BEM FP) pada tahun 2023, Penulis melaksanakan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) Periode 1 pada tahun 2024 selama 40 hari terhitung pada Bulan Januari sampai Februari tahun 2024 di Kampung Kaliawi, Kecamatan Negeri Besar, Kabupaten Way Kanan. Penulis melaksanakan Praktik Umum (PU) selama 30 hari kerja terhitung pada Bulan Juni sampai Agustus tahun 2024 di Balai Besar Pengujian Standarisasi Instrumen Mekanisasi Pertanian (BBPSI MEKTAN) yang beralamat di Jl. Sinarmas Boulevard Situ Gadung, Kec. Pagedangan Kabupaten Tangerang, Banten, dengan judul “ Mekanisme Penggunaan Drone Untuk Pemetaan Wilayah Di Balai Besar Pengujian Standarisasi Instrumen Mekanisasi Pertanian”.

## HALAMAN PERSEMBAHAN

*“Sesungguhnya urusan-Nya apabila Dia menghendaki sesuatu hanyalah berkata kepadanya: 'Jadilah!' Maka terjadilah ia.”*

*(QS. Yasin: 82)*

Dengan penuh rasa syukur atas Ridho Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis mempersembahkan hasil karya ini kepada :

*Kedua Orang Tua*

Ayah saya Waluyo dan Ibu saya Iin Fitri Marlinawati yang selalu mengupayakan segala yang dimiliki baik berupa materi, tenaga, pikiran serta doa yang selalu terpanjat untuk keberhasilanku

**Saudara kandungku Indah Ayu Abellina, dan Bilqis Thalia Hafiza**

Terima kasih selalu memberikan dukungan dan semangat kepadaku

## SANWACANA

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat serta karunianya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “**Rancang Bangun Mini Studio Cerdas Berbasis *Raspberry Pi* Untuk Akuisisi Citra Digital Buah *Guava***” merupakan salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Sarjana Teknik (ST) di Universitas Lampung.

Penulis sangat menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini terjadi banyak kesalahan dan kekurangan, sehingga penulis mengucapkan terima kasih atas bantuan dari semua pihak yang telah memberikan bantuan, doa, dukungan dan bimbingan dalam menyelesaikan skripsi ini. Ucapan terimakasih saya haturkan kepada :

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., I.P.M. selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Ir. Kuswanta Futas Hidayat, MP. selaku Dekan Fakultas Pertanian Universitas Lampung yang telah membantu dalam administrasi skripsi.
3. Bapak Prof. Dr. Ir. Warji, S.T.P., M.Si., IPM. selaku ketua jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian Universitas Lampung.
4. Bapak Febryan Kusuma Wisnu, S.T.P., M.Sc. selaku Dosen Pembimbing Akademik penulis selama menempuh pendidikan di jurusan Teknik Pertanian, yang telah meluangkan waktu untuk membimbing dan memberikan saran selama proses penelitian hingga penyusunan skripsi ini

5. Bapak Dr. Mareli Telaumbanua, S.T.P., M.Sc. selaku pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan , dukungan dan arahan dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Ibu Dr. Siti Suharyatun, S.T.P., M.Si. selaku dosen pembahas yang telah memberikan saran serta masukannya sebagai perbaikan selama penulis menyusun skripsi ini.
7. Seluruh dosen dan civitas akademik jurusan Teknik Pertanian, yang telah banyak memberikan ilmu dan pengalaman.
8. Kedua orang tuaku tersayang Bapak Waluyo dan Ibu Iin Fitri Marlinawati, saudariku Indah Ayu Abelina, dan Bilqis Thalia Hafiza dan seluruh keluarga besar yang telah mendoakan.
9. Teman seperjuangan dalam mengerjakan skripsi, Reni Fitriani Puspita, dan Trya Rohani, terimakasih atas kerjasamanya selama penelitian.
10. Sahabat penulis Ahmad Zydan Ni'am, Achmad Romdoni Ali, Yosafat Rimbanu, Kristian Gerenaldo Simamora, Galih Shalik Prasetyo yang telah memberikan semangat dan dukungan selama menyelesaikan skripsi.
11. Keluarga Teknik Pertanian 2021 yang telah membantu penulis dalam perkuliahan, penelitian hingga penyusunan skripsi ini.
12. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan penelitian dan skripsi ini.

## DAFTAR ISI

|                                                       |             |
|-------------------------------------------------------|-------------|
| <b>DAFTAR ISI.....</b>                                | <b>i</b>    |
| <b>DAFTAR GAMBAR.....</b>                             | <b>v</b>    |
| <b>DAFTAR TABEL.....</b>                              | <b>viii</b> |
| <b>I. PENDAHULUAN .....</b>                           | <b>1</b>    |
| 1.1. Latar Belakang .....                             | 1           |
| 1.2. Rumusan Masalah .....                            | 3           |
| 1.3. Tujuan Penelitian.....                           | 3           |
| 1.4. Manfaat Penelitian.....                          | 3           |
| 1.5. Batasan Masalah.....                             | 4           |
| 1.6. Hipotesis.....                                   | 4           |
| <b>II. TINJAUAN PUSTAKA .....</b>                     | <b>5</b>    |
| 2.1. <i>Guava</i> .....                               | 5           |
| 2.2. Prinsip Pengambilan Citra yang Baik .....        | 6           |
| 2.3. <i>Exposure</i> .....                            | 7           |
| 2.4. Intensitas Cahaya pada Citra Visual Buah .....   | 8           |
| 2.5. Citra Digital.....                               | 8           |
| 2.6. RGB ( <i>Red, Green, Blue</i> ) .....            | 10          |
| 2.7. <i>Local Binary Patterns</i> .....               | 11          |
| 2.8. <i>Hue Saturation Value</i> (HSV).....           | 12          |
| 2.9. <i>Deep Learning</i> .....                       | 13          |
| 2.10. <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) ..... | 15          |

|                                                   |           |
|---------------------------------------------------|-----------|
| 2.11. <i>Python</i> .....                         | 16        |
| 2.12. <i>Raspberry Pi 4</i> .....                 | 18        |
| 2.13. <i>Diagram State-of-The-Art</i> .....       | 19        |
| <b>III. METODE PENELITIAN</b> .....               | <b>23</b> |
| 3.1. Waktu dan Tempat .....                       | 23        |
| 3.2. Alat dan Bahan .....                         | 23        |
| 3.2.1. Alat.....                                  | 23        |
| 3.2.2. Bahan .....                                | 24        |
| 3.3. Prosedur Kerja.....                          | 24        |
| 3.4. Kriteria Desain .....                        | 26        |
| 3.5. Perancangan .....                            | 26        |
| 3.5.1. Perancangan Struktural .....               | 26        |
| 3.5.1.1. Display Putar .....                      | 27        |
| 3.5.1.2. Pencahayaan LED RGB .....                | 27        |
| 3.5.1.3. <i>Power Supply</i> .....                | 27        |
| 3.5.1.4. Kamera <i>Raspberry Pi V3 NOIR</i> ..... | 28        |
| 3.5.1.5. <i>Raspberry Pi 4</i> .....              | 28        |
| 3.5.1.6. Struktur Fisik Mini Studio .....         | 29        |
| 3.5.2. Perancangan Fungsional .....               | 30        |
| 3.5.3. Skematik Rangkaian .....                   | 31        |
| 3.6. Uji Kinerja Alat.....                        | 33        |
| 3.6.1. Uji Intensitas Cahaya .....                | 33        |
| 3.6.2. Uji Suhu .....                             | 33        |
| 3.6.3. Uji Intensitas Warna .....                 | 34        |
| 3.6.4. Uji Akurasi.....                           | 34        |
| 3.6.5. Uji Stabilitas Sistem.....                 | 35        |
| 3.6.6. Uji Respon Tangkapan Kamera .....          | 35        |
| 3.6.7. Uji Respon Sistem .....                    | 36        |
| 3.6.8. Biaya Prediksi.....                        | 36        |

|            |                                                                                                 |           |
|------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.7.       | Rancangan Percobaan .....                                                                       | 37        |
| 3.8.       | Pengujian Model CNN dengan Dataset Citra Mini Studio .....                                      | 41        |
| <b>IV.</b> | <b>HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>                                                                | <b>45</b> |
| 4.1.       | Hasil Perancangan Mini Studio.....                                                              | 45        |
| 4.2.       | Pembuatan Kotak Mini Studio Set dan Sistem Kontrol Otomatis .....                               | 49        |
| 4.2.1.     | Pembuatan Kotak Mini Studio Set .....                                                           | 49        |
| 4.2.2.     | Sistem Kontrol Otomatis Pemotretan .....                                                        | 50        |
| 4.3.       | Cara Pengoperasian Mini Studio Set.....                                                         | 57        |
| 4.4.       | Uji Intensitas Cahaya .....                                                                     | 58        |
| 4.4.1.     | Uji Intensitas Cahaya Terhadap Intensitas Warna <i>Black</i><br>pada <i>Color Checker</i> ..... | 59        |
| 4.4.2.     | Uji Intensitas Cahaya Terhadap Intensitas Warna <i>Grey</i><br>pada <i>Color Checker</i> .....  | 63        |
| 4.4.3.     | Uji Intensitas Cahaya Terhadap Intensitas Warna <i>White</i><br>pada <i>Color Checker</i> ..... | 67        |
| 4.5.       | Uji Suhu.....                                                                                   | 72        |
| 4.5.1.     | Uji Suhu Terhadap Intensitas Warna <i>Black</i> pada <i>Color</i><br><i>Checker</i> .....       | 72        |
| 4.5.2.     | Uji Suhu Terhadap Intensitas Warna <i>Grey</i> pada <i>Color</i><br><i>Checker</i> .....        | 77        |
| 4.5.3.     | Uji Suhu Terhadap Intensitas Warna <i>White</i> pada <i>Color</i><br><i>Checker</i> .....       | 82        |
| 4.6.       | Uji Intensitas Warna.....                                                                       | 88        |
| 4.6.1.     | Uji Intensitas Warna Terhadap Intensitas Warna <i>Black</i><br>pada <i>Color Checker</i> .....  | 88        |
| 4.6.2.     | Uji Intensitas Terhadap Intensitas Warna <i>Grey</i> pada<br><i>Color Checker</i> .....         | 94        |
| 4.6.3.     | Uji Intensitas Warna Terhadap Intensitas Warna <i>White</i><br>pada <i>Color Checker</i> .....  | 99        |
| 4.7.       | Uji Akurasi .....                                                                               | 106       |
| 4.7.1.     | Uji Akurasi <i>Black</i> .....                                                                  | 107       |
| 4.7.2.     | Uji Akurasi <i>Grey</i> .....                                                                   | 108       |

|                                                                            |            |
|----------------------------------------------------------------------------|------------|
| 4.7.3. Uji Akurasi <i>White</i> .....                                      | 110        |
| 4.8. Uji Stabilitas Sistem .....                                           | 112        |
| 4.9. Uji Respon Tangkap Kamera .....                                       | 114        |
| 4.10. Uji Respon Sistem .....                                              | 116        |
| 4.11. Biaya Prediksi .....                                                 | 117        |
| 4.12. Aplikasi Mini Studio untuk Klasifikasi Kematangan <i>Guava</i> ..... | 118        |
| 4.13. Pengujian Model CNN dengan Dataset Citra Mini Studio .....           | 120        |
| 4.13.1. Akurasi <i>Training</i> dan <i>Validation</i> CNN .....            | 123        |
| 4.13.2. <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i> .....              | 125        |
| 4.13.3. <i>Confusion Matrix</i> .....                                      | 127        |
| <b>V. KESIMPULAN DAN SARAN</b> .....                                       | <b>130</b> |
| 5.1. Kesimpulan .....                                                      | 130        |
| 5.2. Saran .....                                                           | 131        |
| <b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....                                                | <b>132</b> |
| <b>LAMPIRAN</b> .....                                                      | <b>136</b> |

## DAFTAR GAMBAR

|                                                                   |    |
|-------------------------------------------------------------------|----|
| Gambar 1. <i>Guava</i> .....                                      | 6  |
| Gambar 2. Gabungan Tiga Cahaya Tampak Merah, Hijau, dan Biru..... | 10 |
| Gambar 3. Perhitungan <i>Local Binary Pattern</i> (LBP).....      | 11 |
| Gambar 4. Ilustrasi LBP.....                                      | 12 |
| Gambar 5. <i>Raspberry Pi 4</i> .....                             | 19 |
| Gambar 6. Diagram Alir Penelitian. ....                           | 25 |
| Gambar 7. Tampak Depan Kotak Mini Studio. ....                    | 29 |
| Gambar 8. Tampak Atas Kotak Mini Studio. ....                     | 29 |
| Gambar 9. Tampak Belakang Kotak Mini Studio.....                  | 30 |
| Gambar 10. Tampak Samping Kotak Mini Studio.....                  | 30 |
| Gambar 11. Skematik Rangkaian Mini Studio Set. ....               | 32 |
| Gambar 12. Tampak Depan Mini Studio Set. ....                     | 45 |
| Gambar 13. Tampak Samping Mini Studio Set. ....                   | 46 |
| Gambar 14. Tampak Depan Mini Studio Set. ....                     | 47 |
| Gambar 15. Tampak Dalam <i>Box Control</i> . ....                 | 48 |
| Gambar 16. Tampak Dalam <i>Raspberry Pi</i> . ....                | 48 |
| Gambar 17. Pustaka Program.....                                   | 51 |
| Gambar 18. Program LED .....                                      | 52 |
| Gambar 19. Program Pilihan Cahaya Saat Pemotretan.....            | 53 |
| Gambar 20. Program Pengaturan Kamera. ....                        | 54 |
| Gambar 21. Kode Program Utama Sistem Akuisisi Citra.....          | 55 |

|                                                                                                                     |     |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Gambar 22. Saat Mini Studio Dalam Kondisi Tunak. ....                                                               | 57  |
| Gambar 23. Cek Led .....                                                                                            | 57  |
| Gambar 24. Perintah Pemotretan .....                                                                                | 58  |
| Gambar 25. Penyimpanan Hasil Pemotretan .....                                                                       | 58  |
| Gambar 26. Grafik Uji Respon Tangkap Kamera.....                                                                    | 115 |
| Gambar 27. Grafik Uji Respon Sistem .....                                                                           | 116 |
| Gambar 28. <i>Guava</i> dengan Tingkat Kematangan 70%.....                                                          | 121 |
| Gambar 29. <i>Guava</i> dengan Tingkat Kematangan 75%.....                                                          | 121 |
| Gambar 30. <i>Guava</i> dengan Tingkat Kematangan 80%.....                                                          | 121 |
| Gambar 31. Grafik Akurasi <i>Training</i> dan Validasi.....                                                         | 123 |
| Gambar 32. Grafik <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i> .....                                             | 125 |
| Gambar 33. <i>Confusion Matrix</i> .....                                                                            | 127 |
| Gambar 34. Suhu B1 pada Uji Suhu Menggunakan <i>Humidity Temperature</i><br>Meter. ....                             | 151 |
| Gambar 35. Suhu B2 pada Uji Suhu Menggunakan <i>Humidity Temperature</i><br>Meter. ....                             | 151 |
| Gambar 36. Suhu B3 pada Uji Suhu Menggunakan <i>Humidity Temperature</i><br>Meter. ....                             | 152 |
| Gambar 37. Sudut S2 pada Uji Sudut Menggunakan Aplikasi <i>Angle Meter</i> .....                                    | 152 |
| Gambar 38. Sudut S2 pada Uji Sudut Menggunakan Aplikasi <i>Angle Meter</i> .....                                    | 152 |
| Gambar 39. Sudut S3 pada Uji Sudut Menggunakan Aplikasi <i>Angle Meter</i> .....                                    | 152 |
| Gambar 40. Pengukuran Waktu Uji Respon Tangkap Kamera<br>Menggunakan <i>Stopwatch</i> pada <i>Smartphone</i> . .... | 153 |
| Gambar 41. Pengukuran Waktu Uji Respon Sistem Menggunakan<br><i>Stopwatch</i> pada <i>Smartphone</i> . ....         | 153 |
| Gambar 42. Pengukuran Konsumsi Daya Menggunakan <i>Watt Meter</i> Saat<br>Pemotretan.....                           | 153 |
| Gambar 43. Pengukuran Konsumsi Daya Menggunakan <i>Watt Meter</i> Saat<br>Tidak Melakukan Pemotretan .....          | 153 |
| Gambar 44. Hasil Pemotretan Menggunakan <i>Color Card</i> .....                                                     | 154 |

|                                                                             |     |
|-----------------------------------------------------------------------------|-----|
| Gambar 45. Hasil <i>Cropping Black</i> Uji <i>Greywhite Balance</i> . ..... | 154 |
| Gambar 46. Hasil <i>Cropping Grey</i> Uji <i>Greywhite Balance</i> . .....  | 154 |
| Gambar 47. Hasil <i>Cropping White</i> Uji <i>Greywhite Balance</i> . ..... | 154 |
| Gambar 48. Sampel Pemotretan <i>Guava</i> . .....                           | 154 |
| Gambar 49. Full Program Pemotretan pada Mini Studio Set.....                | 155 |

