

**KESESUAIAN UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL
BERDASARKAN CITRA *VISIBLE* MENGGUNAKAN METODE
*CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK***

(Skripsi)

**Oleh
RENI FITRIANI PUSPITA
2114071054**



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

**KESESUAIAN UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL
BERDASARKAN CITRA *VISIBLE* MENGGUNAKAN METODE
*CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK***

Oleh

RENI FITRIANI PUSPITA

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

KESESUAIAN UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL BERDASARKAN CITRA *VISIBLE* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Oleh

RENI FITRIANI PUSPITA

Jambu kristal merupakan salah satu varietas jambu biji (*Psidium guajava* L.) yang berkembang pesat di berbagai wilayah Indonesia, seperti Bengkulu, Jawa Barat, Daerah Istimewa Yogyakarta, Papua, Jawa Tengah, Lampung, dan Papua Barat, dengan bentuk buah bulat hingga lonjong yang kadang tidak simetris serta memiliki biji kurang dari 3%. Buah jambu kristal memiliki kulit bergelombang, berwarna hijau muda, serta bobot yang berkisar antara 100–500 gram. Daging jambu kristal memiliki warna putih dengan tekstur renyah menyerupai buah pir (Ramadhan, 2022), sehingga banyak petani mulai melirik peluang bisnis dalam budidaya jambu kristal ini. Dalam penentuan kematangan buah jambu kristal dapat dilihat dari parameter ciri warna. Selama ini, proses klasifikasi mutu jambu biji dilakukan secara manual dengan melakukan pengamatan langsung terhadap permukaan luar buah. Namun, metode manual ini sering kali menghasilkan klasifikasi yang kurang akurat dan tidak konsisten, terutama karena adanya kemungkinan kesalahan dari manusia. Oleh karena itu, diperlukan sebuah aplikasi untuk mempermudah kesesuaian umur panen.

Pada penelitian ini, proses kesesuaian umur panen buah jambu kristal menggunakan metode CNN berdasarkan Citra *Visible*. Pengujian dilakukan pada 8.313 data latih, 2.376 data validasi dan 1191

data uji. Hasil akurasi yang diperoleh dari data pelatihan sebesar 74,83%, data validasi sebesar 83,29%, dan data pengujian menghasilkan akurasi 82,79%. Berdasarkan capaian tersebut, dapat disimpulkan bahwa Citra *Visible* yang dianalisis menggunakan metode Convolutional Neural Network mampu menyesuaikan klasifikasi umur panen buah jambu kristal berdasarkan perbedaan warna.

Kata Kunci : Citra *Visible*, *Convolutional Neural Network*, RGB, Umur panen, Jambu Kristal.

ABSTRACT

HARVEST MATURITY of CRYSTAL GUAVA BASED on *VISIBLE* IMAGES USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD

By

RENI FITRIANI PUSPITA

Psidium guajava L. is one of the guava varieties that has rapidly developed in various regions of Indonesia, such as Bengkulu, West Java, the Special Region of Yogyakarta, Papua, Central Java, Lampung, and West Papua, with fruit that is round to oval in shape, sometimes asymmetrical, and contains less than 3% seeds. The fruit has a wavy skin, light green color, and weight ranging from 100–500 grams. Its flesh is white with a crisp texture similar to a pear (Ramadhan, 2022), making it increasingly attractive for farmers as a promising agribusiness commodity. The maturity of *psidium guajava* l. can be determined based on color parameters. The classification of guava quality has generally been carried out manually through direct observation of the fruit surface. This manual method often leads to inaccurate and inconsistent results, mainly due to human error. A practical application is therefore required to improve the determination of harvest maturity. In this research, the determination of harvest maturity in *psidium guajava* l. was conducted using the CNN method based on visible imagery. The

experiment was performed on 8,313 training data, 2,376 validation data, and 1,191 testing data. The accuracy obtained was 74.83% for training data, 83.29% for validation data, and 82.79% for testing data. These findings indicate that visible imagery analyzed using the Convolutional Neural Network method is capable of classifying the harvest maturity of *psidium guajava* l. based on color differences.

Keywords: *Visible* Light Images, Convolutional Neural Network, RGB, Harvesting Age, Crystal Guava.

Judul Skripsi

KESESUAIAN UMUR PANEN BUAH
JAMBU KRISTAL BERDASARKAN CITRA
VISIBLE MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Nama Mahasiswa

Reni Fitriani Puspita

Nomor Pokok Mahasiswa

2114071054

Program Studi

Teknik Pertanian

Fakultas

Pertanian

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Febryan Kusuma Wisnu
S.T.P., M.Sc.
NIP. 199002262019031012

Ir. Sri Waluyo
S.T.P., M.Si. Ph.D., IPU
NIP. 197203111997031002

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

Ir. Sri Waluyo, S.T.P., M.Si. Ph.D., IPU

Penguji

Bukan Pembimbing

Prof. Dr. Ir. Sugeng Triyono, M.Sc.

2. Dekan Fakultas Pertanian

Dr. Ir. Kuswanta Putas Hidayat, M.P.

NIP. 196411181989021002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 2 September 2025

PERNYATAAN HASIL KARYA TULIS

Saya Reni Fitriani Puspita dengan Nomor Pokok Mahasiswa (NPM) 2014071054. Menyatakan dengan ini bahwa 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). Ir. Sri Waluyo, S.TP., M.Si. Ph.D., IPU** 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.

Demikian pernyataan ini saya buat agar dapat dipertanggungjawabkan. Apabila dikemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini, maka saya siap mempertanggungjawabkan.

Bandar Lampung, 8 Agustus 2025
yang membuat pernyataan,




Reni Fitriani Puspita
2114071054

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di kampung Bawang Sakti Jaya, Kecamatan Banjar Baru, Kabupaten Tulang Bawang, pada hari Selasa, 10 Desember 2002. Penulis merupakan anak ketiga dari tiga bersaudara, putri dari Bapak Masyakur dan Ibu Warsini, adik dari Septi Nurul Aini dan Sekar Dewi Pertiwi.

Penulis memulai pendidikan Sekolah Dasar di SDN 01 Bawang Sakti Jaya lulus pada tahun 2015. Sekolah Menengah Pertama di SMPN 02 Banjar Baru, lulus pada tahun 2018. Sekolah Menengah Atas di MAN 01 Metro, lulus pada tahun 2021. Pada tahun yang sama penulis diterima sebagai mahasiswi di Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN.

Selama menjadi mahasiswa, penulis memiliki beberapa pengalaman di antaranya, diamanahkan sebagai Anggota Bidang Dana dan Usaha (DANUS) Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP) Universitas Lampung Periode 2023. Di bidang akademis penulis juga aktif sebagai Asisten Dosen Mata Kuliah Fisika Dasar Semester Genap TA 2023/2024 dan Asisten Dosen Mata Kuliah Mekanika Mesin Semester Ganjil TA 2024/2025. Penulis melakukan Kuliah Kerja Nyata (KKN) selama 40 hari pada bulan Januari-Februari 2024 di Kampung Bandar Sari, Kecamatan Way Tuba, Kabupaten Way Kanan, Provinsi Lampung, dimana diamanahkan menjadi Sekretaris. Penulis melaksanakan Praktik Umum (PU) pada bulan Juli-Agustus 2024 di PT. Madukismo, Bantul, Jogjakarta dengan judul “Metode Pengolahan Limbah untuk Mengurangi Beban Pencemar Air Limbah Industri PG. Madukismo” selama 40 hari.

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil'aalamin

Puji syukur senantiasa saya hanturkan kepada Allah SWT., yang telah memberikan segala nikmat-Nya sehingga saya dapat mempersembahkan hasil karya ini sebagai bentuk rasa syukur, cinta kasih, kepada :

Kepada kedua orang tuaku tercinta Bapak Masyakur dan Ibu Warsini yang selalu mendukung dan mengupayakan di segala hal dengan doa-doa yang dipanjatkan kepada-Nya. Serta Kakak-kakakku tersayang yang selalu memberikan semangat kepadaku.