## DAFTAR TABEL

|                                                                                                                 |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 1. <i>State-of-The-Art</i> .....                                                                          | 19 |
| Tabel 2. Rancangan Acak Lengkap Faktorial (RAL) Uji Intensitas Cahaya<br>Dalam <i>Box</i> Mini Studio Set. .... | 37 |
| Tabel 3. Rancangan Acak Lengkap Faktorial (RAL) Uji Temperatur Suhu<br>Dalam <i>Box</i> Mini Studio Set. ....   | 38 |
| Tabel 4. Rancangan Acak Lengkap Faktorial (RAL) Uji Keakurasian Warna<br>Mini Studio Set. ....                  | 39 |
| Tabel 5. Aplikasi Mini Studio untuk Klasifikasi Kematangan <i>Guava</i> .....                                   | 40 |
| Tabel 6. Rgb <i>Black</i> Uji Intensitas Cahaya. ....                                                           | 59 |
| Tabel 7. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji<br>Intensitas Cahaya.....      | 60 |
| Tabel 8. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji<br>Intensitas Cahaya.....    | 60 |
| Tabel 9. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada<br>Uji Intensitas Cahaya.....    | 61 |
| Tabel 10. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada<br>Uji Intensitas Cahaya..... | 61 |
| Tabel 11. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada<br>Uji Intensitas Warna .....    | 62 |
| Tabel 12. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada<br>Uji Intensitas Cahaya.....  | 62 |
| Tabel 13. Rgb <i>Grey</i> Uji Intensitas Cahaya.....                                                            | 63 |
| Tabel 14. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada<br>Uji Intensitas Cahaya.....      | 64 |

|                                                                                                              |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 15. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....    | 64 |
| Tabel 16. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....    | 65 |
| Tabel 17. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....  | 65 |
| Tabel 18. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....     | 66 |
| Tabel 19. Uji <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....       | 66 |
| Tabel 20. Rgb <i>White</i> Uji Intensitas Cahaya .....                                                       | 67 |
| Tabel 21. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....     | 68 |
| Tabel 22. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....   | 69 |
| Tabel 23. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....   | 69 |
| Tabel 24. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya..... | 70 |
| Tabel 25. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....    | 70 |
| Tabel 26. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya ..... | 71 |
| Tabel 27. Perbandingan Rata-Rata Uji <i>Grey White Balance</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....               | 71 |
| Tabel 28. Rgb <i>Black</i> Uji Suhu.....                                                                     | 72 |
| Tabel 29. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu .....                 | 73 |
| Tabel 30. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu.....                | 74 |
| Tabel 31. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu.....                | 75 |

|                                                                                                 |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 32. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu..... | 75 |
| Tabel 33. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu.....    | 76 |
| Tabel 34. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu.....  | 76 |
| Tabel 35. Rgb <i>Grey</i> Uji Suhu.....                                                         | 77 |
| Tabel 36. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....      | 78 |
| Tabel 37. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....    | 79 |
| Tabel 38. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....    | 80 |
| Tabel 39. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....  | 80 |
| Tabel 40. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....     | 81 |
| Tabel 41. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....   | 81 |
| Tabel 42. Rgb <i>White</i> Uji Suhu. ....                                                       | 82 |
| Tabel 43. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu.....     | 83 |
| Tabel 44. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu.....   | 84 |
| Tabel 45. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu .....  | 84 |
| Tabel 46. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu..... | 85 |
| Tabel 47. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu.....    | 85 |
| Tabel 48. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu.....  | 86 |
| Tabel 49. Perbandingan Rata-Rata pada <i>Grey White Balance</i> Uji Suhu .....                  | 87 |
| Tabel 50. Rgb <i>Black</i> Uji Intensitas Warna.....                                            | 89 |

|                                                                                                              |     |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabel 51. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna .....     | 90  |
| Tabel 52. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna .....   | 90  |
| Tabel 53. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna .....   | 91  |
| Tabel 54. Uji Bnt <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna ..... | 92  |
| Tabel 55. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna .....    | 92  |
| Tabel 56. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna .....  | 93  |
| Tabel 57. Rgb <i>Grey</i> Uji Intensitas Warna. ....                                                         | 94  |
| Tabel 58. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Warna .....      | 95  |
| Tabel 59. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Warna .....    | 96  |
| Tabel 60. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Warna .....    | 96  |
| Tabel 61. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Warna .....  | 97  |
| Tabel 62. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Warna .....     | 98  |
| Tabel 63. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Warna .....   | 98  |
| Tabel 64. Rgb <i>White</i> Uji Intensitas Warna.....                                                         | 99  |
| Tabel 65. ANOVA <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Warna .....     | 100 |
| Tabel 66. Uji BNT <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Warna .....   | 101 |
| Tabel 67. ANOVA <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Warna.....    | 102 |
| Tabel 68. Uji BNT <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Warna.....  | 102 |

|                                                                                                             |     |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabel 69. ANOVA <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Warna .....   | 103 |
| Tabel 70. Uji BNT <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Warna ..... | 104 |
| Tabel 71. Perbandingan Rata-Rata Uji <i>Grey White Balance</i> pada Uji Intensitas Warna .....              | 104 |
| Tabel 72. Rgb <i>Black</i> Uji Akurasi. ....                                                                | 107 |
| Tabel 73. Rgb <i>Grey</i> Uji Akurasi .....                                                                 | 108 |
| Tabel 74. Rgb <i>White</i> Uji Akurasi.....                                                                 | 110 |
| Tabel 75. Data <i>Lux</i> Per Menit. ....                                                                   | 112 |
| Tabel 76. Rgb <i>Guava</i> Aplikasi Mini Studio untuk Klasifikasi Kematangan <i>Guava</i> .....             | 118 |
| Tabel 77. Hasil Pelatihan CNN .....                                                                         | 122 |
| Tabel 78. Interpretasi <i>Confusion Matrix</i> . ....                                                       | 128 |
| Tabel 79. Persentase <i>Confusion Matrix</i> . ....                                                         | 128 |
| Tabel 79. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Warna .....          | 137 |
| Tabel 80. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....        | 137 |
| Tabel 81. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....         | 138 |
| Tabel 82. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....           | 138 |
| Tabel 83. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....         | 139 |
| Tabel 84. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....          | 139 |
| Tabel 85. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....          | 140 |
| Tabel 86. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....        | 140 |
| Tabel 87. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Intensitas Cahaya.....         | 141 |

|                                                                                                          |     |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabel 88. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu .....                   | 141 |
| Tabel 89. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu .....                 | 142 |
| Tabel 90. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji Suhu .....                  | 142 |
| Tabel 91. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu .....                    | 143 |
| Tabel 92. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu.....                   | 143 |
| Tabel 93. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji Suhu .....                   | 144 |
| Tabel 94. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu.....                    | 144 |
| Tabel 95. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu .....                 | 145 |
| Tabel 96. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji Suhu.....                   | 145 |
| Tabel 97. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....    | 146 |
| Tabel 98. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....  | 146 |
| Tabel 99. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Black</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....   | 147 |
| Tabel 100. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....    | 147 |
| Tabel 101. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....  | 148 |
| Tabel 102. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>Grey</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....   | 148 |
| Tabel 103. <i>Red</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....   | 149 |
| Tabel 104. <i>Green</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji<br>Intensitas Warna ..... | 149 |
| Tabel 105. <i>Blue</i> untuk Pengujian Keakuratan Warna <i>White</i> pada Uji<br>Intensitas Warna .....  | 150 |
| Tabel 106. Data Uji Respon Sistem .....                                                                  | 150 |
| Tabel 107. Data Uji Respon Tangkap Kamera .....                                                          | 151 |

## I. PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Jambu biji (*Psidium guajava* L.) merupakan salah satu buah tropis yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan digemari masyarakat luas karena rasanya yang manis, kandungan buah ini mengandung vitamin C yang tinggi yaitu 87 mg/100 g buah dan kaya akan serat larut yaitu 5,6 g/100 g buah atau setara dengan 14% dari kebutuhan harian sehingga membuatnya menjadi pencakar yang baik (Novita et al., 2015)

*Guava* (*Psidium guajava*) merupakan tanaman perdu yang berasal dari Brazil, Amerika Selatan, yang telah menyebar luas hingga ke Indonesia. Buah *guava* sangat digemari oleh masyarakat, dan pusat budidayanya banyak terdapat di Pulau Jawa. Terdapat berbagai varietas *guava*, seperti jambu getas merah, jambu Bangkok, jambu kristal, jambu sukun, jambu kamboja, jambu australia, jambu tukan, jambu klutuk, dan jambu batu. Di antara jenis-jenis tersebut, varietas yang banyak dikembangkan di Indonesia meliputi jambu getas merah, jambu Bangkok, jambu kristal, jambu sukun, dan jambu kamboja. Hal ini disebabkan oleh nilai ekonomisnya yang tinggi (Salimah et al., 2015).

Produksi jambu biji nasional cukup tinggi, namun di beberapa daerah seperti Provinsi Lampung, produksi buah ini masih tergolong rendah. Menurut data BPS Produksi jambu biji di Indonesia dengan total produksi nasional pada tahun 2023 sebanyak 404.654 ton, tahun 2022 sebanyak 472.686 ton, dan tahun 2021 sebanyak 422.491 ton. Sedangkan produksi buah ini di Provinsi Lampung masih

rendah yaitu 15.564 ton pada tahun 2023, sebanyak 18.830 ton tahun 2022, dan sebanyak 11.438 ton tahun 2021 (BPS, 2024).

Salah satu aspek penting dalam budidaya dan pemasaran jambu biji adalah penentuan tingkat kematangan buah. Penilaian secara konvensional biasanya dilakukan melalui pengamatan visual oleh tenaga kerja, dengan memperhatikan warna kulit, ukuran, dan tekstur buah. Namun, metode manual ini bersifat subjektif, tidak konsisten, dan kurang efisien jika diterapkan pada skala industri. Ketidakkonsistenan dalam penilaian berisiko menurunkan kualitas produk yang sampai ke konsumen.

Pengolahan citra digital (*image processing*) menjadi solusi potensial karena mampu menghasilkan penilaian yang objektif, terukur, dan non-destruktif. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dapat mengekstraksi ciri warna dan tekstur buah secara otomatis untuk klasifikasi tingkat kematangan. Akan tetapi, kualitas hasil klasifikasi sangat bergantung pada kualitas citra masukan. Tantangan utama dalam akuisisi citra adalah ketidakstabilan pencahayaan alami, suhu lingkungan yang memengaruhi sensor kamera, serta variasi sudut pengambilan gambar yang tidak seragam. Faktor-faktor ini menyebabkan citra yang dihasilkan tidak konsisten dan menurunkan akurasi model CNN.

Untuk mengatasi kendala tersebut, diperlukan sistem akuisisi citra yang mampu memberikan kondisi pemotretan yang terkendali dan konsisten. Salah satu solusi adalah perancangan mini studio otomatis berbasis *Raspberry Pi*, dengan pengaturan pencahayaan LED, kontrol suhu, serta posisi kamera yang tetap. Sistem ini memungkinkan pengambilan citra buah secara stabil dan berulang, sehingga menghasilkan dataset yang lebih akurat dan seragam.

Lebih jauh lagi, penerapan mini studio tidak hanya penting pada tahap penelitian, tetapi juga dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem sortasi otomatis di tingkat industri. Dengan integrasi ke dalam jalur konveyor, mini studio dapat digunakan untuk mengklasifikasikan buah secara *real-time* berdasarkan tingkat kematangan, kemudian mengarahkan buah ke kategori sortir yang sesuai.

Pendekatan ini berpotensi meningkatkan efisiensi, mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual, serta menjaga kualitas produk jambu biji yang sampai ke konsumen.

## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam hal ini yaitu sebagai berikut:

1. Bagaimana merancang dan membangun mini studio otomatis berbasis *raspberry pi* yang mampu mengontrol pencahayaan secara presisi?
2. Bagaimana evaluasi kinerja sistem dari segi kualitas citra, akurasi tangkapan warna, dan kemampuan klasifikasi menggunakan CNN?

## 1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini sebagai yaitu berikut:

1. Merancang studio mini otomatis untuk akuisisi citra *guava* dengan kualitas yang baik.
2. Menguji kinerja mini studio otomatis untuk mengakuisisi citra berdasarkan dengan uji cahaya, uji suhu, uji intensitas warna, uji akurasi prediksiklasifikasi, uji stabilitas sistem, uji respon tangkapan kamera, uji respon sistem, biaya prediksi
3. Membangun model prediksi kematangan *guava* menggunakan CNN berdasarkan hasil uji kinerja mini studio.

## 1.4. Manfaat Penelitian

Pada penelitian ini membangun mini studio otomatis untuk menghasilkan citra buah *guava* dengan kualitas tinggi, yang sangat penting dalam proses klasifikasi berbasis pengolahan citra digital. Manfaat utama dari penelitian tersebut adalah tersedianya sistem akuisisi citra yang terkontrol, presisi, dan konsisten, sehingga menghasilkan data visual yang akurat untuk proses identifikasi. Sehingga penelitian lanjutan dapat diarahkan pada pengembangan sistem penyortiran buah secara otomatis berdasarkan tingkat kematangan atau kualitas fisik lainnya, seperti

warna dan bentuk. Sistem ini dapat menggabungkan mini studio dengan conveyor dan aktuator seperti lengan robot atau pneumatik, serta memanfaatkan model CNN yang telah dilatih dari dataset hasil mini studio. Ketika buah melewati kamera, sistem akan mengklasifikasikan buah dalam waktu nyata (*real-time*), lalu secara otomatis mengarahkan buah ke kategori sortir yang sesuai (misalnya: matang, setengah matang, atau rusak). Dengan pendekatan ini, proses sortasi buah menjadi lebih cepat, efisien, dan tidak tergantung pada tenaga kerja manual, yang sangat bermanfaat dalam industri pertanian berskala besar.

### 1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya membatasi analisis kualitas citra pada tiga parameter utama yaitu intensitas cahaya, suhu, dan sudut pengambilan gambar.
2. Penelitian ini difokuskan hanya pada objek *color card* dan buah jambu biji varietas kristal dari PT Great Giant Foods (GGF), tanpa mencakup jenis buah atau varietas *guava* lainnya.
3. Evaluasi sistem mini studio dalam penelitian ini hanya mencakup kinerja teknis (cahaya, suhu, warna, dan waktu tangkap kamera) serta akurasi klasifikasi CNN, tanpa menilai aspek ergonomis, pengalaman pengguna, atau kestabilan jangka panjang di kondisi lapangan.