SANWACANA

Puji dan syukur penulis haturkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala anugerah dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “ KESESUAIAN UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL BERDASARKAN CITRA *VISIBLE* MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* ” sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Sarjana Teknik di Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

Penulis mendapatkan banyak masukan, saran, bimbingan, dorongan, dan bantuan dari berbagai pihak dalam menyelesaikan skripsi ini. Oleh karenanya dengan segala kerendahan hati penulis menyampaikan dan mengucapkan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Ibu Prof. Dr. Lusmeilia Afriani, D.E.A.,I.P.M., ASEAN Eng. selaku Rektor Universitas Lampung;
2. Bapak Dr. Ir. Kuswanta Futas Hidayat, M.P., selaku Dekan Fakultas Pertanian Universitas Lampung;
3. Bapak Prof. Dr. Ir. Warji, S.TP., 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 sekaligus Pembimbing Pertama yang telah memberikan bimbingan, saran, masukan, serta motivasi;
5. Bapak Sri Waluyo, S.TP., M.Si. Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah membimbing, memberikan saran, arahan dan dorongan selama masa penyelesaian skripsi;
6. Bapak Prof. Dr. Ir. Sugeng Triyono, M.Sc. selaku Dosen Penguji yang telah

- memberikan saran dan kritik untuk perbaikan dalam menyelesaikan skripsi ini;
7. Seluruh Dosen dan Karyawan Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung atas segala ilmu, pengalaman serta bantuan yang telah diberikan baik dalam perkuliahan atau yang hal lainnya;
 8. Kedua Orang Tuaku, Bapak Masyakur dan Ibu Warsini yang selalu memberikan kasih sayang, semangat, dan nasihat selama melaksanakan kuliah dan selama menyelesaikan skripsi ini, serta doa yang tidak pernah putus untuk keberhasilan penulis;
 9. Kakak-kakakku Septi Nurul Aini dan Sekar Dewi Pertiwi terimakasih telah memberikan kasih sayang hangat selama ini kepada penulis;
 10. Saudariku Puput Fitriani sebagai seorang yang mendukung untuk penulis dalam menyelesaikan perkuliahan dan skripsi ini;
 11. Teman seperjuanganku Amanda Amelia Putri, Nurvita Anggraini, Pingkan Najua Demato dan Rara Maharani Bintang Lampung yang membersamai penulis sejak masuk di Jurusan Teknik Pertanian sampai menyelesaikan skripsi ini;
 12. Sahabat seperjuangan penulis Kabegjan Legawa Tritunggal yang telah memberikan, dukungan, doa, saran, masukan, semangat serta motivasi kepada penulis;
 13. Rekan-rekan sesama bimbingan, Bobby Bagus Sampurno dan Trya Rohani yang telah membersamai dan saling menyemangati dalam proses penyusunan skripsi.
 14. Keluarga Besar Teknik Pertanian 2021 yang telah membersamai dari awal sampai akhir perkuliahan;

15. Serta penulis ucapkan terima kasih kepada semua pihak yang terlibat dalam proses penulisan skripsi ini namun tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan dan penyusunan skripsi tidaklah sempurna. Oleh karenanya penulis mengharapkan kritik dan saran yang bersifat membangun pada skripsi ini. Akhir kata penulis mengucapkan banyak terima kasih, semoga dengan adanya karya ini dapat digunakan dan bermanfaat sebagaimana mestinya.

Bandar Lampung, 8 Agustus 2025
Penulis,

Reni Fitriani Puspita
2114071054

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
MODUL PROGRAM	xix
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	5
1.3. Tujuan Penelitian.....	5
1.4. Batasan Masalah	5
1.5. Hipotesis Penelitian	6
1.6. Manfaat Penelitian.....	6
II. TINJAUAN PUSTAKA	8
2.1. Jambu Kristal.....	8
2.2. Standar Mutu Jambu Kristal per <i>Grade</i> Mutu	10
2.3. Produksi Jambu Kristal.....	10
2.4. Tingkat Kematangan pada Buah Jambu Kristal	11
2.5. Klasifikasi Tingkat Kematangan	12
2.6. Citra dan Pengolahan Citra.....	13
2.7. CNN.....	Error!
Bookmark not defined.	16
2.8. <i>Raspberry pi</i>	26
2.9. <i>Phyton</i>	27
2.10. Intensitas Cahaya pada Citra Visual Buah	29
2.11. Pengaruh Pemberian Konsentrasi CaCl_2	33
III. METODOLOGI PENELITIAN.....	35
3.1. Waktu dan Tempat.....	35
3.2. Alat dan Bahan.....	35
3.3. Tahapan Penelitian.....	37
3.4. Rancangan Penelitian.....	43
3.5. Teknik Pengolahan Citra Digital	44

3.6.	CNN	44
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	50
4.1.	Proses Akuisisi Citra Jambu Kristal	50
4.2.	Hubungan Antara Tingkat Kematangan dengan Rerata <i>RGB</i>	51
4.3.	Pengumpulan Data.....	77
4.4.	<i>Preprocessing</i>	778
4.5.	<i>Data Mining</i>	778
4.6.	<i>Evaluation</i>	778
4.7.	Proses Ekstraksi Nilai Intensitas Warna RGB pada Citra Buah Jambu Kristal.....	79
4.8.	Implementasi dan Analisis Model <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) untuk Klasifikasi Umur Panen Jambu Kristal	83
V.	KESIMPULAN DAN SARAN.....	106
5.1.	Kesimpulan.....	106
5.2.	Saran	107
	DAFTAR PUSTAKA	108
	LAMPIRAN.....	116

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Jambu Kristal.....	9
Gambar 2. <i>Color Image</i>	144
Gambar 3. Ilustrasi Perhitungan Lapisan Konvolusi	18
Gambar 4. <i>Convolutional Layer</i>	20
Gambar 5. <i>Pooling Layer</i>	21
Gambar 6. <i>fully connected layer</i>	22
Gambar 7. <i>Flatten</i>	23
Gambar 8. <i>Dropout</i>	24
Gambar 9. <i>Raspberry Pi</i>	27
Gambar 10. Program <i>Python</i>	29
Gambar 11. Diagram Alir Penelitian	37
Gambar 12. Diagram Alir Pengolahan Citra RGB.....	39
Gambar 13. Diagram Alir Proses Pelatihan CNN untuk Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Kristal Berdasarkan Umur Panen 7, 8 dan 9 Minggu.....	40
Gambar 14. Proses Pengambilan Data Sampel.....	42
Gambar 15. a). Alat Kotak Studio Mini b). Hasil <i>Masking</i> RGB.....	51
Gambar 16. Hasil <i>Resize</i> Citra.....	78
Gambar 17. Validasi Visual Hasil <i>Segmentasi</i>	81
Gambar 18. Tampilan <i>Output</i> Terminal <i>Pycharm</i>	82
Gambar 19. Proses <i>Running Convolution Neural Network</i>	90
Gambar 20. <i>Confusion matrix</i>	94
Gambar 21. a). Grafik <i>Accuracy</i> dan b). Grafik <i>Loss</i>	104
Gambar 22. <i>Running</i> Ekstraksi RGB.....	119
Gambar 23. Tampilan <i>Segmentasi</i> Citra Buah.....	120

Gambar 24. <i>Output</i> Ekstraksi RGB.....	121
Gambar 25. Proses <i>Running</i> CNN.....	121
Gambar 26. Hasil <i>Output</i> Proses <i>Running</i> CNN.....	122
Gambar 27. Pemanenan Jambu Kristal.....	129
Gambar 28. Pemilihan Sampel Setelah Peredaman Larutan Klorin dan Kalsium <i>Propionat</i>	130
Gambar 29. Peletakan Sampel Sesuai Perlakuan.....	130
Gambar 30. Kotak Studio Mini.....	131
Gambar 31. Aklimatisasi Sampel Jambu Kristal.....	131
Gambar 32. Proses <i>Wrapping</i> , <i>Labeling</i> dan <i>Net Foam</i>	132

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Standar Mutu Jambu Kristal	10
Tabel 2. <i>Confusion matrix</i>	25
Tabel 3. Jumlah Foto Perlakuan Buah Jambu Kristal	43
Tabel 4. Rancangan Penelitian.....	43
Tabel 5. Uji Anova Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Red</i>	52
Tabel 6. Uji BNT Antar Umur Panen Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Red</i>	54
Tabel 7. Uji BNT Antar Konsentrasi CaCl_2 Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Red</i>	56
Tabel 8. Uji BNT Antar Umur Simpan Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Red</i>	57
Tabel 9. Uji Anova Terhadap Nilai <i>Green</i>	59
Tabel 10. Uji BNT Antar Umur Panen Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Green</i>	62
Tabel 11. Uji BNT Antar Konsentrasi CaCl_2 Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Green</i>	64
Tabel 12. Uji BNT Antar Umur Simpan Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Green</i>	66
Tabel 13. Uji Anova Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Blue</i>	69
Tabel 14. Uji BNT Antar Umur Panen Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Blue</i>	71
Tabel 15. Uji BNT Antar Variasi Konsentrasi CaCl_2 Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Blue</i>	73
Tabel 16. Uji BNT Antar Umur Simpan Terhadap Nilai Intensitas Warna <i>Blue</i>	75
Tabel 17. Hasil Pelatihan CNN Model <i>Sequential</i>	91

Tabel 18. Distribusi dan Performa <i>Dataset</i> Buah Jambu Kristal.....	97
Tabel 19. Analisis <i>Confusion matrix</i> Model CNN.....	98
Tabel 20. Interpretasi <i>Confusion matrix Presentase</i>	100
Tabel 21. <i>Classification Report</i>	102
Tabel 22. Citra Buah Jambu Kristal pada Umur Panen 7 Minggu.....	133
Tabel 23. Citra Buah Jambu Kristal pada Umur Panen 8 Minggu.....	135
Tabel 24. Citra Buah Jambu Kristal pada Umur Panen 9 Minggu.....	136
Tabel 25. Nilai Intensitas Warna <i>Red</i>	138
Tabel 26. Nilai Intensitas Warna <i>Green</i>	140
Tabel 27. Nilai Intensitas Warna <i>Blue</i>	143
Tabel 28. Tabel Spesifikasi Alat dan Bahan.....	144

MODUL PROGRAM

Modul Program 1. <i>Source Code Import Pustaka</i>	79
Modul Program 2. <i>Source Code Segmentasi Objek Buah</i>	80
Modul Program 3. <i>Source Code Penghitungan Rata-Rata RGB</i>	80
Modul Program 4. <i>Source Code Proses Menjalankan Folder Dataset</i>	81
Modul Program 5. <i>Source Code Import Pustaka</i>	83
Modul Program 6. <i>Source Code Penentuan Parameter Dasar Model</i>	83
Modul Program 7. Teknik <i>Augmentasi</i> dan <i>Preprocessing</i> Data Citra.....	84
Modul Program 8. <i>Source Code</i> Pembagian <i>Dataset</i> dan Struktur Folder.....	85
Modul Program 9. <i>Source Code</i> Perancangan Arsitektur Model CNN.....	85
Modul Program 10. <i>Source Code</i> Tahapan Klasifikasi dan Lapisan <i>Fully Connected (Dense Layers)</i>	86
Modul Program 11. <i>Source Code</i> Kompilasi Model dan Konfigurasi Fungsi Kerugian.....	86
Modul Program 12. <i>Source Code</i> Strategi Regularisasi Menggunakan <i>Callback</i>	87
Modul Program 13. <i>Source Code</i> Proses Pelatihan Model.....	87
Modul Program 14. <i>Source Code</i> Evaluasi Kinerja Model pada <i>Dataset</i> Pengujian.....	88
Modul Program 15. <i>Source Code</i> Analisis <i>Confusion Matrix</i>	88
Modul Program 16. <i>Source Code</i> Visualisasi Grafik Akurasi dan <i>Loss</i>	89

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia memiliki sektor pertanian yang telah berkembang besar dan menjadi salah satu pilar utama perekonomian nasional. Empat dari lima ekspor utama Indonesia adalah produk pertanian, produk unggulan di sektor ini adalah buah-buahan. Pada tahun 2024, nilai ekspor buah-buahan Indonesia mencapai 1.230.281,3 ton atau senilai 580.716,1 USD dan diproyeksikan akan meningkat atau tetap stabil menurut (Badan Pusat Statistik, 2024). Terdapat beberapa komoditas buah-buahan di Indonesia yang belum mendapatkan perhatian yang seharusnya, satu di antaranya ialah buah jambu biji kristal. Buah asal Taiwan tersebut masuk ke Indonesia pada tahun 2009 dan telah tercatat mengalami perkembangan yang pesat sejak saat itu (Asghany dkk., 2017). Menurut Ramadhan (2022), jambu kristal merupakan salah satu varietas jambu biji (*Psidium Guajava L.*) yang berkembang pesat di berbagai wilayah, seperti Bengkulu, Jawa Barat, Daerah Istimewa Yogyakarta, Lampung, Papua, Jawa Tengah, dan Papua Barat. Ciri khas dari jambu ini adalah rasanya yang manis, dengan tingkat kemanisan berkisar antara 11 hingga 12 °brix, jambu kristal berbentuk bulat hingga lonjong, kadang tidak simetris, dengan biji kurang dari 3%, permukaan buah bergelombang, berwarna hijau muda, dan bobotnya berkisar 100–500 gram. Daging buah berwarna putih dengan tekstur renyah, menyerupai buah pir (Ramadhan, 2022). Tak heran jika banyak petani mulai melirik peluang bisnis dalam budidaya jambu kristal ini.

Selama ini, proses klasifikasi mutu jambu biji dilakukan secara manual

dengan melakukan pengamatan langsung terhadap permukaan luar buah. Namun, metode manual ini sering kali menghasilkan klasifikasi yang kurang akurat dan tidak konsisten, terutama karena adanya kemungkinan kesalahan dari manusia.

Grading yang tepat sangat krusial dalam sektor pengolahan dan pemasaran, karena *grading* yang tidak akurat dapat merugikan petani, di mana semua mutu buah dinilai dengan harga yang sama. Evaluasi mutu melalui pengamatan visual juga memiliki beberapa kelemahan, seperti memakan waktu lama dan menghasilkan produk dengan mutu yang tidak stabil akibat keterbatasan penglihatan manusia, kelelahan, dan variasi persepsi yang berbeda antara pengamat. Untuk mengatasi masalah ini, pengolahan citra menjadi alternatif yang menjanjikan. Metode ini menggunakan sensor elektro-optik, yang menawarkan keakuratan dan obyektivitas lebih tinggi dibandingkan metode visual yang bersifat subjektif dan dipengaruhi oleh kondisi psikis pengamat (Prahudaya dkk., 2017). Upaya lain yang dilakukan adalah mengurangi kebutuhan tenaga kerja dalam proses penyortiran. Penentuan tingkat kematangan jambu biji kristal dengan cara yang tepat sangat penting untuk menghindari penilaian yang subjektif dan tidak konsisten. Oleh karena itu, dipadukanlah teknologi *deep learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *computer vision*. Dalam pendekatan ini, CNN berfungsi sebagai pengganti kinerja otak manusia dengan menawarkan tingkat akurasi yang tinggi, sementara *computer vision* menggantikan kemampuan visual yang dimiliki manusia.

Penelitian tentang klasifikasi kualitas dan kematangan buah belakangan ini telah mendapatkan perhatian yang besar. Sejalan dengan kemajuan teknologi di bidang pertanian, penggunaan pengolahan citra digital kini berperan penting dalam memperbaiki manipulasi citra melalui komputer. Analisis citra memiliki peran krusial dalam pengolahan citra digital, karena memungkinkan pengukuran dan analisis berbagai fitur pada gambar, seperti bentuk, tekstur, dan warna. Salah satu metode klasifikasi yang bisa diterapkan adalah untuk mengklasifikasikan kematangan buah jambu biji merah ke dalam tiga kelas: mentah, setengah matang, dan matang (Roring dkk., 2022). Dalam hal ini, CNN berperan penting dalam pengolahan citra

digital. CNN, yang merupakan jenis neural network, dikenal luas dalam analisis data gambar berkat kemampuannya dalam mengenali objek melalui identifikasi visual. CNN dikenal sangat efektif dalam mengategorikan dan menganalisis citra berdasarkan objek yang terkandung di dalamnya (Wijayanti, 2024). CNN juga telah terbukti efektif dalam pemrosesan gambar berkat kemampuan otomatisnya dalam mengekstraksi fitur warna dan tekstur melalui penggunaan filter yang dilatih secara mandiri (Hastungkoro dkk., 2024). Akurasi dalam penelitian ini menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan data, teknik *deep learning* pada *Artificial Neural Network* menunjukkan nilai rata-rata akurasi di bawah 90%. Sebaliknya, penggunaan metode *Convolutional Neural Network* memberikan nilai rata-rata di atas 90%. Ini menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan kematangan buah dengan lebih efisien (Ramadhan, 2022). Akan tetapi, sama halnya dengan metode *deep learning* lain, CNN juga memiliki kelemahan, yaitu proses pelatihan model yang memakan waktu cukup lama. Kelemahan ini dapat diatasi dengan memanfaatkan perangkat keras seperti GPU (Arkadia dkk., 2021). Metode ini terdiri dari elemen-elemen penting seperti bobot, bias, dan fungsi aktivasi.

Penelitian mengenai klasifikasi tingkat kematangan buah memakai CNN telah banyak diterapkan pada berbagai jenis buah, seperti pisang, mangga, dan tomat, dengan memanfaatkan citra *visible*. Namun, penelitian yang secara khusus membahas klasifikasi tingkat kematangan jambu kristal masih terbatas, terutama dalam menghubungkan tingkat kematangan dengan umur panen dan umur simpan. Selain itu, penelitian terdahulu cenderung hanya mempertimbangkan aspek visual tanpa melibatkan faktor perlakuan pascapanen, seperti pemberian kalsium klorida (CaCl_2) yang berperan dalam memperpanjang daya simpan buah. Hingga saat ini, pengaruh variasi konsentrasi CaCl_2 terhadap perubahan karakteristik visual jambu kristal masih belum banyak dikaji dalam konteks klasifikasi berbasis citra *visible*. Selain itu, keterbatasan jumlah *dataset* juga menjadi kendala dalam pengembangan model CNN yang akurat dan andal. Banyak penelitian sebelumnya menggunakan *dataset* dengan jumlah terbatas, sehingga model yang dihasilkan belum optimal dalam menghadapi

kondisi nyata. Oleh karena itu, diperlukan penelitian lanjutan yang tidak hanya berfokus dalam klasifikasi tingkat kematangan jambu kristal, tetapi juga mempertimbangkan umur panen, umur simpan, serta pengaruh variasi konsentrasi CaCl_2 terhadap perubahan visual buah selama penyimpanan. Salah satu cara penanganan pascapanen adalah dengan penambahan garam kalsium (Ca). Hal itu dikarenakan pada jaringan ion kalsium yang mempunyai peranan penting untuk penutupan dari ketegaran dinding sel yang dapat terhambatnya kelunakan buah serta berkurangnya kepekaan pada kerusakan mekanis maupun fisiologi. Selain itu buah yang mengandung kalsium yang tinggi memiliki laju respirasi yang lambat sehingga memiliki umur simpan yang pada buah akan lebih lama dibandingkan buah yang mengandung kalsium yang rendah (Lia dkk, 2016). Buah mangga arumanis pada perendaman dengan larutan Kalsium Klorida (CaCl_2) dapat memperlambat buah selama 1 hingga 3,5 hari. Buah mangga pada perendaman dengan larutan 4% Kalsium Klorida (CaCl_2) memiliki umur simpan yang panjang secara bersamaan dengan pertambahan waktu rendam, disisi lain mangga pada perendaman larutan 8% Kalsium Klorida (CaCl_2) memiliki tingkat kematangan yang lebih cepat. Penggunaan kalsium klorida yang efektif pada buah pasca panen adalah dengan pemberian secara kontak langsung dengan buah. Kalsium klorida dapat bekerja lebih efektif pada metode perendaman dibandingkan dengan penyemprotan pada buah mangga arumanis pada perendaman dengan larutan Kalsium Klorida (CaCl_2) dapat memperlambat buah selama 1 hingga 3,5 hari. Buah mangga pada perendaman dengan larutan 4% Kalsium Klorida (CaCl_2) memiliki umur simpan yang panjang secara bersamaan dengan pertambahan waktu rendam, disisi lain mangga pada perendaman larutan 8% Kalsium Klorida (CaCl_2) memiliki tingkat kematangan yang lebih cepat (Krisnamurti, 2023).