### 1.6. Hipotesis

Penggunaan mini studio otomatis berbasis *raspberry pi* dengan kontrol pencahayaan dan suhu akan berdampak positif terhadap peningkatan kualitas citra buah *guava*, karena sistem ini mampu menghasilkan pencahayaan stabil, sudut pengambilan gambar konsisten, serta merekam fitur visual (warna, tekstur, dan bentuk) dengan lebih akurat dibandingkan metode pemotretan manual. Kualitas citra yang lebih akurat ini juga membuka peluang penerapan lebih lanjut, seperti integrasi dengan sistem konveyor otomatis untuk proses sortasi buah secara *real-time*.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. *Guava*

Jambu biji (*Psidium guajava* L.) merupakan tanaman yang berbuah sepanjang tahun. Apabila dibudidayakan secara komersial, tanaman jambu biji dapat meningkatkan pendapatan masyarakat pada setiap rantai agribisnisnya sekaligus meningkatkan pendapatan negara. Jambu biji (*Psidium guajava* L.) sangat disukai banyak orang karena rasa buahnya yang manis dan menyegarkan serta kandungannya yang beragam (Fadhilah et al., 2018).

Buah jambu biji memiliki tipe buah tunggal dan termasuk buah berry (buni), yaitu buah yang daging buahnya dapat dimakan. Buah jambu biji memiliki kulit buah yang tipis dan permukaannya halus sampai kasar. Bentuk buah pada Varietas Sukun Merah, Kristal dan Australia adalah bulat. Bentuk buah dapat digunakan sebagai pembeda antar varietas (Bambang, 2010).

Spesies dan varietas tanaman jambu biji diperkirakan terdapat 150 varietas di dunia, berbagai varietas unggul jambu biji di Indonesia diantaranya adalah jambu biji delima, jambu biji manis, jambu biji perawas, jambu biji gembos, jambu biji Kristal Taiwan, jambu biji bangkok dan jambu biji kristal (Susilo, 2019). Jambu kristal merupakan varietas baru dari jambu biji yang dikembangkan di Taiwan pada tahun 1991 kemudian mulai dibudidayakan di Indonesia pada tahun 2009 hingga saat ini (Herdiat, 2018). Jambu kristal memiliki keunikan dari segi tekstur yang renyah, daging buah yang tebal, rasanya yang sangat manis, dengan kandungan air sedikit. Buah jambu kristal mengandung vitamin C lebih banyak dibandingkan dengan jumlah vitamin C dalam buah jeruk (250,7 mg/100 g).

Produksi buahnya sangat cocok untuk dibudidayakan dan bernilai komersil.

Klasifikasi tanaman jambu kristal (*Psidium guajava*) adalah sebagai berikut:

Kingdom : Plantae

Divisi : Spermatophyta

Kelas : Magnoliopsida

Ordo : Myrtales

Famili : Myrtaaceae

Genus : *Psidium* L

Spesies : *Psidium guajava* L



Gambar 1. *Guava*

## 2.2. Prinsip Pengambilan Citra yang Baik

Teknik Pengambilan citra merujuk pada berbagai metode yang digunakan untuk mengoptimalkan proses akuisisi citra dan memastikan bahwa citra yang dihasilkan sesuai dengan tujuan aplikasi tertentu. Berikut adalah beberapa teknik pengambilan citra yang umum digunakan:

1. Pencahayaan yang Dikontrol

Pencahayaan yang baik adalah kunci untuk akuisisi citra yang berkualitas. Teknik pengaturan pencahayaan termasuk penggunaan cahaya alami, cahaya buatan, dan penggunaan reflektor atau difusor untuk mengendalikan intensitas cahaya.

2. Pengaturan Fokus

Fokus yang baik sangat penting untuk mendapatkan citra yang tajam dan jelas. Pengaturan fokus melibatkan penyesuaian lensa kamera atau sensor untuk memfokuskan cahaya pada sensor gambar.

### 3. Penggunaan Tripod dan Stabilisasi

Penggunaan tripod atau perangkat stabilisasi dapat membantu menjaga kestabilan kamera selama akuisisi citra. Ini adalah penting dalam kondisi akuisisi citra yang memerlukan eksposur lama atau ketika kamera berada dalam gerakan.

### 4. Penempatan Perspektif

Penempatan perspektif yang baik adalah penting dalam akuisisi citra objek atau lanskap. Teknik seperti pengaturan sudut pandang, tinggi kamera, dan penempatan objek dapat memengaruhi tampilan akhir citra.

### 5. Pengaturan Kamera

Pengaturan kamera yang tepat termasuk penyesuaian kecepatan rana, bukaan lensa, ISO, dan mode eksposur. Pengaturan ini dapat disesuaikan untuk mencapai hasil yang diinginkan dalam akuisisi citra.

### 6. Resolusi

Resolusi citra mengacu pada jumlah piksel dalam citra. Citra dengan resolusi tinggi memiliki lebih banyak detail dan lebih baik dalam merepresentasikan objek atau scene yang kompleks (Dijaya, 2023).

## 2.3. *Exposure*

*Exposure* adalah banyaknya jumlah cahaya yang ditangkap sensor kamera, yang ditentukan oleh lamanya rentang waktu penangkapan cahaya, lebar bukaan lensa, sensitivitas sensor, serta tingkat terang dari skenario yang dipotret. 3 settingan ini terdapat yang namanya *shutter speed* (kecepatan rana), *aperture* (bukaan lensa), dan ISO (sensitivitas sensor kamera). Ketiga elemen ini saling berkaitan satu sama lain untuk menghasilkan gambar atau foto yang lebih baik (Dharsito, 2016).

*Under Exposure* pada *Exposure Meter* yang ditunjukkan dari gambar yang diambil akan mengarah ke angka “-”. Foto akan tampak gelap karena kurangnya cahaya yang ditangkap oleh kamera. Beberapa detail gambar akan hilang atau biasa disebut dengan “*clipping*”. Sedangkan *Over Exposure* (OE), pada tingkat

exposure ini akan mengarah ke angka “+” pada *Exposure Meter*. Gambar yang dihasilkan akan terlihat sangat terang karena tingkat cahaya yang ditangkap terlalu banyak. Beberapa detail gambar di bagian yang terlalu terang akan memudar atau biasa dikenal dengan istilah “*blown out*” atau “*wash out*” (Dharsito, 2016).

Apabila cahaya yang diterima oleh kamera kurang, maka gambar akan menjadi gelap. dalam dunia fotografi, hal tersebut sering disebut dengan *Under Exposed* (UE). Adapun sebaliknya apabila cahaya yang diterima tersebut berlebihan, maka yang terjadi gambar yang dihasilkan akan menjadi terlalu terang atau *Over Exposed* (OE) (Irwanto, 2024).

#### **2.4. Intensitas Cahaya pada Citra Visual Buah**

Intensitas cahaya memiliki dampak signifikan pada kualitas citra visual buah, pencahayaan yang tepat akan meningkatkan kontras dan detail pada gambar. Dalam merancang sistem berbasis *deep learning*, proses yang terjadi akan diawali dengan adanya pencahayaan (*illumination*), Citra yang timbul sebagai akibat dari cahaya yang dipantulkan oleh sebuah objek dan selanjutnya akan ditangkap oleh kamera dan diterjemahkan ke dalam sebuah citra digital. Pada setiap citra digital terdapat *pixel* yang mempunyai level intensitasnya sendiri. Dalam setiap citra memungkinkan untuk memiliki level intensitas sebanyak 256 buah (level 0 255) (Kartowisatro, 2014).

Intensitas cahaya dapat mempengaruhi kualitas gambar sebuah objek yang dapat menimbulkan hambatan di dalam melakukan *preprocessing* untuk memperbaiki kualitas gambar dari sebuah citra digital. Lebih lanjut, hal ini dapat pula berdampak pada proses selanjutnya, misalnya memilah gambar sesuai dengan kebutuhan. Intensitas cahaya mempengaruhi pantulan cahaya yang diterjemahkan ke dalam sebuah citra (Putro & Hermawan, 2021).

#### **2.5. Citra Digital**

Citra merupakan representasi dua dimensi dari dunia visual. Citra dapat berupa gambar dua dimensi seperti foto dan lukisan maupun tiga dimensi seperti patung. Citra yang dapat diproses oleh computer merupakan citra digital, suatu citra

digital dapat diartikan juga sebagai sebuah *matriks* yang terdiri dari M kolom dan N baris, dimana perpotongan antara kolom dengan baris disebut *pixel* (Muhammad et al., 2021).

Pengolahan Citra Digital merupakan metode untuk mengekspos beberapa teknik pada suatu gambar dengan tujuan meningkatkan kualitas gambar atau mendapatkan informasi yang terkandung dalam gambar tersebut (Putra et al., 2024).

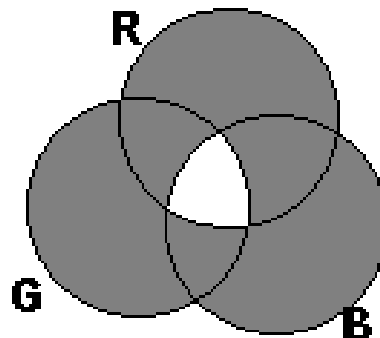
Citra merupakan gambar pada bidang dwimatra atau fungsi menerus dari intensitas cahaya pada bidang dwimatra. Citra merupakan bentuk informasi visual sehingga banyak informasi yang dapat digali dari sebuah citra. Proses atau langkah-langkah yang digunakan untuk menggali informasi citra tersebut hingga menghasilkan *Output* yang dapat digunakan dalam kepentingan tertentu disebut sebagai pengolahan citra digital. Jadi secara umum pengolahan citra digital merupakan langkah-langkah teknik dalam mengestimasi ciri-ciri objek di dalam citra, pengukuran ciri yang berkaitan dengan geometri objek dan menginterpretasi geometri tersebut.

Langkah dalam pengolahan citra digital diawali dari proses penangkapan atau pengambilan citra (*image acquisition*) menggunakan sensor berupa kamera, alat pemindai, dll. Kemudian dilanjutkan dengan proses persiapan (*preprocessing*) seperti proses perubahan ukuran (*image resizing*) atau perbaikan kualitas (*image enhancement*) sebelum akhirnya digunakan dalam tujuan tertentu. Langkah lebih lanjut yang dilakukan adalah membagi citra kedalam bagian-bagian penyusunya (*segmentation*). Proses ini dilakukan untuk memisahkan objek yang diinginkan terpisah dari objek-objek lainnya. Karena hasil dari proses segmentasi adalah batas batas antara objek yang akan diamati lebih lanjut dengan objek-objek lainnya, maka perlu dilakukan pengamatan lebih lanjut (*representation* dan *description*) untuk menunjukkan bahwa wilayah di dalam batas adalah benar objek yang diamati. Tahap terakhir dari pengolahan citra adalah pengenalan dan interpretasi (*recognition* dan *interpretation*). Pengenalan adalah proses untuk memberikan label ke suatu objek berdasarkan informasi yang disediakan oleh deskriptornya sedangkan interpretasi mencakup pemberian arti ke suatu rangkaian

objek yang dikenali. Namun demikian ada hal yang tidak kalah pentingnya agar sistem pengolahan citra dapat berkerja dibutuhkan basis pengetahuan (*knowledge base*) tentang domain permasalahan yang akan diselesaikan (Bangun & Sihombing, 2021).

## 2.6. RGB (*Red, Green, Blue*)

RGB adalah ruang warna aditif yang berarti semua warna dimulai dari *black* dan dibentuk dengan menambahkan warna dasar R, G, dan B. Setiap warna yang tampak merupakan kombinasi dari tiga komponen R, G, dan B. Gabungan dari tiga warna ini akan membentuk warna lain seperti diperlihatkan gambar 1 sebagai berikut.



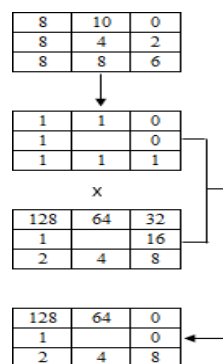
Gambar 2. Gabungan Tiga Cahaya Tampak Merah, Hijau, dan Biru

Pada Gambar 2 nampak ketiga warna dasar merah, hijau dan biru memiliki intensitas yang sama. Gabungan warna merah dan hijau menghasilkan warna kuning, gabungan merah dan biru menghasilkan warna ungu, sedangkan gabungan warna biru dan hijau menghasilkan warna cyan. Gabungan warna merah, hijau, dan biru menghasilkan warna putih bila ketiga warna tersebut memiliki intensitas yang sama, yaitu 255. Semakin rendah nilai intensitas ketiga warna tersebut akan menghasilkan warna abu-abu dari cerah ke gelap (*gray level*) hingga menjadi warna *Black* saat nilai ketiga warna ini sama dengan nol. Secara visual sebuah warna baru akan tampak terlihat bila nilai komponen warna R, G dan B lebih besar dari 15 atau selisih antara nilai maksimum dan nilai minimum dari tiap komponen warna tersebut lebih besar dari 15 ( $\max(R,G,B) - \min(R, G, B) > 15$ ) (Prabowo, 2017).

Warna RGB berasal dari spektrum cahaya, terdiri dari tiga warna dasar yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*), dikenal sebagai RGB. Campuran setara dari ketiga warna dasar ini menghasilkan warna putih. Gabungan dua warna dasar menghasilkan warna sekunder, seperti biru dengan merah menghasilkan magenta, merah dengan hijau menghasilkan kuning, dan hijau dengan biru menghasilkan cyan. Kombinasi ketiga warna dasar bersama-sama menghasilkan warna putih (Putra et al., 2024).

## 2.7. Local Binary Patterns

*Local Binary Pattern* merupakan deskriptor untuk mengklarifikasi gambar berdasarkan tekstur gambar dan juga untuk memberikan label sebuah piksel dengan angka desimal pada sebuah citra gambar. Kinerja metode LBP dengan membandingkan perbedaan nilai piksel ketetanggaan dengan titik pusat.



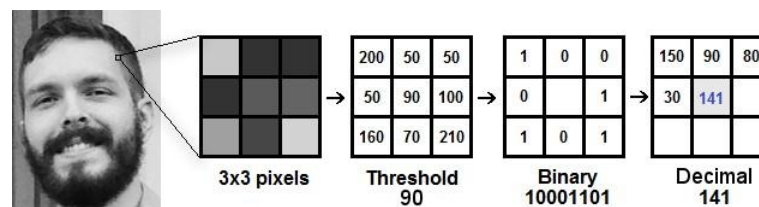
Gambar 3. Perhitungan *Local Binary Pattern* (LBP)

Pada Gambar 3. LBP menggunakan citra *grayscale* dengan ketetanggaan 3x3, yang dimana nilai piksel pada titik tengah digunakan sebagai ambang batas (*threshold*). Piksel tetangga selanjutnya diubah ke biner dengan ketentuan bila nilai piksel tetangga lebih kecil dibandingkan dengan ambang batas maka akan bernilai 0, sebaliknya jika lebih besar maka bernilai 1. Setelah itu nilai binerisasi pada setiap piksel dikalikan dengan nilai bobot yakni dikalikan  $2^n$ , dimana  $n$  merupakan urutan piksel tetangga yang dimana searah jarum jam secara berurutan (Retnoningrum et al, 2019).

*Local Binary Pattern* juga dapat didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat gambar dengan 8 nilai piksel disekelilingnya. Kemudian dengan

8 piksel tersebut diperoleh  $2^8=256$  label yang berbeda dengan nilai piksel disekitarnya. Dimana, jika nilai biner piksel pusat lebih besar dengan nilai disekelilingnya maka akan diberi nilai 1, sebaliknya jika nilai biner piksel pusat lebih kecil dengan nilai disekelilingnya maka akan diberi nilai 0. Selanjutnya dari hasil uji biner yang di dapat dari perbandingan tersebut disimpan dalam array 8bit yang diubah menjadi desimal untuk menggantikan nilai piksel pusat. Dari penjelasan tersebut di dapatkan langkah-langkah metode *Local Binary Pattern* (Dunggio et al., 2019).