Sebagai solusi terhadap permasalahan tersebut, penelitian ini akan mengembangkan model CNN untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan jambu kristal berdasarkan citra *visible*, dengan memperhitungkan umur panen, umur simpan, serta variasi konsentrasi CaCl_2 . Untuk mengatasi keterbatasan *dataset*, penelitian ini akan

melakukan pengambilan citra secara sistematis guna memastikan model yang dihasilkan lebih *robust*. Model CNN yang telah dikembangkan akan diuji dan dievaluasi memakai metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* guna memastikan keandalannya dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan jambu kristal secara akurat. Adanya penelitian ini, diharapkan hasil yang diperoleh bisa menjadi acuan dalam monitoring kualitas jambu kristal serta memberikan wawasan bagi petani dan industri dalam menentukan strategi panen dan penyimpanan yang lebih efektif.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah diuraikan, bahwa permasalahan dalam penelitian ini ialah untuk mengetahui keakuratan metode *Convolutional Neural Network Deep Learning* menggunakan *Citra Visible* dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jambu kristal.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini ialah antara lain sebagai berikut :

1. Membangun arsitektur *Convolutional Neural Network* untuk mengklasifikasi kematangan buah jambu kristal.
2. Memberikan rekomendasi metode *grading* yang praktis serta aplikatif bagi petani jambu kristal dalam kegiatan budidaya dan pascapanen.
3. Menganalisis akurasi model *Convolutional Neural Network* berdasarkan intensitas R,G,B dengan menggunakan *f1-score*, *recall*, *precision*, dan *confusion matrix*.

1.4. Batasan Masalah

Setelah rumusan masalah diperoleh, langkah selanjutnya batasan adalah menetapkan batasan permasalahan supaya isu yang dibahas menjadi lebih terfokus dan mudah dipahami. Berikut merupakan batasan masalah penelitian ini:

1. Penentuan kelas dibagi menjadi tiga tingkat kematangan pada buah jambu kristal yakni umur panen minggu ke 7, umur panen minggu 8 dan umur panen minggu 9.
2. Citra dalam format PNG.
3. Mendeteksi kematangan jambu kristal berdasarkan citra *visible*.
4. Menggunakan *Raspberry Pi Camera Module* sebagai penangkap gambar pada jarak 10cm - 15cm data gambar dipotret.
5. Data gambar diambil pada kondisi pencahayaan memakai *light* LED RGB dengan cahaya *natural light* tingkat pencahayaan penuh.

1.5. Hipotesis Penelitian

Berdasarkan hasil tinjauan pustaka yang sudah diuraikan sebelumnya serta beberapa penelitian yang telah dilakukan, oleh karena itu dapat dirumuskan hipotesis antara lain sebagai berikut:

1. Metode CNN pada citra *visible* mampu membedakan tingkat kematangan buah jambu kristal dengan akurasi lebih tinggi dibandingkan metode tradisional berbasis fitur manual.
2. Pengolahan awal citra (*image preprocessing*), seperti normalisasi warna dan segmentasi, berkontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah jambu kristal menggunakan CNN.
3. Variabel eksternal, yaitu umur panen, umur simpan, dan variasi konsentrasi CaCl_2 , berpengaruh terhadap akurasi CNN dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jambu kristal.

1.6. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah membantu petani jambu kristal dalam mengurangi kesalahan *grading*, meningkatkan efisiensi panen, serta menentukan waktu panen yang tepat sehingga dapat memperpanjang umur simpan buah. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi bagi akademisi sebagai referensi ilmiah mengenai penerapan Citra *Visible* dan CNN dalam klasifikasi tingkat kematangan buah jambu

kristal, sekaligus menjadi dasar pengembangan penelitian lanjutan di bidang pengolahan citra dan teknologi pascapanen.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Jambu Kristal

Jambu kristal atau *Psidium Guajava L.* merupakan buah yang umum dibudidayakan di negara-negara tropis misalnya India, Indonesia, Bangladesh, serta wilayah Amerika Selatan. Buah ini sering disebut sebagai “*apple of the tropics*” karena kandungan gizinya yang melimpah dan kegunaannya yang serbaguna. Dalam bidang medis, buah ini dikenal memiliki berbagai manfaat seperti mengobati demam berdarah, mencegah kanker prostat, menurunkan kadar gula darah, dan bertindak sebagai agen anti-tumor. Buah ini juga dapat dinikmati secara langsung dan dapat memenuhi kebutuhan gizi dengan harga yang terjangkau. Keragaman pemanfaatan buah ini mengakibatkan aplikasinya yang luas di sektor industri, di mana ia diolah menjadi minuman, penambah rasa, obat-obatan, dan banyak lagi (Simangunsong dkk., 2017).

Klasifikasi botani tanaman jambu kristal antara lain yakni:

Kingdom : Plantae

Divisi : Spermatophyta

Kelas : Magnoliopsida

Ordo : Myrtales

Famili : Myrtaceae

Genus : *Psidium L.*

Spesies : *Psidium Guajava L.*

(Umah, 2023)



Gambar 1. Jambu Kristal

(Umah, 2023)

Buah tanaman jambu biji kristal termasuk dalam kategori buah yang memiliki daging buah tebal, tekstur renyah, serta rasa manis yang menyegarkan. Buah jambu kristal tergolong buah sejati tunggal dengan hanya satu kompartemen biji. Buah pada tanaman jambu biji kristal berbentuk bulat, namun sedikit bergelombang atau tidak rata. Saat masih muda, jambu biji kristal memiliki warna hijau tua, tekstur permukaan kasar, dan bentuk yang tidak rata. Saat buah matang, buah mengalami perubahan warna, menampilkan warna hijau muda yang lezat dan tampilan yang mengilap. Saat buah matang, tekstur permukaannya menjadi halus. Jambu biji kristal yang matang kini siap untuk dikonsumsi. Buah jambu kristal tergolong berukuran sedang, berukuran panjang 6 cm hingga 9 cm dan lebar 6 cm hingga 8 cm. Berat buah jambu biji kristal berkisar antara 158,41 gram hingga 221,30 gram (Umah, 2023).

2.2. Standar Mutu Jambu Kristal per *Grade* Mutu

Hasil panen jambu kristal akan disortir berdasarkan *grade* mutunya, sebagaimana diungkapkan oleh (Hutami dkk., 2020). Proses klasifikasi tersebut mencakup beberapa kategori, antara lain :

Tabel 1. Standar Mutu Jambu Kristal

Klasifikasi	Keterangan
Grade A	1. Buah memiliki bentuk yang hampir bulat atau bulat sempurna 2. Permukaan buah terasa mulus, tanpa bercak kecoklatan yang disebabkan oleh serangan penyakit, kebusukan atau benturan fisik
Grade B	1. Buah berbentuk sepenuhnya bulat 2. Permukaan buah memiliki tekstur dengan sedikit bercak kecokelatan
Grade C	1. Tekstur permukaan buah tidak mulus dan terdapat bercak kecoklatan akibat benturan fisik

2.3. Produksi Jambu Kristal

Saat ini, jambu biji kristal tengah menjadi salah satu tren di kalangan buah-buahan tropis di Indonesia. Tanaman yang berasal dari Brasil ini telah menyebar ke Thailand dan negara-negara Asia lainnya, termasuk Indonesia. Sebagaimana dikutip dalam (Syahid dkk., 2021), jambu kristal merupakan satu diantara tanaman hortikultura yang berperan dalam memenuhi kebutuhan pangan serta memberikan kontribusi terhadap pendapatan negara. Jambu kristal ialah kultivar jambu biji yang sudah resmi dilepas oleh Kementrian Pertanian berdasarkan SK Mentan No. 540 /Kpts/ SR.120/9/2007. Jambu kristal mempunyai potensi pengembangan yang sangat menjanjikan. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) produksi jambu kristal pada tahun 2021 mencapai 422.491 ton per tahun, dan mengalami peningkatan menjadi 447.686 ton per tahun pada tahun 2022. Meskipun permintaan jambu kristal di Indonesia terus meningkat dari tahun ke tahun, pertumbuhan tersebut tidak sebanding dengan hasil produksinya.

Salah satu kendala utama yang dihadapi dalam meningkatkan hasil panen jambu kristal berkualitas adalah kurangnya ketersediaan bibit unggul (Romalasari dkk., 2017).

2.4. Tingkat Kematangan pada Buah Jambu Kristal

Buah-buahan dapat dibedakan menjadi dua kategori, yakni buah klimakterik serta buah non-klimakterik. Buah-buahan yang termasuk dalam kategori klimakterik tidak memerlukan proses pematangan sempurna di pohon sebelum dipanen. Namun, agar kualitasnya tetap terjaga, buah harus dipanen pada tingkat kematangan yang sesuai. Jambu biji “Kristal” tergolong buah klimakterik, yang ditandai dengan peningkatan laju respirasi sebelum atau bersamaan dengan pematangan. Kecepatan produksi etilen akan mengalami lonjakan yang signifikan pada periode klimakterik, diikuti oleh penurunan pasca-klimakterik (Putri, 2021). Dengan demikian, jambu biji memiliki masa simpan yang pendek setelah dipanen, sehingga sulit untuk mempertahankan kualitas buahnya.

Salah satu permasalahan pasca panen yang dihadapi dalam produksi jambu biji kristal pada skala besar maupun industri yaitu sortasi buah pasca panen. Saat ini, tingkat kematangan buah jambu biji kristal ditentukan secara visual melalui pengamatan warna kulitnya oleh tenaga manusia. Metode identifikasi semacam ini mempunyai sejumlah kelemahan, seperti tingginya kebutuhan tenaga kerja untuk menyortir, serta variasi tingkat kematangan yang dapat terjadi akibat kelelahan manusia, inkonsistensi, dan penilaian yang bersifat subjektif (Wibowo dkk., 2021). Jambu biji kristal selama ini dipanen berdasarkan kriteria fisik, yang meliputi waktu pasca anthesis dan pengamatan perubahan warna pada buah (Sinaga dkk., 2017). Faktanya, penampilan fisik buah yang serupa dapat mengakibatkan perbedaan dalam tingkat kematangan fisiologis buah jambu biji kristal (Sinaga dkk., 2017).

Tingkat kematangan buah jambu biji (*Psidium guajava*) dipengaruhi oleh berbagai faktor yang dapat diidentifikasi melalui warna, ukuran, serta tekstur buah. Selain itu, bentuk buah juga menjadi indikator penting dalam menentukan

kematangan. Dalam pengolahan citra, bentuk berperan penting pada mengidentifikasi objek tertentu, sehingga tingkat kematangan buah jambu biji dapat ditentukan berdasarkan karakteristik ini. Klasifikasi buah jambu biji dapat dilakukan dengan pertimbangan bentuk, tekstur, juga warna. buah jambu biji memiliki variasi bentuk, mulai dari yang bulat (*round shape*), hingga yang berbentuk lonjong (*pear shape*) seperti yang disebutkan oleh (Nugraha dkk., 2022). Proses fisiologis yang terjadi pasca panen sangat mempengaruhi perubahan kualitas buah jambu biji 'Kristal'. Oleh karena itu, penting untuk menangani proses pemanenan dan pasca panen dengan menentukan tingkat kematangan yang tepat.

2.5. Klasifikasi Tingkat Kematangan

Dengan adanya teknologi citra digital, penentuan kematangan buah jambu kristal berdasarkan warnanya kini dapat dilakukan secara komputasi. Salah satu indikator kematangan buah ini adalah perbedaan warna antara buah yang masih mentah dan yang sudah matang. Untuk itu, pengolahan citra dengan metode Transformasi ruang warna HSV (*hue, saturation, value*) sangat dimanfaatkan (Wibowo dkk., 2021). Tingkat kematangan dikelompokkan menjadi empat kategori yakni mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang (Hanifah & Hermawan, 2023). Di sisi lain, teknik pengolahan citra juga diterapkan pada buah mangga gedong. Citra digital mangga gedong diambil dalam bentuk fitur warna RGB, kemudian diolah untuk menentukan nilai ambang batas antara buah mangga yang matang dan yang belum matang. Fitur warna merah (R) digunakan untuk membedakan antara mangga yang matang dan tidak matang. Selain itu, beberapa parameter seperti rata-rata warna, standar deviasi, skewness, kontras, korelasi, energi, dan tekstur warna digunakan untuk membedakan mangga yang cacat dan tidak cacat. Algoritma yang dikembangkan dalam penelitian ini dilaporkan mampu membedakan mangga matang dari yang tidak matang serta mangga cacat dari yang tidak cacat dengan tingkat akurasi mencapai 96% (Subrata & Rusdana, 2022).

2.6. Citra dan Pengolahan Citra

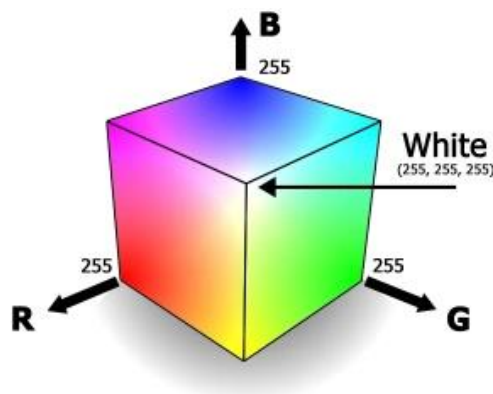
Citra adalah representasi, kesamaan, atau tiruan dari suatu objek dan dapat dibedakan menjadi dua jenis: citra analog dan citra digital. Citra analog merupakan representasi yang bersifat kontinu, seperti pada monitor, televisi, dan foto sinar-X, sedangkan citra digital adalah citra yang dapat diolah menggunakan komputer (Christianto, 2021). Citra ini terdiri dari elemen-elemen titik yang disebut piksel, yang tersusun dalam baris dan kolom. Setiap piksel memiliki nilai numerik yang menggambarkan tingkat kecerahan atau warna pada posisi tertentu dalam citra. Dalam definisi ini, menjelaskan bahwa citra digital merupakan representasi visual pada bentuk digital yang terdiri oleh piksel-piksel dengan nilai numerik (Dijaya, 2023). Nilai piksel dalam citra digital berada dalam rentang tertentu, dari nilai minimum hingga nilai maksimum, yang bervariasi tergantung pada jenis warna. Umumnya, untuk citra 8-bit, rentang nilainya adalah antara 0 hingga 255. Citra dengan penggambaran seperti ini dikategorikan sebagai citra integer (Christianto, 2021). Sebagai istilah lain untuk gambar, citra memiliki peran yang sangat penting dalam multimedia dan berfungsi sebagai komponen penting untuk menyampaikan informasi visual. Citra memiliki karakteristik unik yang membedakannya dari data tekstual, karena kaya akan informasi (Wibowo dkk., 2021).

Citra digital terdiri dari sejumlah piksel yang memiliki garis dan detail yang cukup. Piksel ini adalah elemen terkecil dari gambar yang terkomputerisasi, dan disimpan dalam memori komputer sebagai peta raster, yang menyajikan tampilan dua dimensi dari nilai-nilai numerik. Citra digital dapat dihasilkan melalui berbagai metode evaluasi serta prosedur informasi, seperti penggunaan kamera komputer, pemindai, radar, kamera inframerah, dan lain-lain. Proses ini melibatkan perhitungan guna menyelidiki perubahan pada gambar. Teknik yang umum digunakan pada pengolahan citra meliputi gambar ganda, gambar gelap, dan gambar arsir RGB. (Dalimunthe, 2021).

Jenis citra digital dalam aplikasi pengolahan citra digital dapat dikategorikan menjadi tiga, yaitu citra berwarna (*color image*), citra hitam dan putih (*black and*

white image) serta citra biner (*binary image*).

1. Citra Berwarna (*Color Image*) atau RGB (*Red, Green, Blue*) adalah jenis citra di mana setiap piksel memiliki warna tertentu yang terdiri dari kombinasi merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*). Setiap warna tersebut mempunyai rentang nilai dari 0 hingga 255, sehingga total variasi warna yang dapat dihasilkan mencapai $255^3 = 16.581.375$ (16 juta) variasi yang berbeda. Variasi warna ini cukup untuk merepresentasikan gambar dengan kualitas yang sangat baik. Karena jumlah bit yang dibutuhkan untuk setiap piksel, citra ini juga sering disebut sebagai citra bit warna. Citra berwarna ini terdiri dari tiga matriks yang masing-masing mewakili nilai warna merah, hijau, dan biru untuk setiap piksel, seperti yang ditunjukkan pada gambar di bawah.



Gambar 2. *Color Image*

(Tompunu, 2011)

2. Citra Hitam dan Putih (*Black and White*).

Citra digital hitam dan putih (*Black and White*) memiliki variasi warna pada setiap piksel, mulai dari putih hingga hitam. Rentang ini menunjukkan bahwa setiap piksel dapat direpresentasikan oleh 8 bit, atau 1 byte. Penggunaan rentang warna hitam dan putih sangat ideal untuk pengolahan file gambar. Salah satu contohnya adalah dalam bidang kedokteran, seperti pada gambar X-ray. Sebenarnya, citra hitam dan putih merupakan hasil pengolahan dari gambar berwarna.

3. Citra Biner (*Binary Image*).

Setiap piksel dalam gambar biner hanya terdiri dari dua warna, yaitu hitam atau putih. Karena hanya ada dua pilihan warna untuk setiap piksel, dibutuhkan hanya 1 bit per piksel (0 untuk hitam dan 1 untuk putih), atau dalam penggambaran 8 bit, 0 hingga 255. Pendekatan ini sangat efisien dalam hal penyimpanan data. Gambar yang direpresentasikan dalam bentuk biner sangat cocok digunakan untuk teks (baik yang dicetak maupun tulisan tangan), sidik jari, atau gambar arsitektur.