LBP merupakan metodologi operator tekstur yang simple dan sangat efisien dengan men- *thrasholding pixel-pixel* yang bertetangga menjadi bilangan biner. Bilangan biner tersebut kemudian digabungkan berdasarkan baris atau putaran searah jarum jam untuk menjadi bilangan biner baru, lalu didesimalkan sehingga menjadi nilai *pixel* baru yang lebih baik (Firdaus, 2022). Tahapan metode LBP dapat kita lihat pada ilustrasi di bawah sebagai berikut:



Gambar 4. Ilustrasi LBP

## 2.8. Hue Saturation Value (HSV)

Selain RGB, terdapat model lain yang digunakan dalam analisis warna pada pengolahan citra digital, yaitu HSV yang merupakan singkatan dari *Hue*, *Saturation*, dan *Value*. *Hue* mengindikasikan warna sebenarnya, seperti merah, ungu, dan kuning, dan digunakan untuk menentukan tingkat kemerahan, kehijauan, dan sebagainya. *Saturation* atau *chroma* merujuk pada tingkat kemurnian atau kekuatan warna. *Value* menunjukkan tingkat kecerahan warna, dengan nilai berkisar antara 0 hingga 100%. Apabila nilai *value* adalah 0, warna akan tampak *black*, dan semakin tinggi nilai *value*, warna akan semakin terang, membawa variasi-variasi baru dari warna tersebut (Putra et al., 2024).

Model warna HSV adalah sistem yang mendefinisikan warna berdasarkan tiga komponen utama: *hue* (nuansa warna), *Saturation* (kemurnian warna), dan *value* (tingkat kecerahan). Model ini menawarkan cara yang lebih intuitif untuk memahami dan memanipulasi atribut warna pada gambar dibandingkan dengan model warna RGB yang umum digunakan dalam representasi digital.

1. *Hue* (Nuansa Warna)

*Hue* menggambarkan atribut kualitatif warna seperti merah, hijau, biru, dan lainnya. Dalam model HSV, *hue* direpresentasikan dalam bentuk lingkaran warna, dengan setiap titik pada lingkaran mewakili nuansa warna yang berbeda.

2. *Saturation* (Kemurnian Warna)

*Saturation* menggambarkan tingkat kejenuhan warna. *Saturation* tinggi menunjukkan warna yang lebih kaya dan jenuh, sementara *saturation* rendah menghasilkan warna yang lebih pucat atau abu-abu.

3. *Value* (Tingkat Kecerahan)

*Value* menggambarkan tingkat kecerahan atau intensitas warna. *Value* tinggi menunjukkan warna yang lebih terang, sedangkan *value* rendah menghasilkan warna yang lebih gelap. Dalam analisis gambar, model warna HSV digunakan untuk berbagai tujuan, seperti pengenalan objek berdasarkan *hue*, segmentasi gambar berdasarkan *saturation*, atau analisis distribusi *value* untuk memperoleh informasi tentang tingkat kecerahan gambar.

## 2.9. Deep Learning

*Deep learning* merupakan metode dalam *machine learning* yang memproses informasi kompleks secara nonlinier dengan memanfaatkan berbagai lapisan. Teknik ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola, mengekstrak ciri, dan melakukan klasifikasi melalui model komputasi yang dibangun dari struktur pemrosesan berlapis-lapis. Dengan memanfaatkan data pada berbagai tingkat abstraksi, *Deep learning* memungkinkan pembelajaran yang mendalam dari informasi yang diberikan. Sejak dikenal luas pada tahun 2006, *Deep learning* menggunakan mekanisme *deep architecture of learning* atau *hierarchical*

*learning*, yang mencakup proses estimasi parameter model untuk menyelesaikan tugas atau permasalahan tertentu. *Deep learning* menggunakan berbagai lapisan di antara lapisan masukan (*input layer*) dan lapisan keluaran (*Output layer*), memungkinkan pemrosesan nonlinier melalui beberapa tahap untuk *feature learning* dan *pattern classification* (Ghandi & Ma'ruf, 2024).

*Deep learning* adalah bagian dari kecerdasan buatan dan *machine learning*, yang merupakan pengembangan dari *neural network multiple layer* untuk memberikan ketepatan tugas seperti deteksi objek. Salah satu pemanfaatan dari *Deep learning* yaitu bidang *image processing* atau pengolahan citra digital, dengan adanya *image processing* dimaksudkan untuk membantu manusia dalam mengenali atau mengklasifikasi objek dengan efisien yaitu cepat, tepat, dan dapat melakukan proses dengan banyak data sekaligus. Salah satu metode *Deep learning* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), CNN telah banyak dimanfaatkan pada proses efisiensi budidaya tanaman seperti kematangan buah, jenis buah dan penyakit buah (Arum et al., 2021).

*Deep learning* merupakan bagian *machine learning* dengan basis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau pembaharuan JST dalam mendedikasikan komputer untuk dapat berpikir melakukan layaknya seperti manusia. *Deep learning*, pada komputer dikategorikan kedalam mengklasifikasi akuisisi dari gambar, suara, teks, atau video. Seperti pada komputer pengujian dan dilatih memakai data set yang memiliki label dan dalam jumlah besar selanjutnya diubah kedalam nilai piksel pada gambar untuk dijadikan representasi internal atau *feature vector* kemudian selanjutnya pengklasifikasian didapatkan dan digunakan pada deteksi untuk mengklasifikasikan pola pada masukan *input*. *Deep learning* merupakan pembelajaran representasi untuk membentuk arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan multi lapisan *layer*. *Input layer*, *hidden layer*, dan *Output layer* dalam lapisan *Deep learning*. Pada *hidden layer* dengan lapisan yang banyak untuk dapat membuat komposisi *algoritma* dalam hal meminimalisir nilai error pada *Output* (Yanto et al., 2021).

### 2.10. *Convolutional Neural Network (CNN)*

*Convolutional Neural Network (CNN)* merupakan pengembangan dari metode *Deep Neural Network - Multilayer Perceptron (MLP)* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi dan memiliki kedalaman jaringan yang tinggi. CNN adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang paling sering digunakan dalam pemrosesan gambar dan pengenalan pola visual. CNN sudah terbukti sangat efektif dalam tugas-tugas seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, segmentasi gambar, dan telah mencapai terobosan besar dalam skema pengenalan gambar, dan dapat dipergunakan diberbagai aplikasi. Pada penelitian Mawan menggunakan CNN untuk klasifikasi motif batik dengan akurasi sebesar 65% dengan menggabungkan *grayscale* dapat meningkatkan akurasi sebesar 5%. Pada penelitian Bariyah juga menemukan CNN memiliki akurasi sebesar 91,41% (Sihombing, 2025).

Jaringan saraf bekerja menyerupai cara kerja otak manusia, di mana model dapat dilatih secara bertahap untuk meningkatkan pemahaman dan mencapai akurasi yang optimal. Dengan menganalisis setiap piksel pada Gambar dan mencocokkannya dengan data yang tersedia, CNN sangat efektif dalam memproses dokumen atau teks yang rusak. Teknologi ini juga ideal untuk menangani permasalahan spesifik, seperti analisis data pasar saham. Hingga saat ini, CNN terbukti lebih efisien dibandingkan dengan berbagai metode lain dalam menyelesaikan beragam tugas klasifikasi dan prediksi (Dani et al, 2024).

*Convolutional Neural Network (CNN)* adalah pengembangan dari *Multilayer Perceptron (MLP)* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis *Deep Neural Network* karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Masukan (*input*) dan keluaran (*Output*) dari setiap tahap adalah terdiri dari beberapa *array* yang biasa disebut *feature map*. Setiap tahap terdiri dari tiga *layer* yaitu konvolusi, fungsi aktivasi *layer* dan *Pooling layer* (Suhendar et al., 2023).

### 2.11. *Python*

*Python* diciptakan oleh Guido van Rossum di Belanda pada tahun 1990 dan namanya diambil dari acara televisi kesukaan *Guido Monty Python's Flying Circus*. Van Rossum mengembangkan *python* sebagai hobi, kemudian *python* menjadi bahasa pemrograman yang dipakai secara luas dalam industri dan pendidikan karena sederhana, ringkas, sintak intuitif dan memiliki fitur yang luas *python* adalah bahasa pemrograman interpretatif yang dianggap mudah dipelajari serta berfokus pada keterbacaan kode. *Python* secara umum berbentuk pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif dan pemrograman fungsional. Fitur dan kelebihan *python*, yaitu: Memiliki koleksi kepastakaan yang banyak, tersedia modul-modul yang 'siap pakai' untuk berbagai keperluan. Memiliki struktur bahasa yang jelas, sederhana, dan mudah dipelajari. Berorientasi objek. Memiliki sistem pengelolaan memori otomatis. Bersifat modular (Romzi & Kurniawan, 2020).

*Python* adalah bahasa pemrograman interpretatif multiguna dengan filosofi perancangan yang berfokus pada tingkat keterbacaan kode. *Python* diklaim sebagai bahasa yang menggabungkan kapabilitas, kemampuan, dengan sintaksis kode yang sangat jelas, dan dilengkapi dengan fungsionalitas pustaka standar yang besar serta komprehensif. *Python* juga didukung oleh komunitas yang besar. *Python* mendukung multi paradigma pemrograman, utamanya; namun tidak dibatasi; pada pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional. Salah satu fitur yang tersedia pada *python* adalah sebagai bahasa pemrograman dinamis yang dilengkapi dengan manajemen memori otomatis. Seperti halnya pada bahasa pemrograman dinamis lainnya, *python* umumnya digunakan sebagai bahasa script meski pada praktiknya penggunaan bahasa ini lebih luas mencakup konteks pemanfaatan yang umumnya tidak dilakukan dengan menggunakan (Syahrudin & Kurniawan, 2018).

*Python* terhubung dengan sistem data base dan dapat mengubah file sehingga sering digunakan untuk pengembangan perangkat lunak secara cepat dan reliabel. *python* dapat dijalankan diberbagai platform seperti Windows, Linux, macOS, Android, *Raspberry Pi* dan lain-lain. *Python* memiliki script yang sederhana

sehingga memungkinkan penulisan kode yang lebih sederhana jika dibandingkan bahasa pemrograman yang lain (Rahman, 2023).

*Python* dianggap sebagai bahasa yang paling banyak digunakan di dalam bidang *machine learning* dan *deep learning* hal ini dikarenakan selain penulisan sintaksis yang mudah *python* juga didorong oleh komunitas yang besar selain itu *Python* juga memiliki banyak *library* yang sangat mendukung *machine learning* dan *deep learning*. Berikut beberapa contoh *library python* yang cukup populer yang dapat digunakan untuk *machine learning* dan *deep learning*:

1. *NumPy*

*Numpy* atau *Numerical Python* merupakan sebuah pustaka pendukung pada bahasa pemrograman *python* yang berfokus pada *scientific computing*, mempunyai kemampuan untuk membentuk objek N-dimensional array yang mirip dengan list pada *python*. Keunggulan *Numpy* array dengan list pada *python* adalah penggunaan memory yang cenderung lebih kecil serta runtime yang lebih cepat. *Numpy* sangat mempermudah dalam proses perhitungan larik multidimensi dan perhitungan *matriks* (Ibnu, 2021).

2. *TensorFlow*

*TensorFlow* adalah pustaka *open-source* yang populer pada penggunaan *machine learning* dan *deep learning*. Pada *python*, *TensorFlow* akan memberikan fungsi dan alat yang memungkinkan pengembangan, pelatihan, dan penerapan model *machine learning* dengan tingkat efisiensi tinggi. *TensorFlow* digunakan untuk perhitungan numerik dalam pengembangan aplikasi AI misalnya dalam klasifikasi citra dan penyematan kata. *TensorFlow* menyediakan antar muka yang dapat menunjukkan *algoritma machine learning* dan aplikasi untuk menjalankan *algoritma*. *TensorFlow* sangat memungkinkan untuk diintegrasikan dengan pemodelan *Convolutional Neural Network*. *TensorFlow* merupakan jenis *array multidimensi* (Wiranda et al., 2020).

3. *Keras*

*Keras* adalah *Library* yang bekerja dengan blok bangunan jaringan saraf seperti lapisan, tujuan, fungsi aktivasi, dan pengoptimal. *Keras* juga

memiliki banyak fitur untuk mengerjakan gambar dan gambar teks yang berguna saat menulis kode *Deep Neural Network*. Selain jaringan saraf standar, Keras mendukung jaringan saraf konvolusional dan berulang.

#### 4. *Pandas*

*Library Python* paling populer yang digunakan untuk analisis data dengan dukungan untuk struktur data yang cepat, fleksibel, dan ekspresif yang dirancang untuk bekerja pada data "relasional" atau "berlabel".

#### 5. *Matplotlib*

*Library* yang digunakan untuk visualisasi data. Visualisasi data memiliki peranan penting untuk memahami data secara lebih mendalam sebelum melakukan *data-processing* dan melatihnya dalam program *machine learning*.

#### 6. *Scikit Learn*

*Library* ini menyediakan banyak *algoritma* pembelajaran tanpa pengawasan dan pengawasan. Itu dibangun di atas beberapa teknologi yang mungkin sudah anda kenal, seperti *NumPy*, *panda*, dan *Matplotlib* (Riziq et al, 2023).

### 2.12. *Raspberry Pi 4*

*Raspberry pi* adalah sebuah mikro komputer yang diciptakan oleh *Raspberry pi Foundation* di Inggris. Meskipun memiliki bentuk fisik yang mirip Arduino, yang lebih banyak dikenal untuk program prototyping, *Raspberry pi* lebih menyerupai komputer daripada Arduino yang menawarkan kemampuan lebih kompleks dan beragam (Shadiq, 2014).

Gambar 5. *Raspberry Pi 4*

### 2.13. Diagram *State-of-The-Art*

Tabel *State-of-the-Art* penelitian terdahulu dapat ditunjukkan dengan Tabel 1 berikut.

Tabel 1. *State-of-The-Art*

| NO | Judul                                                                                   | Penulis                 | Permasalahan                                                                                                                                              | Solusi                                                                                                                                                                                                                          | Hasil                                                                                                                                                                                                                      |
|----|-----------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1  | Pengaruh Pencahayaan Terhadap Kinerja Segmentasi                                        | Kartowisatro, 2014      | Pengaruh pencahayaan terhadap performa segmentasi citra digital.                                                                                          | Menganalisis pengaruh pencahayaan pada segmentasi citra untuk menentukan threshold optimal.                                                                                                                                     | Segmentasi citra efektif pada cahaya cukup, tetapi gagal pada cahaya rendah akibat kurangnya kontras intensitas piksel.                                                                                                    |
| 2  | <i>Deep Learning Approach for Guava Maturity Classification Using Transfer learning</i> | Fitriyah & Cherie, 2025 | Penentuan tingkat kematangan <i>guava</i> secara manual masih subjektif dan tidak efisien. Diperlukan metode otomatis berbasis citra digital yang akurat. | Menggunakan pendekatan deep learning dengan <i>transfer learning</i> , memanfaatkan model CNN pra-latih (seperti VGG16, <i>Inception</i> , <i>ResNet</i> ) untuk klasifikasi tingkat kematangan <i>guava</i> berdasarkan citra. | Model berbasis <i>transfer learning</i> menunjukkan performa tinggi dengan akurasi di atas 95% dalam klasifikasi tingkat kematangan <i>guava</i> , membuktikan efektivitas deep learning untuk aplikasi pertanian presisi. |
| 3  | Penggunaan <i>K-Nearest</i>                                                             | Muhammad et al, 2021.   | Masyarakat sulit                                                                                                                                          | Penelitian ini mengklasifikasikan                                                                                                                                                                                               | Sistem berhasil mencapai akurasi                                                                                                                                                                                           |

|   |                                                                                                                                             |                                                        |                                                                                                                                                         |                                                                                                                                                                                                          |                                                                                                                                                               |
|---|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|   | <i>Neighbor</i> (KNN) untuk Mengklasifikasi Citra Belimbing Berdasarkan Fitur Warna                                                         |                                                        | membedakan kematangan belimbing secara manual, sehingga diperlukan sistem digital untuk klasifikasi otomatis dan objektif.                              | tingkat kematangan belimbing secara otomatis dengan ekstraksi ciri HSV dan <i>algoritma</i> KNN.                                                                                                         | terbaik sebesar 93,33% pada nilai $K=7$ dalam mengklasifikasikan citra belimbing berdasarkan tingkat kematangan.                                              |
| 4 | Pengaruh Cahaya dan Kualitas Citra dalam Mengidentifikasi Buah Apel Berdasarkan Warna                                                       | Theresiawati, Yaya Heryadi, dan Arif Juhriansyah, 2021 | Akurasi identifikasi warna apel dipengaruhi pencahayaan dan kualitas citra, sehingga perlu diteliti pengaruh keduanya.                                  | Penelitian membandingkan identifikasi warna apel pada berbagai pencahayaan dan kualitas citra menggunakan ekstraksi RGB, konversi HSV, dan histogram warna.                                              | Semakin baik pencahayaan dan kualitas citra, semakin akurat identifikasi warna buah apel.                                                                     |
| 5 | Klasifikasi Buah <i>Guava</i> Menggunakan <i>Computer Vision</i>                                                                            | Zizwan Putra et al, 2024.                              | Identifikasi dan klasifikasi <i>guava</i> secara manual tidak efisien dan kurang akurat, sehingga diperlukan sistem otomatis berbasis computer vision." | Penelitian ini membangun sistem klasifikasi <i>Guava</i> otomatis berbasis computer vision dengan tahapan akuisisi citra, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, dan pelatihan model <i>machine learning</i> . | Klasifikasi <i>guava</i> menjadi lebih cepat, akurat, dan efisien dengan sistem otomatis berbasis <i>preprocessing</i> citra yang tepat.                      |
| 6 | Identifikasi Kematangan Buah Jambu Biji Merah ( <i>Psidium Guajava</i> ) Dengan Teknik Jaringan Syaraf Tiruan Metode <i>Backpropagation</i> | Hidayat et al, 2017.                                   | Identifikasi kematangan buah jambu biji merah secara manual cenderung tidak akurat dan konsisten, terutama dalam jumlah besar.                          | Penelitian mengembangkan sistem otomatis berbasis pengolahan citra digital dan metode jaringan syaraf tiruan <i>backpropagation</i> untuk menentukan tingkat kematangan buah.                            | Sistem berhasil mengidentifikasi kematangan buah dengan akurasi keseluruhan 83,3%, yakni 90% untuk buah mentah, 85% untuk matang, dan 75% untuk lewat matang. |

|    |                                                                                                                                       |                      |                                                                                                                                                                 |                                                                                                                                                                           |                                                                                                                                                                                                                                                             |
|----|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 7  | Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Biji Menggunakan Fitur Ekstraksi GLCM dengan Metode KNN                                    | Harun, 2021          | Identifikasi kematangan jambu biji secara manual sering kali tidak akurat karena tekstur warna yang sulit dikenali oleh penglihatan manusia dalam jumlah besar. | Sistem otomatis dikembangkan menggunakan fitur tekstur warna melalui metode <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> (GLCM) dan <i>algoritma K-Nearest Neighbor</i> (K-NN). | Akurasi identifikasi mencapai 80% untuk nilai K=3 dan K=5, sementara K=1 hanya mencapai 73%.                                                                                                                                                                |
| 8  | Deteksi Tingkat Kematangan Buah Jambu Biji ( <i>Psidium guajava</i> L.) Kristal Secara Tak Merusak Dengan Metode <i>Thermal Image</i> | Widodo et al, 2021.  | Penentuan tingkat kematangan jambu biji Kristal selama ini bergantung pada pengamatan fisik yang kurang akurat dan rentan kesalahan.                            | Penelitian mengusulkan metode citra termal sebagai cara <i>non-destruktif</i> untuk mendeteksi suhu buah dan menghubungkannya dengan parameter kematangan.                | Metode <i>thermal image</i> menunjukkan korelasi sangat kuat antara suhu buah dan parameter kematangan seperti kekerasan, asam bebas, sukrosa, pati, dan °Brix, meski perbedaan fisik dan kimia antar tingkat kematangan tidak signifikan secara statistik. |
| 9  | Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan <i>Algoritma Principal Component Analysis</i> dan <i>K-Nearest Neighbor</i>             | Nugraha et al., 2023 | Variasi bentuk dan warna buah jambu biji menyulitkan pembeli dalam membedakan jenisnya di pasar.                                                                | Penelitian mengembangkan sistem klasifikasi berbasis citra warna, bentuk, dan tekstur menggunakan metode PCA dan <i>K-Nearest Neighbor</i> dalam aplikasi Matlab.         | Sistem berhasil mengklasifikasikan jenis jambu dengan akurasi tertinggi sebesar 78,70% menggunakan kombinasi PCA dan KNN.                                                                                                                                   |
| 10 | Implementasi <i>Algoritma K-Means</i> Dalam Mengidentifikasi Kematangan                                                               | Herdian Andika, 2024 | Warna jambu madu yang mirip antara matang dan belum matang                                                                                                      | Sistem identifikasi kematangan dikembangkan menggunakan pengolahan citra digital dengan                                                                                   | Penelitian menghasilkan sistem yang mampu mengelompokkan kematangan buah                                                                                                                                                                                    |

|    |                                                                                                         |             |                                                                                                                                                                                                                                                                                    |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |                                                                                                                                                                                                                                     |
|----|---------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
|    | Buah Jambu Madu                                                                                         |             | menyebabkan kesalahan identifikasi dan menurunkan mutu pemasaran.                                                                                                                                                                                                                  | MATLAB dan klasifikasi <i>K-Means</i> berdasarkan warna RGB dan HSV, serta ekstraksi ciri bentuk dan tekstur.                                                                                                                                                                                                               | berdasarkan ciri seperti <i>metric</i> (0,67886), <i>eccentricity</i> (0,556), <i>contrast</i> (0,021524), <i>correlation</i> (0,99687), <i>energy</i> (0,58467), dan <i>homogeneity</i> (0,99227).                                 |
| 11 | Pengembangan Aplikasi Deteksi Kematangan Buah Jambu Biji Menggunakan Metode Ekstraksi Tekstur Statistik | Adhim, 2018 | Buah jambu biji merah ( <i>Psidium guajava</i> ) memiliki umur simpan pendek (1–2 minggu) sehingga diperlukan pemanenan dan pemilihan tingkat kematangan yang tepat. Selama ini penentuan tingkat kematangan masih manual dan subjektif, sehingga kurang efektif dan tidak akurat. | Mengembangkan aplikasi deteksi kematangan buah jambu biji merah dengan metode ekstraksi ciri statistik tekstur ( <i>mean, variance, skewness, kurtosis, entropy</i> ). Sistem dibuat menggunakan VB.net dan data citra diambil dengan kamera, kemudian diolah untuk klasifikasi tingkat kematangan (mentah, matang, busuk). | Aplikasi mampu mendeteksi kematangan jambu biji merah dengan tingkat akurasi 85% pada uji 20 citra sampel. Sistem ini menunjukkan potensi untuk membantu petani dan industri dalam memilih buah secara lebih objektif dan otomatis. |

### III. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilakukan pada bulan Desember 2024 – Juli 2025 di Labolatorium Daya Alat Mesin Pertanian, Jurusan Teknik Pertanian, Universitas Lampung dan di PT Great Giant Foods (GGF) yang beralamat di Jl. Raya Lintas Timur Arah Menggala, Km. 77 Terbanggi Besar, Kabupaten Lampung Tengah, Lampung.

#### 3.2. Alat dan Bahan

##### 3.2.1. Alat

Alat yang digunakan pada penelitian kali ini, sebagai berikut:

1. Display putar, digunakan untuk menunjukan semua sisi objek tanpa harus memindahkannya secara manual.
2. Led RGB WS2812B 5V, digunakan untuk digunakan untuk memberikan pencahayaan pada objek.
3. *Power supply* 5V 10A 50W, digunakan untuk menyediakan daya yang stabil pada saat menjalankan komponen elektronik dan *mikrokontroler*.
4. *Raspberry pi camera module V3 12 MP NOIR*, digunakan untuk melakukan akuisisi gambar berkualitas tinggi pada objek.
5. *Raspberry Pi*, merupakan *mikrokontroler* yang digunakan untuk mengontrol kamera modul, LED *infrared* dan LED RGB, dan display putar.
6. Kotak studio mini digunakan untuk memfasilitasi akuisisi gambar objek yang optimal sehingga menghasilkan gambar dengan kualitas tinggi.

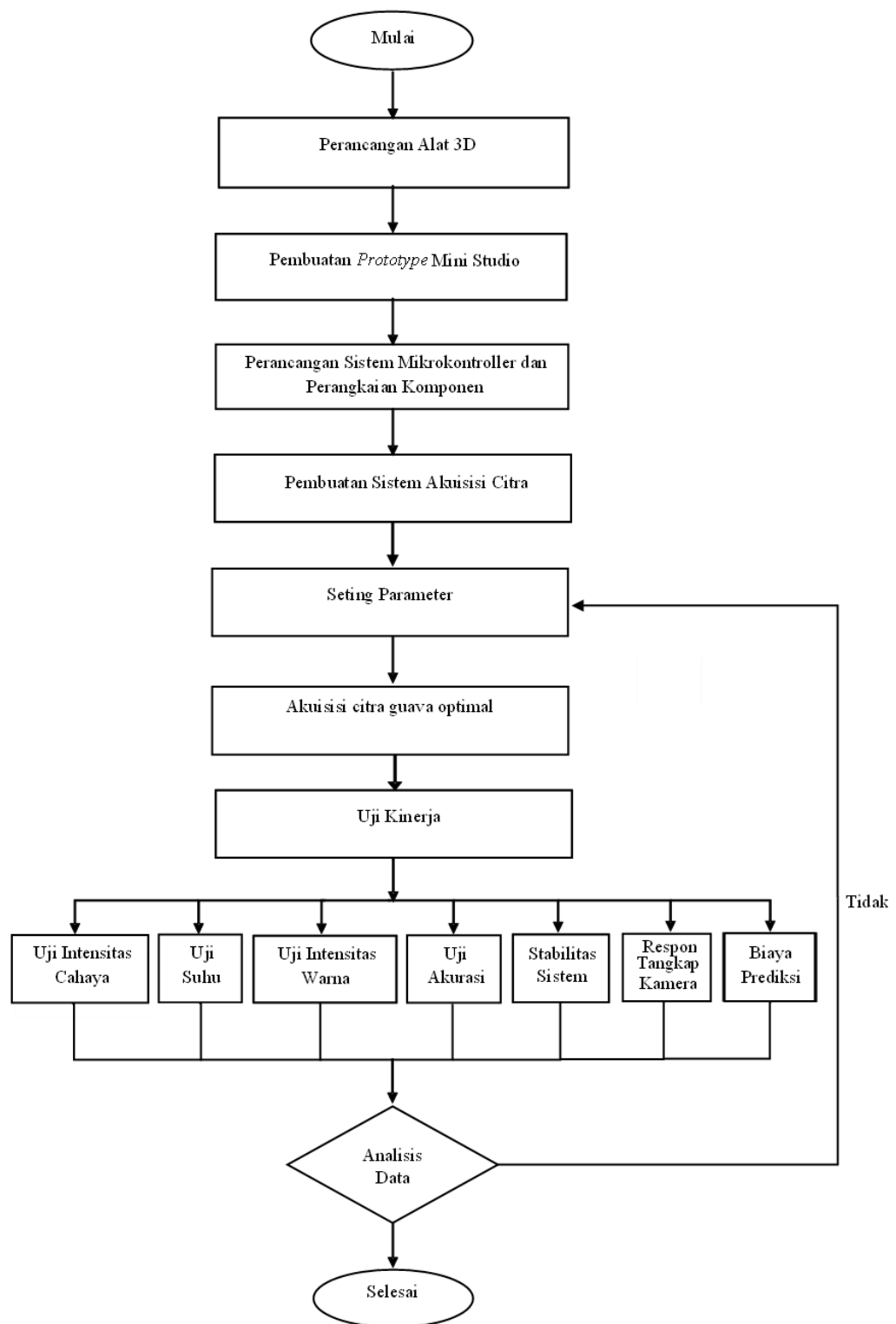
7. *Color card*, digunakan untuk standar referensi untuk membandingkan dan mengukur warna secara kuantitatif.
8. Papan kayu dengan ketebalan 1 cm, digunakan untuk pembuatan *box* mini studio set.
9. Mousefet digunakan pada rangkaian untuk mengendalikan beban besar (LED strip, dan display putar).
10. Resistor digunakan untuk penurun arus tegangan listrik.

### **3.2.2. Bahan**

Pada penelitian kali ini menggunakan *guava* dengan tingkat kematangan 70%, 75%, dan 80% sebagai objek pemotretan yang diperoleh dari di PT Great Giant Foods (GGF).

### **3.3. Prosedur Kerja**

Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini secara umum dapat dilihat pada diagram berikut:



Gambar 6. Diagram Alir Penelitian

### 3.4. Kriteria Desain

Perancangan mini studio set untuk akuisisi citra *guava* dilakukan dengan mempertimbangkan sejumlah kriteria penting agar alat yang dihasilkan mampu memenuhi kebutuhan penelitian dan menghasilkan citra berkualitas tinggi. Salah satu kriteria utama adalah konsistensi pencahayaan, di mana sistem harus mampu memberikan pencahayaan yang stabil dan merata di seluruh area pemotretan. Hal ini bertujuan untuk menghindari bayang an serta kondisi *overexposure* dan *underexposure* yang dapat mengganggu kualitas citra.

Kriteria berikutnya adalah keseragaman latar dan warna di dalam studio, yang biasanya menggunakan latar putih atau *black doff* agar tidak mengganggu warna objek yang diamati. Desain mini studio juga harus memperhatikan kemudahan akses terhadap objek dan kamera, dengan posisi kamera yang tetap dan presisi agar sudut akuisisi gambar konsisten pada setiap pengulangan. Selain itu, ukuran mini studio dirancang agar kompak dan portabel, namun tetap cukup luas untuk memuat objek *guava* dengan berbagai ukuran.

Seluruh sistem dalam mini studio, seperti kamera, pencahayaan, dan rotasi display, harus dapat dikendalikan secara otomatis melalui *mikrokontroler* (*Raspberry Pi*), sehingga dapat meminimalkan kesalahan manusia dan meningkatkan efisiensi kerja. Terakhir, rancangan mini studio juga harus menjamin kemampuan reproduksi ulang, yakni memastikan bahwa proses akuisisi citra dapat dilakukan secara berulang dengan kondisi yang sama untuk keperluan analisis dan validasi hasil klasifikasi dengan model CNN.

### 3.5. Perancangan

Tahap perancangan alat pada penelitian ini meliputi perancangan struktural pada tahap pelaksanaan seperti rancangan *box*, sistem pemotretan, skematik rangkaian alat, rancangan program, dan perakitan komponen elektronika ke *mikrokontroler*.

#### 3.5.1. Perancangan Struktural

Pada tahap ini, dilakukan perancangan struktural mini studio set yang bertujuan untuk menghasilkan sistem akuisisi citra *guava* yang stabil, presisi, dan konsisten.

Rancangan struktural mencakup pemilihan dan konfigurasi komponen-komponen fisik utama seperti motor DC, sistem pencahayaan, kamera, unit pengendali, dan konstruksi fisik dari kotak mini studio. Setiap elemen dirancang dan dipilih secara spesifik untuk mendukung proses akuisisi gambar yang optimal, serta meminimalkan pengaruh variabel luar seperti pencahayaan tidak merata dan gangguan lingkungan. Berikut ini adalah uraian komponen yang digunakan beserta spesifikasi dan fungsinya dalam sistem mini studio.

#### **3.5.1.1. Display Putar**

Display putar yang digunakan dalam mini studio ini memanfaatkan motor DC dengan kecepatan putar sekitar  $\pm 5$  rpm. Kecepatan ini dipilih agar objek dapat berputar secara perlahan dan stabil, memungkinkan kamera menangkap gambar dari berbagai sudut tanpa menyebabkan blur. Motor bekerja pada tegangan 5 hingga 12 volt DC dan memiliki torsi rendah hingga sedang, cukup untuk memutar objek berupa buah *guava* tanpa hambatan. Platform tempat objek diletakkan memiliki diameter 15 cm, cukup untuk menampung buah dengan berbagai ukuran tanpa mengganggu proses pemotretan.