Pengolahan citra merupakan serangkaian proses yang bertujuan untuk mengubah atau memodifikasi citra guna meningkatkan kualitasnya, dengan memanfaatkan teknologi komputer. (Fadjeri dkk., 2020). Adapun Tujuan utama dari pengolahan citra adalah untuk memperbaiki kualitas gambar sehingga lebih mudah dipahami baik terhadap manusia maupun mesin, serta agar dapat digunakan secara efektif dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan objek, analisis medis, atau tugas pengolahan visual lainnya. Berkat teknologi pengolahan citra, informasi yang tertanam dalam citra dapat diekstraksi secara lebih efektif, sehingga memberikan nilai tambah dalam berbagai bidang, mulai dari kebutuhan diagnostik medis hingga pengembangan teknologi canggih dalam kecerdasan buatan. serta agar dapat digunakan secara efektif dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan objek, analisis medis, atau tugas pengolahan visual lainnya. Berkat teknologi pengolahan citra, informasi yang tertanam dalam citra dapat diekstraksi secara lebih efektif, sehingga memberikan nilai tambah dalam berbagai bidang, mulai dari kebutuhan diagnostik medis hingga pengembangan teknologi canggih dalam kecerdasan buatan. Pengolahan citra digital akan semakin populer di bidang pertanian, khususnya guna menganalisis kualitas tanaman. Teknologi ini memungkinkan kita untuk melakukan analisis visual secara lebih akurat dan efisien daripada metode manual. Sebagai contoh, pengolahan citra digital dapat dimanfaatkan untuk menganalisis warna, tekstur, dan bentuk buah ataupun sayuran. Analisis ini sangat penting dalam menentukan tingkat kematangannya. Penelitian telah menunjukkan bahwa teknik ini ahli dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis buah berdasarkan tingkat kematangannya (Putri & Rozi, 2024).

2.7. CNN

Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) adalah tipe dari jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk pengenalan dan pemrosesan gambar. CNN meniru cara sel-sel saraf dalam otak kita berkomunikasi, di mana neuron saling terhubung dengan arsitektur yang mirip. Yang membedakan CNN dari jaringan saraf lainnya adalah penggunaan operasi konvolusional, di mana filter diterapkan pada setiap bagian dari *input* sebelumnya untuk mengekstrak pola dan peta fitur. Salah satu penelitian paling terkenal di bidang ini adalah pengembangan model LeNet-5 oleh Yann LeCun (Peryanto dkk., 2020). LeNet-5 menjadi salah satu CNN pertama yang diterapkan di bank untuk membaca cek secara *realtime*, mampu memproses lebih dari satu juta cek. Meski terdapat algoritma lain seperti *Support Vector Machine* yang mencapai tingkat akurasi serupa, banyak yang berpendapat bahwa kecepatan komputasi CNN jauh lebih cepat dibandingkan dengan algoritma lainnya. Pada tahun 2010, ImageNet didirikan untuk mendukung penelitian di bidang visi komputer. ImageNet adalah repositori yang berisi kumpulan data gambar besar-besaran dan menyelenggarakan kompetisi terbuka tahunan untuk mendorong kemajuan penelitian. Pada tahun 2012, kompetisi ImageNet dimenangkan oleh model AlexNet yang dikembangkan oleh Alex Krizhevsky. Dengan peningkatan signifikan dibandingkan LeNet 5, AlexNet (Peryanto dkk., 2020) telah memberikan dampak besar bagi perkembangan Kecerdasan Buatan. CNN memanfaatkan GPU (bukan CPU) untuk komputasinya, dan dengan menggunakan platform Nvidia CUDA, CNN mampu beroperasi jauh lebih cepat dibandingkan model yang dilatih dengan CPU.

CNN/*ConvNet* merupakan algoritma pembelajaran mendalam yang merupakan perkembangan dari *Multi-layer Perceptron* (MLP). Algoritma ini dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi, seperti gambar (Christianto, 2021). Salah satu keunggulan CNN adalah kemampuannya untuk mempelajari fitur secara tidak terawasi (*unsupervised*), yang membedakannya dari pendekatan pembelajaran mesin lainnya yang memerlukan fitur yang telah ditentukan sebelumnya. CNN terdiri dari dua tahap utama, yakni CNN terdiri dari

dua tahap utama, yakni pembelajaran fitur dan klasifikasi. Pada tahap pembelajaran fitur, berbagai komponen seperti lapisan konvolusi, fungsi aktivasi ReLU, dan lapisan *pooling* digunakan. Sementara itu, pada tahap klasifikasi, elemen-elemen seperti pemipihan (*Flatten*), lapisan terhubung penuh (*fully connected layer*), dan *output* berperan penting. Dalam setiap bagian dari CNN, terdapat dua proses utama yang berlangsung: *feed-forward* dan *backpropagation* (Christianto, 2021).

- *Convolutional layer*

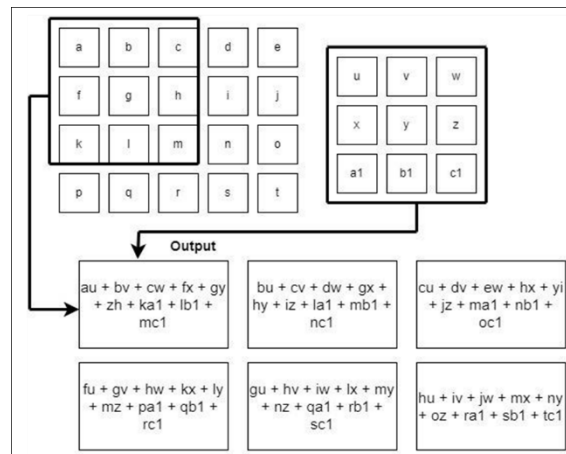
Convolutional layer merupakan lapisan yang terdiri atas matriks persegi panjang neuron. Bobot konvolusi mewakili saluran konvolusi. Konvolusi dapat menghitung neuron yang terhubung ke lapisan *input*, masing-masing terhubung ke bobot serta wilayah kecil yang terhubung dengannya di lapisan *input*. Kendala yang didapat dari level *convolutional* adalah agar mendapatkan generalisasi yang lebih baik pada *computer vision*.

$$FM[i]_{j,k} = (\sum_m \sum_n N_{(j-m,k-n)} F_{(m,n)}) + bF$$

Pada persamaan $FM[i]$ = Matriks fitur map ke-I, terdapat beberapa elemen yang perlu diperhatikan, yaitu:

- N = Matriks citra masukan
- F = Matriks filter konvolusi
- bF = Nilai bias pada filter
- j dan k = Posisi piksel pada matriks citra masukan serta
- m dan n = Posisi piksel pada matriks filter konvolusi.

Sebagai contoh, dapat dilihat lapisan konvolusi dengan ukuran 3 piksel untuk panjang serta 3 piksel untuk tinggi (3 x 3). Filter ini kemudian akan digeser ke seluruh bagian gambar. Setiap pergeseran filter dilakukan berdasarkan nilai *strides* yang ditetapkan. Jika *strides* senilai 2, berarti filter akan bergeser sejauh 2 piksel ke kanan dan turun sebanyak 2 baris. Berikut merupakan contoh perhitungan pada lapisan konvolusi tersebut:



Gambar 3. Ilustrasi Perhitungan Lapisan Konvolusi

Gambar di atas menunjukkan *layer* konvolusi, di mana citra masukan dapat diproses dengan menggunakan *kernel* atau filter yang nilainya sudah ditentukan berdasarkan citra masukan tersebut. Tujuan dari proses ini adalah untuk menyederhanakan nilai-nilai dalam matriks masukan tanpa kehilangan informasi penting, sehingga menghasilkan matriks baru yang dikenal sebagai peta fitur. Data citra masukan akan melewati beberapa lapisan proses konvolusi sesuai dengan model yang diterapkan. Di dalam lapisan konvolusi, *output* dari neuron dihitung berdasarkan koneksinya dengan area lokal pada *input*. Setiap neuron melakukan perhitungan produk titik antara bobot yang dimilikinya dan area kecil yang terhubung dengan volume *input*. Sebagai ilustrasi, berikut adalah contoh perhitungan manual yang dilakukan selama proses konvolusi pada matriks CNN. Dalam contoh ini, kita menggunakan citra berukuran 4x4, dengan *kernel* atau filter berukuran 3x3, *stride* = 1, serta menerapkan *zero padding* pada setiap gambar. Proses perhitungan dengan citra 4x4 ini akan dijelaskan lebih lanjut berikutnya.