#### **3.5.1.2. Pencahayaan LED RGB**

Sistem pencahayaan pada mini studio menggunakan LED RGB WS2812B 5V. LED ini memiliki sistem warna 24-bit, dengan masing-masing kanal warna merah, hijau, dan biru terdiri dari 8 bit, sehingga dapat menghasilkan gradasi warna yang sangat halus. LED ini bekerja dengan tegangan 5-volt dan dikendalikan melalui satu pin digital menggunakan komunikasi serial, sehingga sangat efisien dalam pemasangan dan pengaturan. Selain itu, LED ini juga mendukung frekuensi PWM hingga 400 Hz, memungkinkan kontrol intensitas cahaya yang presisi dan stabil sesuai kebutuhan pemotretan.

#### **3.5.1.3. Power Supply**

Seluruh sistem mendapatkan pasokan energi dari *power supply* jenis *switching* dengan spesifikasi *Output 5-volt DC*, arus maksimum 10 *ampere*, dan daya total

50 watt. *Power supply* ini dipilih karena kemampuannya dalam menyediakan arus yang cukup besar dan stabil, penting untuk mendukung kinerja komponen elektronik seperti LED, motor, dan *Raspberry Pi*. Dengan casing logam yang kuat dan sistem proteksi bawaan, *Power supply* ini juga dapat menerima *input* AC dari 100 hingga 240-volt pada frekuensi 50/60 Hz, menjadikannya fleksibel untuk berbagai kondisi sumber listrik.

#### 3.5.1.4. Kamera *Raspberry Pi V3 NOIR*

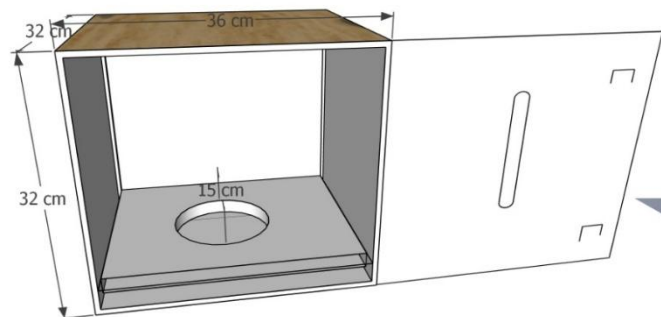
Akuisisi gambar dilakukan menggunakan kamera *Raspberry pi Camera Module V3 NOIR* yang memiliki resolusi 12 megapiksel. Kamera ini dilengkapi dengan sensor Sony IMX708 berukuran 1/2.43 inci dan menggunakan sistem *rolling shutter* untuk merekam gambar. Keunggulan kamera ini terletak pada fitur autofocus dan kemampuannya merekam video hingga resolusi 1080p pada 30 frame per detik. Karena tidak memiliki filter inframerah (NOIR), kamera ini sangat cocok untuk digunakan di dalam ruangan dengan pencahayaan buatan, karena mampu menangkap cahaya secara lebih maksimal, termasuk dalam kondisi minim cahaya.

#### 3.5.1.5. *Raspberry Pi 4*

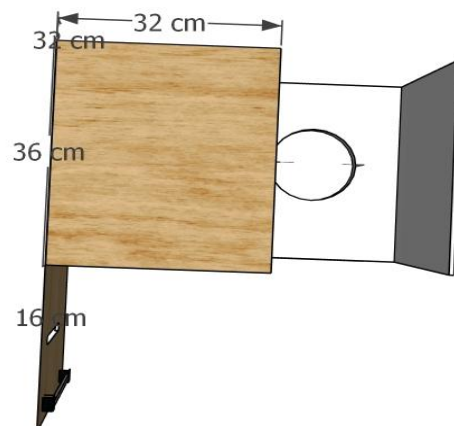
Seluruh sistem dikendalikan oleh *Raspberry Pi 4 Model B*, yang merupakan mini komputer berperforma tinggi. Unit ini dilengkapi dengan *prosesor quad-core Broadcom BCM2711 Cortex-A72* berkecepatan 1.5 GHz dan RAM sebesar 4 GB, cukup untuk menangani proses akuisisi gambar, kendali LED, dan pengolahan data secara bersamaan. *Raspberry pi* ini juga memiliki slot microSD untuk penyimpanan, dua port USB 3.0 dan dua port USB 2.0 untuk koneksi perangkat tambahan, serta dua *port micro-HDMI* yang mendukung *Output* video hingga resolusi 4K. Fitur tambahan seperti koneksi LAN Gigabit Ethernet, Wi-Fi 802.11ac, Bluetooth 5.0, dan GPIO 40-pin memberikan fleksibilitas dalam pengembangan sistem dan integrasi dengan komponen lainnya.

### 3.5.1.6. Struktur Fisik Mini Studio

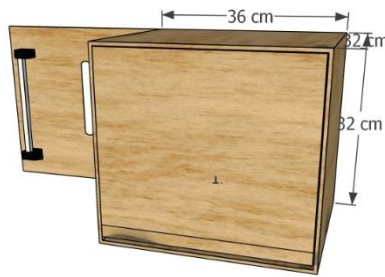
Struktur fisik dari mini studio dirancang menggunakan material papan kayu dengan ketebalan 1 cm setebal 9 mm yang cukup kuat namun tetap ringan. Dimensi keseluruhan kotak adalah panjang 36 cm, lebar 32 cm, dan tinggi 32 cm, memberikan ruang yang cukup untuk objek pemotretan seperti buah *guava*. Di bagian atas kotak terdapat lubang berdiameter 15 cm sebagai tempat display putar, sedangkan di bagian depan terdapat lubang berukuran 16 cm (tinggi) dan 2 cm (lebar) yang berfungsi sebagai jalur akuisisi gambar oleh kamera. Seluruh bagian dalam kotak dilapisi dengan cat putih doff untuk meminimalkan pantulan cahaya yang berlebihan serta menjaga distribusi cahaya agar tetap merata dan konsisten dalam setiap sesi akuisisi gambar. Kotak Studio mini dapat dilihat pada Gambar 7 hingga Gambar 10 berikut.



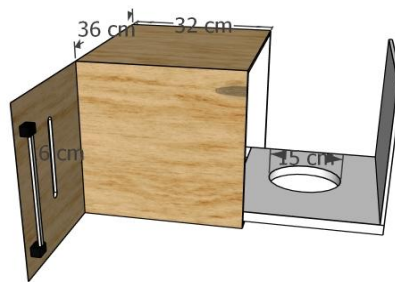
Gambar 7. Tampak Depan Kotak Mini Studio



Gambar 8. Tampak Atas Kotak Mini Studio



Gambar 9. Tampak Belakang Kotak Mini Studio



Gambar 10. Tampak Samping Kotak Mini Studio

Mekanisme prototipe pada sistem ini bekerja secara otomatis untuk akuisisi citra *guava* berdasarkan program yang telah dibuat. Proses pemotretan dilakukan setelah sistem memastikan bahwa kondisi pencahayaan dan suhu dalam mini studio sesuai dengan parameter yang telah ditentukan. Setelah kondisi ideal tercapai, sistem akan mengaktifkan display putar untuk memutar objek *guava*, sehingga citra dapat diambil dari berbagai sudut sesuai instruksi program. Kamera kemudian secara otomatis mengambil gambar pada tiap posisi sesuai urutan yang telah ditetapkan. Seluruh proses dikendalikan melalui satu rangkaian sistem terprogram untuk menjamin kualitas dan konsistensi citra yang dihasilkan.

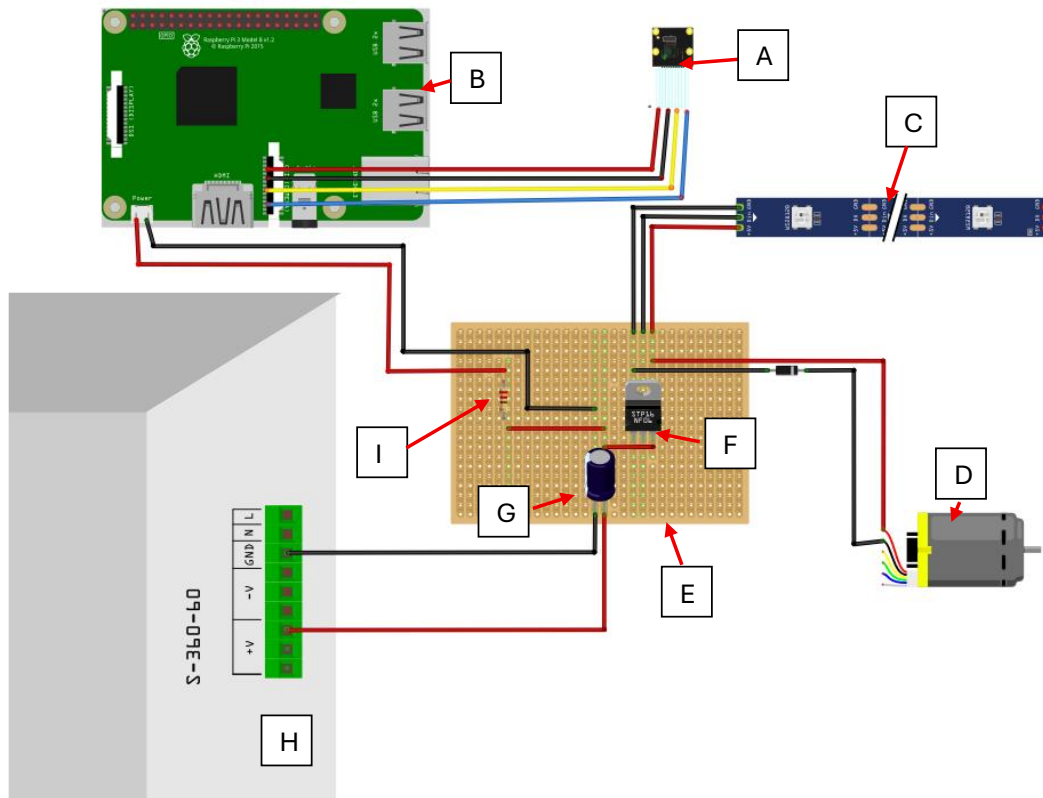
### 3.5.2. Perancangan Fungsional

Rancangan fungsional dilakukan dengan merakit berbagai komponen elektronika yang berperan penting dalam sistem kerja mini studio set. Display putar berfungsi untuk memutar objek *guava* secara perlahan agar kamera dapat menangkap gambar dari berbagai sudut tanpa perlu memindahkan buah secara manual. LED RGB WS2812B 5V berfungsi sebagai sumber pencahayaan utama di dalam

studio, dengan kemampuan menampilkan berbagai warna dan intensitas cahaya yang dapat disesuaikan secara digital untuk memastikan pencahayaan merata dan stabil. *Power supply* 5V 10A 50W digunakan untuk memberikan daya listrik yang cukup dan stabil kepada semua komponen elektronik, termasuk LED, motor, dan *Raspberry Pi*. *Raspberry Pi Camera Module V3 12 MP NOIR* berfungsi sebagai perangkat pengambil gambar dengan resolusi tinggi, yang mampu menangkap detail warna dan tekstur *guava* secara akurat, bahkan dalam kondisi cahaya rendah, karena modul ini tidak memiliki filter inframerah (NOIR). *Raspberry Pi* berfungsi sebagai pusat kendali seluruh sistem, mulai dari pengaturan pencahayaan LED, pemicu kamera, pengendalian motor display putar, hingga penyimpanan dan pengolahan citra secara otomatis. Sementara itu, kotak studio mini berfungsi sebagai ruang pemotretan yang tertutup dan terkontrol, mencegah gangguan cahaya dari luar, serta menyediakan latar belakang bersih dan seragam untuk menghasilkan gambar yang konsisten. Semua komponen ini disatukan dalam satu sistem yang terintegrasi dan otomatis, sehingga memungkinkan akuisisi citra buah *guava* secara efisien, stabil, dan presisi sesuai dengan kebutuhan penelitian atau klasifikasi.

### 3.5.3. Skematik Rangkaian

Diagram skematik memungkinkan pengguna untuk menggambarkan secara visual seluruh rangkaian sebelum membuatnya, atau untuk mengidentifikasi masalah pada perangkat elektronik yang tidak berfungsi. untuk mendukung hal tersebut peneliti membuat sebuah jalur skematik menggunakan software khusus pembuat diagram rangkaian salah satunya adalah fritzing. Diagram skematik rangkaian penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 11 berikut.



Gambar 11. Skematik Rangkaian Mini Studio Set

Keterangan:

A = *Raspberry pi camera module V3 12 MP NOIR*

B = *Raspberry pi*

C = *Led RGB WS2812B 5V*

D = *Motor DC*

E = *PCB*

F = *Mosfet*

G = *Kapasitor*

H = *Power supply 5V 10A 50W*

I = *Resistor*

### 3.6. Uji Kinerja Alat

Uji kinerja pada alat sistem pemotretan otomatis ini dilakukan dengan uji intensitas cahaya, uji suhu, uji intensitas warna, uji akurasi prediksi klasifikasi, uji stabilitas sistem, uji respon tangkapan kamera, uji respon sistem, biaya prediksi.

#### 3.6.1. Uji Intensitas Cahaya

Pengujian intensitas cahaya ini dilakukan dengan menggunakan 3 tingkat intensitas cahaya yang berbeda ditandai sebagai A1 (300 *lux*), A2 (450 *lux*), dan A3 (600 *lux*) untuk mengetahui tingkat intensitas cahaya yang menghasilkan kualitas foto terbaik. Setiap tingkat intensitas cahaya dilakukan sebanyak 5 ulangan (I hingga V), guna memperoleh hasil yang konsisten dan memungkinkan analisis terhadap pengaruh pencahayaan terhadap kualitas citra yang dihasilkan.

#### 3.6.2. Uji Suhu

Pengujian suhu dilakukan untuk mengetahui pengaruh temperatur di dalam *box* mini studio terhadap kualitas hasil pemotretan citra *guava*. Suhu merupakan salah satu faktor penting yang dapat memengaruhi karakteristik visual objek, seperti warna dan ketajaman citra yang dihasilkan. Dalam penelitian ini, dilakukan variasi suhu pada kondisi lingkungan di dalam mini studio untuk mengamati perubahan yang terjadi pada citra hasil tangkapan kamera. Objek uji berupa *color card* digunakan sebagai acuan standar untuk mengevaluasi perubahan nilai RGB yang mungkin terjadi akibat perbedaan temperatur. Setiap tingkat suhu diuji secara berulang dengan akuisisi citra yang konsisten, kemudian dilakukan analisis terhadap nilai warna yang terekam guna melihat stabilitas dan keakuratan pencahayaan pada berbagai kondisi suhu. Hasil pengujian ini diharapkan dapat memberikan informasi mengenai sejauh mana suhu dalam studio memengaruhi kualitas dan konsistensi data visual.

### 3.6.3. Uji Intensitas Warna

Pengujian intensitas warna dilakukan dengan cara mengambil gambar terhadap *color card* (kartu warna) dari berbagai sudut pandang untuk mengevaluasi sejauh mana sudut akuisisi gambar memengaruhi hasil warna pada citra. *Color card* digunakan sebagai referensi standar karena memiliki kombinasi warna yang telah diketahui dan terkalibrasi. Dalam proses ini, kamera diposisikan pada beberapa sudut tertentu, seperti  $0^\circ$ ,  $15^\circ$ ,  $30^\circ$ , dan  $45^\circ$ , kemudian dilakukan pemotretan secara berulang untuk setiap sudut. Proses pengukuran sudut dimulai dengan memberikan tanda pada sisi display putar sebagai referensi sudut  $0^\circ$ , kemudian sudut target diukur menggunakan aplikasi *angle meter* pada ponsel. Citra yang dihasilkan dari setiap sudut akan diekstraksi nilai RGB-nya dan dibandingkan untuk menilai tingkat perubahan warna yang terjadi. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui apakah sudut akuisisi gambar berpengaruh signifikan terhadap akurasi warna pada citra yang dihasilkan, sehingga dapat digunakan sebagai acuan dalam menentukan sudut optimal untuk proses akuisisi citra *guava* di mini studio.

### 3.6.4. Uji Akurasi

Pengujian akurasi ini dilakukan untuk mengevaluasi sejauh mana kamera pada sistem mini studio mampu menangkap nilai warna RGB dari objek secara presisi. Melalui proses akuisisi citra menggunakan kamera mini studio, kemudian dilakukan ekstraksi nilai RGB dari hasil gambar, dan dibandingkan langsung dengan nilai standar tersebut. Selisih atau deviasi yang terjadi menjadi indikator seberapa akurat sistem kamera dapat menangkap warna sesungguhnya dari objek uji. Semakin kecil deviasi nilai RGB terhadap referensinya, maka semakin tinggi pula tingkat akurasi sistem dalam merepresentasikan warna secara visual. pengujian ini dilakukan dengan memotret *color card* sebanyak 10 kali ulangan dengan kombinasi pencahayaan dan suhu terbaik dan diambil rata-rata untuk masing-masing warna acuan, yaitu *black*, *grey*, dan *white*, guna memperoleh data yang representatif dan menghindari kesalahan tunggal. Untuk memudahkan pengukuran ini, digunakan rumus berikut:

$$\text{Akurasi} = \left(1 - \frac{\text{Deviasi}}{255}\right) \times 100\% \dots\dots\dots (1)$$

Rumus tersebut digunakan untuk menghitung akurasi tiap kanal warna (R, G, B) secara individu, di mana deviasi adalah selisih mutlak antara nilai RGB yang ditangkap kamera dan nilai referensi standar. Hasilnya kemudian dikonversi ke dalam bentuk persentase. Dalam pengujian ini, digunakan *color card* sebagai objek referensi karena memiliki nilai warna yang telah terkalibrasi dan dikenal secara internasional sebagai standar valid untuk pengujian warna. Pengujian ini penting untuk memastikan bahwa sistem akuisisi citra bekerja secara optimal dan dapat diandalkan dalam proses klasifikasi berbasis warna, seperti dalam penilaian kematangan buah secara otomatis.

### 3.6.5. Uji Stabilitas Sistem

Pengujian stabilitas sistem dilakukan menggunakan kombinasi intensitas pencahayaan dan suhu terbaik yang telah diperoleh dari hasil pengujian sebelumnya. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa mini studio mampu menjaga kondisi internalnya secara konsisten selama proses pemotretan berlangsung. Stabilitas diukur berdasarkan intensitas pencahayaan (*lux*) di dalam kotak studio, karena kedua faktor ini sangat berpengaruh terhadap kualitas citra yang dihasilkan. Pada pengujian ini, sistem dijalankan selama 30 menit dengan konfigurasi intensitas dan pengaturan suhu yang telah terbukti menghasilkan citra terbaik, kemudian dilakukan analisis terhadap nilai fluktuasi intensitas cahaya dan suhu menggunakan deviasi standar. Hasil dari pengujian ini memberikan gambaran mengenai kemampuan sistem dalam mempertahankan kondisi ideal secara berkelanjutan, sehingga dapat mendukung proses akuisisi citra yang akurat dan konsisten.

### 3.6.6. Uji Respon Tangkapan Kamera

pengukuran kecepatan tangkapan, yaitu waktu yang dibutuhkan antar satu tangkapan kamera dengan tangkapan berikutnya. Pengujian ini penting untuk mengetahui seberapa cepat sistem pemrosesan citra atau sensor kamera mampu merekam dan memproses gambar secara berkelanjutan. Dalam pengujian ini,

kamera diaktifkan dan dibiarkan menangkap gambar dalam interval waktu tertentu, lalu diukur jeda waktu antara satu frame dengan frame berikutnya. Pengujian dilakukan sebanyak lima kali untuk memastikan konsistensi hasil, dan rata-rata dari waktu tangkapan tersebut dihitung sebagai indikator kecepatan sistem. Semakin kecil selang waktu antar tangkapan, maka semakin cepat dan responsif sistem dalam merekam perubahan visual secara *real-time*.

### 3.6.7. Uji Respon Sistem

Uji respon sistem merupakan tahapan penting untuk mengevaluasi kinerja suatu sistem sejak dinyalakan (alat hidup) hingga diperoleh Hingga alat mencapai keadaan tunak atau siap diberi perintah, tahapan ini dilakukan dengan cara mengaktifkan sistem dan memberikan *input* tertentu, baik berupa sinyal uji maupun parameter yang telah disimulasikan. Setelah sistem berjalan, diamati bagaimana respon yang diberikan terhadap *input* tersebut dalam berbagai kondisi. Untuk memastikan bahwa hasil pengujian dapat dipercaya dan konsisten, proses ini diulang sebanyak sepuluh kali. Pada setiap percobaan, dicatat waktu respon sistem, khususnya waktu yang dibutuhkan hingga alat benar-benar siap untuk menerima perintah. Seluruh data waktu yang diperoleh kemudian dihitung rata-ratanya untuk memberikan gambaran umum tentang kinerja sistem secara keseluruhan.

### 3.6.8. Biaya Prediksi

Pengujian terhadap biaya Prediksi dalam satu kali proses dilakukan untuk mengetahui seberapa efisien sistem dalam penggunaan energi. Perhitungan ini mengacu pada konsumsi daya dari komponen-komponen utama yang digunakan, seperti *Raspberry Pi*, kamera, LED pencahayaan, serta motor penggerak. Pengukuran dilakukan dengan bantuan alat *watt meter* untuk melihat jumlah energi yang dikonsumsi selama sistem beroperasi. Caranya adalah dengan mencatat daya saat alat hanya menyala tanpa melakukan pemotretan, lalu dibandingkan dengan daya saat sistem sedang aktif mengambil gambar. Selisih dari kedua kondisi tersebut merepresentasikan daya aktual yang digunakan untuk satu siklus kerja sistem. Nilai daya tersebut kemudian dikalikan dengan lama

waktu operasi dan dikonversi menjadi estimasi biaya listrik berdasarkan tarif listrik yang berlaku di Indonesia saat ini. Hasil dari penghitungan ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana efisiensi sistem dari sisi konsumsi energi, terutama apabila sistem digunakan secara berulang dalam penggunaan skala besar atau jangka panjang.

### 3.7. Rancangan Percobaan

Penelitian ini akan menggunakan rancangan acak lengkap faktorial (RALF) dan rancangan acak lengkap (RAL) pada uji yang dilakukan. Rancangan tersebut dapat dilihat pada Tabel 1, 2, 3, dan 4 berikut ini:

Tabel 2. Rancangan Acak Lengkap Faktorial (RAL) Uji Intensitas Cahaya Dalam *Box* Mini Studio Set

| ULANGAN | <i>LUX</i> |       |       |
|---------|------------|-------|-------|
|         | A1         | A2    | A3    |
| 1       | A1U1       | A2U1  | A3U1  |
| 2       | A1U2       | A2U2  | A3U2  |
| 3       | A1U3       | A2U3  | A3U3  |
| 4       | A1U4       | A2U4  | A3U4  |
| 5       | A1U5       | A2U5  | A3U5  |
| 6       | A1U6       | A2U6  | A3U6  |
| 7       | A1U7       | A2U7  | A3U7  |
| 8       | A1U8       | A2U8  | A3U8  |
| 9       | A1U9       | A2U9  | A3U9  |
| 10      | A1U10      | A2U10 | A3U10 |

Pada Tabel 2 menunjukkan rancangan percobaan uji intensitas cahaya dalam *box* mini studio set. Pada pengujian ini, digunakan tiga tingkatan intensitas cahaya yang ditandai sebagai A1 (300 *lux*), A2 (450 *lux*), dan A3 (600 *lux*). Masing-masing tingkat intensitas diperoleh dengan mengatur jumlah lampu LED RGB WS2812B yang aktif selama proses akuisisi gambar, yaitu sebanyak 22 lampu

untuk 300 *lux*, 42 lampu untuk 450 *lux*, dan 82 lampu untuk 600 *lux*. Pemilihan jumlah lampu ini dilakukan secara manual melalui sistem kontrol yang terhubung ke *Raspberry Pi*, sebelum akuisisi citra dilakukan. Pengukuran intensitas cahaya dilakukan menggunakan aplikasi *Lux Light Meter Photometer PRO* yang diinstal pada perangkat handphone. Handphone tersebut ditempatkan di dalam mini studio set dengan posisi berdiri dan kemiringan sekitar 110 derajat, agar sensor cahaya dapat menangkap intensitas secara akurat di arah objek akuisisi gambar. Untuk objek pemotretan pada saat dilakukan uji berupa *color card* digunakan sebagai kontrol sampel untuk evaluasi nilai warna RGB. Setiap perlakuan diulang sebanyak 10 kali (ulangan 1 hingga 10), dan dari setiap foto yang dihasilkan kemudian dilakukan ekstraksi nilai warna *red*, *green*, dan *blue* untuk dianalisis lebih lanjut. Rancangan ini menggunakan pendekatan RAL (Rancangan Acak Lengkap) yang memungkinkan analisis pengaruh faktor intensitas cahaya (*lux*) terhadap kualitas citra.

Tabel 3. Rancangan Acak Lengkap Faktorial (RAL) Uji Temperatur Suhu Dalam *Box* Mini Studio Set

| ULANGAN | SUHU  |       |       |
|---------|-------|-------|-------|
|         | B1    | B2    | B3    |
| 1       | B1U1  | B2U1  | B3U1  |
| 2       | B1U2  | B2U2  | B3U2  |
| 3       | B1U3  | B2U3  | B3U3  |
| 4       | B1U4  | B2U4  | B3U4  |
| 5       | B1U5  | B2U5  | B3U5  |
| 6       | B1U6  | B2U6  | B3U6  |
| 7       | B1U7  | B2U7  | B3U7  |
| 8       | B1U8  | B2U8  | B3U8  |
| 9       | B1U9  | B2U9  | B3U9  |
| 10      | B1U10 | B2U10 | B3U10 |

Pada Tabel 3 menunjukkan rancangan percobaan uji temperatur suhu dalam *box* mini studio set. Pada pengujian ini, dilakukan evaluasi terhadap pengaruh temperatur suhu di dalam *box* mini studio terhadap hasil pemotretan citra. Setiap perlakuan dikombinasikan dengan tingkat suhu yang berbeda, yang dinyatakan dalam kode: B1 (28 °C), B2 (29 °C), dan B3 (30 °C). Objek uji berupa *color card*

sebagai kontrol RGB sampel ditempatkan di dalam *box* mini studio, kemudian dilakukan proses pemotretan pada masing-masing tingkat suhu. Apabila sebelum akuisisi gambar suhu di dalam mini studio berada di bawah suhu yang ditentukan, maka seluruh lampu LED di dalam studio akan dihidupkan selama beberapa menit hingga suhu ruang meningkat dan mencapai target suhu sesuai perlakuan.

Sebaliknya, apabila suhu awal berada di atas suhu yang diinginkan, maka pintu *box* mini studio akan dibuka dan diarahkan kipas pendingin untuk mempercepat penurunan suhu hingga mencapai nilai yang ditetapkan. Pengukuran suhu didalam mini studio set menggunakan *temperature humidity* meter. Setiap kombinasi perlakuan diulang sebanyak 10 kali (ulangan 1 hingga 10). Dari setiap citra yang dihasilkan, dilakukan ekstraksi nilai warna RGB (*red, green, blue*) untuk dianalisis lebih lanjut. Rancangan percobaan ini menggunakan metode RAL (Rancangan Acak Lengkap) untuk menganalisis pengaruh variasi suhu di dalam mini studio terhadap kualitas hasil pemotretan.

Tabel 4. Rancangan Acak Lengkap Faktorial (RAL) Uji Keakurasian Warna Mini Studio Set

| ULANGAN | SUDUT |       |       |       |
|---------|-------|-------|-------|-------|
|         | S1    | S2    | S3    | S4    |
| 1       | S1U1  | S2U1  | S3U1  | S4U1  |
| 2       | S1U2  | S2U2  | S3U2  | S4U2  |
| 3       | S1U3  | S2U3  | S3U3  | S4U3  |
| 4       | S1U4  | S2U4  | S3U4  | S4U4  |
| 5       | S1U5  | S2U5  | S3U5  | S4U5  |
| 6       | S1U6  | S2U6  | S3U6  | S4U6  |
| 7       | S1U7  | S2U7  | S3U7  | S4U7  |
| 8       | S1U8  | S2U8  | S3U8  | S4U8  |
| 9       | S1U9  | S2U9  | S3U9  | S4U9  |
| 10      | S1U10 | S2U10 | S3U10 | S4U10 |

Pada Tabel 4 menunjukkan rancangan percobaan pengujian keakuratan warna, dilakukan akuisisi gambar terhadap *color card* (kartu warna) dari berbagai sudut pandang untuk mengevaluasi sejauh mana perubahan sudut memengaruhi hasil warna pada citra. Pengujian ini menggunakan 4 variasi sudut akuisisi gambar, yaitu:

- S1: Sudut 0°
- S2: Sudut 15°,
- S3: Sudut 30°,
- S4: Sudut 45°.

Setiap sudut digunakan untuk memotret colour card sebanyak 5 kali ulangan (ulangan I hingga V), sehingga setiap kombinasi menghasilkan data seperti, S1U1 hingga S1U5 untuk sudut 0°, S2U2 hingga S2U6 untuk sudut 15°, dan seterusnya hingga S4. Setelah proses pemotretan dilakukan, hasil gambar akan diekstrak nilai RGB (*red, green, blue*)-nya. Data RGB ini akan digunakan untuk menganalisis tingkat akurasi warna pada setiap sudut akuisisi gambar.

Rancangan percobaan ini disusun menggunakan pendekatan RAL (Rancangan Acak Lengkap) untuk melihat pengaruh variasi sudut pengambilan gambar terhadap keakuratan warna yang ditampilkan oleh sistem pencahayaan di mini studio set.

Tabel 5. Aplikasi Mini Studio untuk Klasifikasi Kematangan *Guava*

| Perlakuan I    |      | Ulangan |      |      |      |
|----------------|------|---------|------|------|------|
| kematangan (P) | I    | II      | III  | IV   | V    |
| P1             | P1U1 | P1U2    | P1U3 | P1U4 | P1U5 |
|                | P1U1 | P1U2    | P1U3 | P1U4 | P1U5 |
|                | P1U1 | P1U2    | P1U3 | P1U4 | P1U5 |
|                | P1U1 | P1U2    | P1U3 | P1U4 | P1U5 |
| P2             | P2U1 | P2U2    | P2U3 | P2U4 | P2U5 |
|                | P2U1 | P2U2    | P2U3 | P2U4 | P2U5 |
|                | P2U1 | P2U2    | P2U3 | P2U4 | P2U5 |
|                | P2U1 | P2U2    | P2U3 | P2U4 | P2U5 |
| P3             | P3U1 | P3U2    | P3U3 | P3U4 | P3U5 |
|                | P3U1 | P3U2    | P3U3 | P3U4 | P3U5 |
|                | P3U1 | P3U2    | P3U3 | P3U4 | P3U5 |
|                | P3U1 | P3U2    | P3U3 | P3U4 | P3U5 |

Pada Tabel 5 menampilkan rancangan percobaan pemotretan buah jambu kristal (*guava*) dengan lima kali ulangan untuk masing-masing perlakuan tingkat kematangan. Perlakuan yang diuji adalah tingkat kematangan buah saat panen (Perlakuan I), yang terdiri dari tiga kategori, yaitu P1 (70% matang), P2 (75% matang), dan P3 (80% matang). Setiap tingkat kematangan diuji sebanyak lima

kali ulangan, ditandai dengan kode U1 hingga U5. Sebagai contoh, kode P3U4 menunjukkan bahwa sampel yang digunakan memiliki tingkat kematangan 80% dan merupakan ulangan keempat. Buah-buah yang digunakan dalam percobaan ini diperoleh dari PT Great Giant Pineapple Plantation Group 3, Lampung Tengah.