- *Input Citra*

Diawali dengan citra berukuran 4x4 sebagai *input*.

$$\begin{bmatrix} 21 & 26 & 138 & 26 \\ 153 & 94 & 28 & 103 \\ 133 & 86 & 29 & 37 \\ 94 & 75 & 33 & 72 \end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{l}
 \text{Matriks input padding: } \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 21 & 26 & 138 & 26 & 0 \\ 0 & 153 & 94 & 28 & 103 & 0 \\ 0 & 133 & 87 & 27 & 37 & 0 \\ 0 & 94 & 75 & 35 & 97 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \times \quad \text{filter: } \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 \\
 \text{Stride (1): } \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 21 & 26 \\ 0 & 153 & 94 \end{bmatrix} \quad \times \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 \text{Stride (2): } \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 21 & 26 & 138 \\ 153 & 94 & 28 \end{bmatrix} \quad \times \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 \text{Stride (3): } \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 26 & 138 & 26 \\ 94 & 28 & 103 \end{bmatrix} \quad \times \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Matriks *input padding*: Proses perhitungan di atas akan dilakukan menggunakan Persamaan 1. sebagai berikut,

$$\sum_{t=1}^9 a_1 b_1 = (0 \times 1) + (0 \times 0) + (0 \times (-1)) + (0 \times 0) + (21 \times 0) + (153 \times 0) + (0 \times (-1)) + (26 \times 0) + (94 \times 1) = 94$$

$$\sum_{t=2}^9 a_2 b_2 = (0 \times 1) + (21 \times 0) + (153 \times (-1)) + (0 \times 0) + (26 \times 0) + (94 \times 0) + (0 \times (-1)) + (138 \times 0) + (28 \times 1) = -125$$

$$\sum_{t=3}^9 a_3 b_3 = (0 \times 1) + (26 \times 0) + (94 \times (-1)) + (0 \times 0) + (138 \times 0) + (28 \times 0) + (0 \times (-1)) + (26 \times 0) + (103 \times 1) = -9$$

(Ramadhan, 2022).

- *Padding*

Padding adalah proses di mana nilai-nilai citra masukan ditambahkan dengan nilai matriks yang bernilai 0 di setiap lapisan. Tujuan dari langkah ini adalah guna memanipulasi lapisan konvolusi.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 21 & 26 & 138 & 26 & 0 \\ 0 & 153 & 94 & 28 & 103 & 0 \\ 0 & 133 & 87 & 29 & 37 & 0 \\ 0 & 94 & 75 & 33 & 72 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- *Kernel* atau Filter

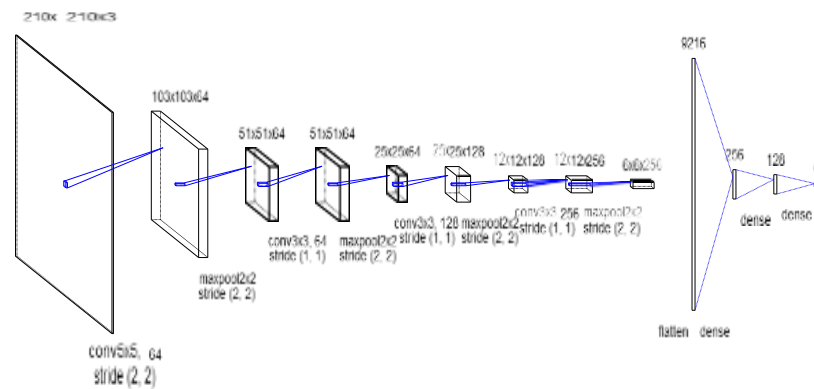
Proses *kernel* atau filter yang dipakai memiliki ukuran 3x3 dan berupa filter yang dirancang khusus untuk mendeteksi tepi.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Proses konvolusi pada lapisan konvolusi dilakukan dengan metode *filtering*, di mana langkah atau *stride* akan bergerak ke kanan dan ke bawah. Dengan nilai *stride* yang ditetapkan sebesar 1 piksel, pergerakan ini akan berlangsung satu piksel setiap kali. Matriks yang ditandai dengan warna merah merupakan matriks yang akan menjalani proses *filtering* untuk memperoleh nilai *feature map* berdasarkan Persamaan 2.

$$\sum_{t=1}^n a_t b_t = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n \dots \dots \dots (2.)$$

Dari Persamaan 2. menunjukkan jumlah perkalian matriks dengan *kernel* atau filter, selanjutnya, dilakukan perkalian antara matriks *input* yang telah melalui proses *padding* dengan matriks filter, yang akan memperoleh nilai matriks baru.



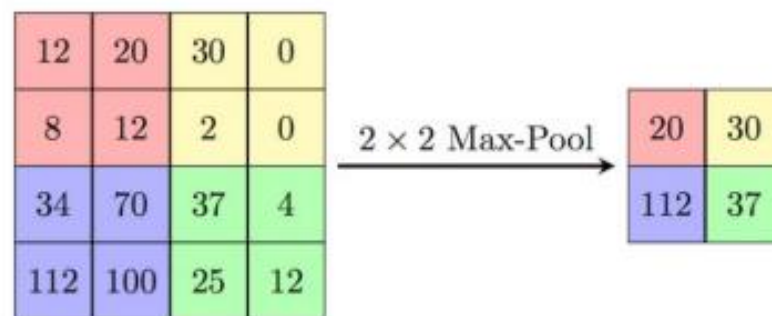
Gambar 4. Convolutional Layer

(Antoko dkk., 2021)

- Pooling Layer

Pooling layer memiliki peranan penting dalam proses pengurangan sampel atau pengurangan spasial pada *input. layer* ini membantu dalam mengurangi dimensi data selama proses konvolusi. Dengan menerapkan operasi *pooling*, kita dapat menyederhanakan representasi data, sehingga menjadi lebih ringkas dan mudah dikelola, serta dapat membantu mengatasi masalah *overfitting*. Ada dua metode *pooling* yang umum digunakan: *Max Pooling*, yang mengambil nilai maksimum dari area

tertentu, dan Average Pooling, yang menghitung nilai rata-rata dari area yang sama. Ini adalah metode *pooling* yang paling umum digunakan. Dalam merancang model CNN, pemilihan berbagai jenis lapisan *pooling* sangatlah krusial, karena ini akan memberikan dampak positif pada kinerja model. Lapisan *pooling* bekerja pada setiap kumpulan *feature map* dan bertugas untuk mengurangi ukurannya. Umumnya, *layer pooling* yang sering digunakan adalah filter berukuran 2×2 yang diterapkan dengan langkah 2, dan beroperasi pada setiap bagian dari *input*. Dengan cara ini, ukuran *feature map* dapat berkurang hingga 75% dari ukuran aslinya. Proses *pooling* yang kita gunakan adalah *MaxPooling*, yang berfungsi untuk mengambil nilai maksimum dari setiap filter selama proses tersebut. Cara kerja dari lapisan *MaxPooling* dapat dilihat pada Gambar 5.



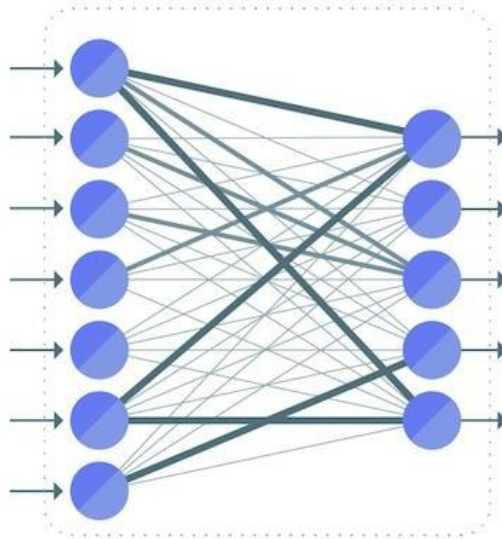
Gambar 5. Pooling Layer

(Antoko dkk., 2021)

- *Fully connected layer*

Lapisan *fully connected* merupakan bagian dari jaringan yang terdiri dari sejumlah neuron yang saling terhubung, mirip dengan cara kerja jaringan saraf manusia. Neuron-neuron dalam lapisan ini sering disebut sebagai neuron *dense*. Sebelum informasi dari lapisan sebelumnya dapat diproses oleh neuron di lapisan *fully connected*, data tersebut harus diubah menjadi array atau larik satu dimensi. Umumnya, lapisan ini digunakan untuk mengolah data agar model dapat melakukan klasifikasi. Perbedaan mencolok antara lapisan *fully connected* dan lapisan konvolusi terletak pada cara penghubungan neuron. Pada lapisan konvolusi, neuron-neuron hanya terhubung dengan bagian tertentu dari *input*, sementara pada lapisan *fully connected*, semua neuron saling terhubung satu sama

lain. Meskipun demikian, kedua tipe lapisan ini tetap melakukan operasi matriks dengan cara yang sama, yaitu melalui perkalian *dot*. Untuk lebih jelasnya, bentuk dari lapisan *fully connected* dapat dilihat pada Gambar 6.