### 3.8. Pengujian Model CNN dengan Dataset Citra Mini Studio

Evaluasi akurasi Prediksiklasifikasi tingkat kematangan *guava* dilakukan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) berdasarkan hasil pengolahan citra. Sebelum melakukan klasifikasi tingkat kematangan pada buah jambu kristal, untuk mendapatkan persentase nilai kematangan terlebih dahulu dilakukan pelatihan dataset pada sampel citra gambar buah jambu kristal untuk mengetahui tingkat keakurasian dataset yang dimiliki.

#### 1. Pelatihan CNN

Proses pelatihan dataset dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dataset sampel jambu kristal yang akan diuji selanjutnya. Dataset jambu kristal akan dibagi menjadi tiga yaitu data *Training*, validasi, dan *test*, tiap data terdapat tiga tingkat kematangan yaitu kematangan 70%, 75%, dan 80%. Data hasil pelatihan ini akan ditunjukkan di terminal pada *Python* yang akan menghasilkan nilai akurasi dataset. Pada metode CNN dilakukan pelatihan dengan membagi beberapa data yaitu *train*, validasi dan *test* dengan menggunakan *epoch* sebanyak 20 kali. Pembagian data *Training* dan *testing* adalah 70% : 15%: 15% sehingga terbagi dari 1584 data *Training* , 528 data *Validation* 528 data *testing*

#### 2. Pemodelan Arsitektur CNN (*Sequential*)

Arsitektur model CNN secara umum terdiri dari beberapa lapisan (*layer*) seperti *convolutional layer*, *pooling layer*, *dropout layer*, *Flatten layer* dan *Fully Connected layer*. Setelah pelatihan data dilanjutkan pemodelan menggunakan metode CNN, dalam penelitian ini menggunakan model *Sequential* yang merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* yang memungkinkan untuk membangun model secara berurutan, lapisan demi lapisan. Pengujian model CNN menggunakan arsitektur *Sequential*

merupakan langkah yang sangat penting dalam mengevaluasi performa dan akurasi model dalam mengklasifikasi gambar.

Dataset jambu kristal yang telah dilatih akan menjadi bahan keakuratan data yang akan digunakan pada proses pelatihan selanjutnya yaitu mendapatkan nilai kuantisasi tingkat kematangan jambu kristal yang akan diuji menggunakan sampel jambu kristal yang sesungguhnya. Pada metode CNN dataset yang telah dilatih sebelumnya melalui *transfer learning* akan digunakan untuk dataset jambu kristal *input* channel sebanyak dua yaitu hitam dan putih (citra biner). *Output* pada konvolusi pertama akan dijadikan *input* pada tahapan konvolusi kedua dan seterusnya, langkah langkah dari metode CNN adalah sebagai berikut:

1. *Input layer*

Citra *guava* yang digunakan memiliki dimensi  $128 \times 128 \times 3$ , artinya terdiri dari tiga kanal warna (RGB). Gambar ini akan menjadi *input* awal ke dalam jaringan CNN dan akan di-*rescale* menjadi rentang nilai antara 0 dan 1 untuk memudahkan proses pelatihan.

2. *Convolutional layer*

Tahap awal setelah citra diinput adalah proses konvolusi. Pada tahap ini digunakan lapisan Conv2D pertama dengan 32 filter, kernel berukuran  $3 \times 3$ , *padding default* (valid), dan fungsi aktivasi ReLU. Kemudian dilanjutkan dengan lapisan Conv2D kedua yang memiliki 64 filter, juga dengan kernel  $3 \times 3$  dan fungsi aktivasi ReLU. Proses ini bertujuan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting seperti tepi, pola, dan tekstur dari citra.

3. Fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU)

Fungsi aktivasi ReLU digunakan setelah setiap proses konvolusi untuk memperkenalkan *non-linearitas* ke dalam model. Fungsi ini hanya akan mengeluarkan nilai nol untuk *input* negatif dan mempertahankan nilai asli untuk *input* positif. Hal ini membantu mengatasi masalah vanishing gradient serta mempercepat proses konvergensi saat pelatihan.

4. *Pooling layer*

Setelah setiap lapisan konvolusi, dilakukan proses *MaxPooling* untuk mereduksi ukuran fitur dan mempercepat proses komputasi. Digunakan *pooling size*  $2 \times 2$  dan *strides* 2 (*default*), sehingga hanya fitur yang paling menonjol yang dipertahankan dari setiap area. *Pooling* membantu membuat model lebih tahan terhadap pergeseran kecil (*invarian translasi*).

5. *Flatten layer*

Lapisan ini digunakan untuk mengubah data dari bentuk 2D (hasil dari *konvolusi* dan *pooling*) menjadi vektor 1D agar dapat diproses oleh lapisan *Dense* (*fully connected*). Vektor ini akan menjadi representasi fitur yang telah dipelajari dari citra *input*.

6. *Fully Connected (Dense) Layer*

Lapisan *Dense* pertama terdiri dari 128 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU. Lapisan ini menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya dan bertanggung jawab untuk menggabungkan fitur-fitur yang telah diekstraksi menjadi representasi untuk klasifikasi.

Untuk menggambarkan kinerja model klasifikasi, digunakan *confusion matrix* dalam bentuk tabel. Tabel ini terdiri dari baris dan kolom sebanyak jumlah kelas yang tersedia, serta memberikan informasi mengenai empat jenis hasil prediksi: *false positive* (FP), yaitu data negatif yang diprediksi sebagai positif; *false negative* (FN), yaitu data positif yang diprediksi sebagai negatif; *True Positive* (TP), yaitu data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar; dan *true negative* (TN), yaitu data negatif yang juga diklasifikasikan dengan benar.

Adapun perhitungan akurasi serta metrik evaluasi lainnya berdasarkan *confusion matrix* dijelaskan sebagai berikut: merupakan data negatif yang terbaca sebagai data benar. Perhitungan dari akurasi dan *confusion matrix* adalah sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots(2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(4)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + Recall} \dots\dots\dots (5)$$

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan, pengujian, dan analisis yang telah dilakukan selama penelitian, maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Mini studio otomatis berhasil dirancang dan dibangun dengan sistem yang mampu mengontrol pencahayaan, suhu, dan sudut akuisisi gambar secara presisi dan terintegrasi. Mini studio menggunakan *Raspberry pi 4* sebagai pusat kendali, dilengkapi kamera 12 MP NOIR, LED RGB, dan display putar otomatis. Desain ini menghasilkan ruang pemotretan yang stabil dan terstandarisasi untuk akuisisi citra buah *guava* secara otomatis tanpa intervensi manual.
2. Kinerja sistem dinyatakan baik berdasarkan hasil uji teknis terhadap pencahayaan, suhu, intensitas warna, akurasi tangkapan, dan stabilitas sistem. Hasil uji menunjukkan bahwa kondisi intensitas cahaya 450 *lux* dan suhu 30°C memberikan hasil citra paling akurat. Akurasi warna RGB terhadap *color card* mencapai rata-rata 96,5%. Sistem juga menunjukkan kestabilan dalam operasional jangka waktu tertentu dan respons cepat dalam akuisisi gambar. Selain itu, berdasarkan hasil perhitungan biaya operasional, sistem ini terbukti hemat energi, dengan estimasi biaya listrik sebesar Rp 0,00241 per sekali akuisisi gambar. Nilai ini menunjukkan efisiensi daya yang tinggi dan menjadikan mini studio ini layak digunakan untuk kegiatan akuisisi citra secara berulang dalam skala kecil hingga menengah

3. Model klasifikasi kematangan buah *guava* berbasis CNN yang dibangun menggunakan citra dari mini studio menunjukkan performa yang tinggi dan akurat. Model CNN mampu mengenali tingkat kematangan dengan akurasi 99,62%. Citra yang dihasilkan mini studio terbukti layak dijadikan dataset untuk pengolahan citra digital berbasis *deep learning*, khususnya klasifikasi buah secara *non-destruktif*.

## **5.2. Saran**

Tambahkan kontrol kelembapan dan kipas sirkulasi agar suhu 30 °C dapat dipertahankan otomatis.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adhim, D. N. (2018). Pengembangan Aplikasi Deteksi Kematangan Buah Jambu Biji Menggunakan Metode Ekstraksi Tekstur Statistik. 2(1).
- Arum, R. P., Prasetiadi, A., & Ramdani, C. (2021). Klasifikasi Rasa Berdasarkan Citra Buah Menggunakan Algoritma *Convolutional* Neural Network Dengan Teknik Identitas Ganda. *IJIS - Indonesian Journal On Information System*, 6(1), 79. <https://doi.org/10.36549/ijis.v6i1.132>
- Bambang, C. (2010). Sukses Budidaya Jambu Biji di Pekarangan dan Perkebunan. Lily Publisher : Andi. Yogyakarta.
- Bangun, P., & Sihombing, M. (2021). Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Buah Jeruk Dengan Menggunakan Metode *Backpropagation* Berdasarkan Nilai Hsv. 5(1).
- BPS. (2024). Produksi Tanaman Buah-buahan, 2021-2023. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjIjMg%3D%3D/produksi-tanaman-buah-buahan.html>
- Dani, A. R., & Handayani, I. (2024). Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta Menggunakan Metode GLCM dan CNN. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 10(2), 142–156. <https://doi.org/10.54914/jtt.v10i2.1451>
- Dijaya, R. (2023). Buku Ajar Pengolahan Citra Digital. Umsida Press. <https://doi.org/10.21070/2023/978-623-464-075-5>
- Dunggio, F. Y., Mustofa, Y. A., & Bode, A. (2019). Penerapan Metode *Local Binary Pattern* Untuk Pengenalan Jenis Daun Tanaman Obat Tradisional Menggunakan *Algoritma K-Nearest Neighbor*.

- Fadhilah, A., Susanti, S., & Gultom, T. (2018). Batu Village Deli Serdang, North Sumatera.
- Firdaus, M. (2022). Pengenalan Wajah dengan *Algoritma Local Binary Pattern Histogram* Menggunakan Python. 6.
- Fitriyah, Z., & Cherie, D. (2025). *Identification of Guava Fruit Shape (Psidium guajava L.) with Android-Based Digital Image processing*. 14(4).
- Ghandi, & Ma'ruf et al. (2024). Penerapan Metode *Convolutional Neural Network* (Cnn) Dalam Aplikasi Pendeteksi Penyakit Daun Tanaman Kentang Berbasis Android. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 8701–8708. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10769>
- Harun, R. (2021). Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Biji Menggunakan Fitur Ekstraksi GLCM dengan Metode KNN.
- Herdian Andika, T. (2019). Implementasi *Algoritma K-Means* Dalam Mengidentifikasi Kematangan Buah Jambu Madu. *Aisyah Journal Of Informatics and Electrical Engineering (A.J.I.E.E)*, 1(1), 1–10. <https://doi.org/10.30604/jti.v1i1.3>
- Herdiat, I., Dwiratna, S., & Kendarto, D. R. (2018). Evaluasi Kesesuaian Lahan Tanaman Jambu Kristal Sebagai Upaya Perluasan Lahan Di Kabupaten Sumedang Menggunakan Teknik Analisis *Geospasial*.
- Hidayat, F. I., Harahap, L. A., & Panggabean, S. (2016). *(Identification of Guava Maturity with Artificial Neural Network Backpropagation Method)*.
- Ibnu Daqiqil, I. (2021). *Machine Learning: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python*. (Vol. 1). Unri Press.
- Imantiyar, R. (2021). Program Studi Informatika – Program Sarjana Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
- Irwanto, R. (2024). *Peningkatan Keterampilan Vokasional Fotografi Melalui Metode Drill Pada Anak Tunarungu Di Slb Jenetallasa Gowa*.

- Kartowisatro, I. H. (2014). Pengaruh Pencahayaan terhadap Kinerja Segmentasi. *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, 5(1), 466. <https://doi.org/10.21512/comtech.v5i1.2640>
- M Riziq Sirfatullah Alfarizi et al. (2023). Penggunaan *Python* Sebagai Bahasa Pemrograman untuk *Machine learning* dan *Deep Learning*. 2.
- Muhammad, D. I., Ermatita, E., & Falih, N. (2021). Penggunaan *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk Mengklasifikasi Citra Belimbing Berdasarkan Fitur Warna. *Informatik : Jurnal Ilmu Komputer*, 17(1), 9. <https://doi.org/10.52958/iftk.v17i1.2132>
- Novita, D. D., & Sugianti, C. (2015). Buah Jambu Biji Merah (*Psidium guajava* L.). 3.
- Nugraha, R. A., Hidayat, E. W., Kurniati, N. I., & Shofa, R. N. (2023). Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan *Algoritma Principal Component Analysis* dan *K-Nearest Neighbor*.
- Prabowo, H. (2017). Deteksi Kondisi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Kemiripan Warna Pada Ruang Warna RGB Berbasis Android.
- Putra, R. P., Jumadi, J., & Lianda, D. (2024). Pengolahan Citra Digital Untuk Mengidentifikasi Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Warna RGB Dan HSV Dengan Menggunakan *Metode Self Organizing Map* (SOM).
- Putro, A. D., & Hermawan, A. (2021). Pengaruh Cahaya dan Kualitas Citra dalam Klasifikasi Kematangan Pisang Cavendish Berdasarkan Ciri Warna Menggunakan Artificial Neural Network. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 21(1), 215–228. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.1396>
- Rahman, S. (2023). *Phyton: Dasar Dan Pemrograman Berorientasi Objek*. Tahta Media Group.
- Retnoningrum, D., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2019). Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan Dengan Metode *Local Binary Pattern* (LBP).
- Romzi, M., & Kurniawan, B. (2020). Implementasi Pemrograman *Python* Menggunakan *Visual Studio Code*.
- Salimah, D. M., Lindriati, T., & Purnomo, B. H. (2015). Sifat Fisik Dan Kimia Puree Jambu Biji Merah (*Psidium guajava* L.) Dengan Penambahan Gum Arab Dan Gum Xanthan. *Jurnal Agroteknologi*, 9(2), 145–155.
- Shadiq, H. M. (2014). Perancangan Kamera Pemantau *Nirkabel* Menggunakan *Raspberry pi Model B*. 3.

- Sihombing, G. L. A. (2025). Metode Jaringan *Neural Konvolusi (CNN)* Untuk Pemrosesan Gambar.
- Suhendar, S., Purnama, A., & Fauzi, E. (2023). Deteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Ubi Jalar Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 14(3), 62–67. <https://doi.org/10.36982/jiig.v14i3.3478>
- Susilo, J. (2019). Sukses Bertanam Jambu Biji dan Jambu Air: Di Pekarangan Rumah dan Kebun. Pustaka Baru Press.
- Syahrudin, A. N., & Kurniawan, T. (2018). *Input dan Output Pada Bahasa Pemrograman Python*.
- Wahyu Dharsito. (2016). Dasar Fotografi Digital 3: Menguasai *Exposure* (1st ed.). Elex Media Komputindo.
- Widodo, S. E., Putri, R. A., & Waluyo, S. (2021). Deteksi Tingkat Kematangan Buah Jambu Biji (*Psidium Guajava* L.) Kristal Secara Tak Merusak Dengan Metode *Thermal Image*.
- Wiranda, N., Purba, H. S., & Sukmawati, R. A. (2020). Survei Penggunaan *Tensorflow* pada *Machine learning* untuk Identifikasi Ikan Kawasan Lahan Basah. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 10(2), 179. <https://doi.org/10.22146/ijeis.58315>
- Yanto, B., Fimawahib, L., Supriyanto, A., Hayadi, B. H., & Pratama, R. R. (2021). Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning *Convolutional Neural Network*. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 6(2), 259. <https://doi.org/10.35314/isi.v6i2.2104>
- Zhou, S., Zhu, H., Ma, Q., & Ma, S. (2020). *Heat Transfer and Temperature Characteristics of a Working Digital Camera*. *Sensors*, 20(9), 2561. <https://doi.org/10.3390/s20092561>
- Zizwan Putra, A., Harahap, M., Husein, A., & Simarmata, A. (2024). Klasifikasi Buah *Guava* Menggunakan *Computer Vision*. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 3(2), 102–107. <https://doi.org/10.47709/dsi.v3i2.4006>