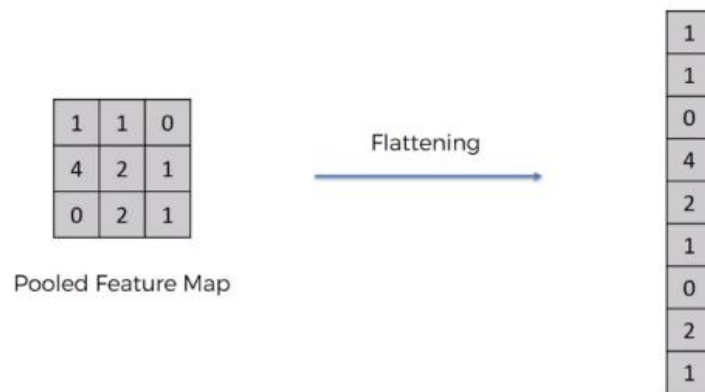


Gambar 6. *Fully Connected Layer*

(Antoko dkk., 2021)

- *Flatten*

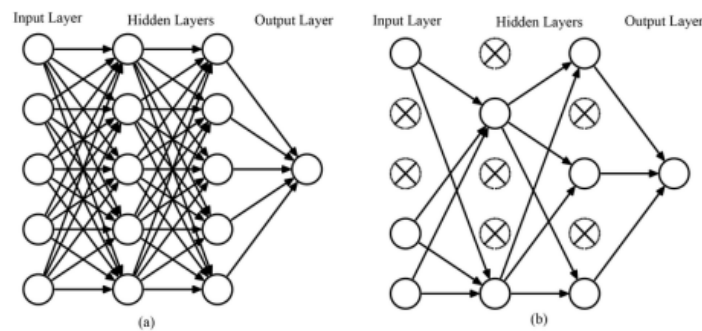
Flatten berarti perataan, yang dalam konteks ini merujuk pada proses meratakan matriks atau peta fitur yang dihasilkan dari konvolusi sehingga menjadi bentuk array satu dimensi. Proses *Flatten* ini sangat krusial dalam model klasifikasi, karena tanpa tahap ini, hasil dari konvolusi tidak dapat diproses oleh *fully-connected layer*. Cara kerja *Flatten* dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. *Flatten*
(Antoko dkk., 2021)

- *Dropout*

Dropout adalah teknik regularisasi dalam jaringan saraf yang bertujuan untuk meningkatkan kinerja model dengan cara secara acak memilih beberapa neuron untuk tidak digunakan selama proses pelatihan. Neuron-neuron ini akan diabaikan sementara, yang berarti bahwa mereka tidak berkontribusi pada perhitungan *output* model. Selain itu, bobot yang baru tidak akan diterapkan pada neuron-neuron yang diabaikan tersebut. Dengan cara ini, *dropout* membantu mencegah terjadinya *overfitting*, yaitu kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan sehingga berkurangnya kemampuannya dalam menggeneralisasi data baru. Penggunaan *dropout* juga berfungsi untuk mengurangi kompleksitas model atau jumlah parameter yang digunakan, sehingga mempercepat proses pelatihan. Ketika suatu neuron dihilangkan, neuron tersebut tergantung pada probabilitas tertentu dengan nilai antara 0 dan 1 yang ditentukan sebelumnya, terutama pada lapisan tersembunyi. Gambar 8. menunjukkan perbedaan antara model jaringan saraf yang tidak menggunakan *dropout* dan model yang menerapkan teknik ini, di mana tampak beberapa neuron yang tidak digunakan kembali.

Gambar 8. *Dropout*

(Antoko dkk., 2021)

- *Dense*

Dense adalah lapisan *fully connected* yang memiliki peranan penting dalam klasifikasi dengan memanfaatkan karakteristik dari lapisan sebelumnya. Dalam proses klasifikasi ini, digunakan metode *softmax* untuk menentukan probabilitas setiap kelas target dibandingkan dengan keseluruhan kelas yang ada. Fungsi *softmax* berfungsi mengubah *output* dari lapisan sebelumnya menjadi nilai probabilitas yang berada dalam rentang 0 hingga 1. Jumlah total probabilitas untuk semua kelas target selalu mencapai satu. Metode ini bekerja dengan cara mengambil nilai eksponensial dari masing-masing *input*, lalu menjumlahkan nilai eksponensial tersebut untuk setiap kelas. Hasil akhir dari proses ini adalah distribusi probabilitas, yang menunjukkan seberapa besar kemungkinan setiap kelas memiliki label yang tepat untuk *input* yang diberikan.

- *Confusion matrix*

Pada tahap ini, evaluasi kinerja model arsitektur transfer *learning* yang digunakan dilakukan. *Accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1 skor adalah beberapa metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja model. Setiap metrik dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (3.), (4.), (5.), dan (6.). Dalam konteks ini, variabel TP (*True Positive*) mewakili jumlah prediksi benar yang diklasifikasikan sebagai positif, TN (*True Negative*) mewakili jumlah prediksi benar yang diklasifikasikan sebagai negatif, FP (*False Positive*) mewakili jumlah prediksi yang salah diklasifikasikan

sebagai positif, dan FN (*False Negative*) menunjukkan jumlah prediksi yang salah diklasifikasikan sebagai negatif dalam konteks ini. Sangat penting untuk melakukan evaluasi ini untuk memahami seberapa baik model menangani data yang belum pernah dilihat sebelumnya dan untuk menemukan area di mana perbaikan lebih lanjut diperlukan.

Tabel 2. *Confusion matrix*

<i>PREDICTED</i>	<i>ACTUAL</i>	
	<i>TRUE</i>	<i>FALSE</i>
<i>TRUE</i>	<i>TP (True Positive)</i>	<i>FP (False Positif)</i>
<i>FALSE</i>	<i>TN (True Negative)</i>	<i>FN (False Negative)</i>

Berdasarkan tabel matriks konfusi, terdapat nilai dalam matriks tersebut, yaitu *true positive* (TP), *false positive* (FP), *false negative* (FN), dan *true negative* (TN). Berdasarkan keempat nilai tersebut dapat dihitung akurasi, presisi, dan *recall rate*. Akurasi adalah perhitungan yang modelnya ditunjukkan pada Persamaan (3.). Akurasi menggambarkan tingkat akurasi model dalam memprediksi peristiwa positif dalam beberapa kegiatan prediksi. *Recall rate* adalah indeks yang mengukur sensitivitas sistem kelas.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots \dots \dots (3.)$$

Dimana TP (*True Positive*) adalah hasil prediksi benar yang benar dalam pengklasifikasian, TN (*True Negative*) adalah hasil prediksi salah namun benar dalam pengklasifikasian, FP (*False Positive*) adalah hasil prediksi benar namun salah dalam pengklasifikasian, FN (*False Negative*) adalah hasil prediksi salah dan juga salah dalam pengklasifikasian.

- *Accuracy* (Akurasi)

Akurasi merupakan suatu matriks yang dipakai guna mengukur perbandingan antara jumlah presisi yang tepat dengan total nilai dalam suatu kelas.

- *Precision* (Presisi)

Presisi merupakan matriks yang dipakai guna menghitung akurasi atau hasil positif dari keseluruhan presisi yang diidentifikasi sebagai positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(4.)$$

- *Recall*

Recall merupakan suatu matriks yang dipakai guna menghitung jumlah *precision* yang berkaitan dengan kelas yang serupa.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(5.)$$

- F1 Score

F1 Score merupakan suatu ukuran yang membandingkan rata-rata antara *precision* dan *recall* dengan memberikan bobot yang seimbang.

$$F1\ Score = \frac{2 \times Recall \times Presisi}{Recall + Presisi} \dots\dots\dots(6.)$$

Penjelasan mengenai formula di atas adalah sebagai berikut:

- True Positive (TP) = Variabel TP menunjukkan jumlah prediksi yang benar positif.
- True Negative (TN) = Variabel TN menunjukkan jumlah prediksi yang benar negatif.
- False Positive (FP) = Variabel FP menunjukkan jumlah prediksi yang salah positif.
- False Negative (FN) = Variabel FN menunjukkan jumlah prediksi yang salah negatif.(Bahri dkk., 2024).

2.8. *Raspberry pi*

Di era modern saat ini, perkembangan teknologi telah mengalami kemajuan yang sangat pesat. Hampir semua aspek kehidupan sehari-hari kini memanfaatkan inovasi teknologi untuk mempermudah dan meningkatkan efektivitas serta efisiensi. Dengan begitu, berbagai tantangan yang dulunya sulit, kini menjadi lebih sederhana, praktis, dan tidak memerlukan waktu lama untuk diselesaikan. Salah satu inovasi yang tengah berkembang adalah *Raspberry Pi*, yaitu sebuah komputer kecil seukuran kartu kredit. Meskipun ukurannya kecil, *Raspberry Pi* dilengkapi dengan prosesor, RAM, dan *port hardware* yang khas, sehingga dapat berfungsi layaknya komputer pada umumnya. Dengan pesatnya perkembangan *Internet of Things* (IoT), internet kini juga dapat digunakan untuk

mendukung proses pembelajaran, salah satunya sebagai sistem kontrol otomatis jarak jauh menggunakan *mikrokontroler* (Mulyanto dkk., 2021).

Raspberry Pi adalah sebuah komputer papan tunggal yang dikembangkan di Inggris oleh *Raspberry Pi Foundation*. Tujuan utama pengembangan perangkat ini adalah untuk memperkenalkan konsep dasar komputer sains di sekolah-sekolah, sehingga dapat memunculkan generasi baru yang terampil dalam pemrograman, seperti yang dijelaskan di situs resmi *Raspberry Pi Foundation*. Namun, seiring perkembangan waktu, popularitas *Raspberry Pi* melampaui ekspektasi dan mendapatkan respon yang sangat positif di luar target penjualannya. Contohnya, perangkat ini banyak digunakan dalam bidang robotika (Fahnun & Pangestu, 2022). *Raspberry Pi* memiliki kemampuan untuk menghasilkan berbagai proyek di bidang elektronika yang dapat diintegrasikan dengan berbagai jenis sensor. Pada *Raspberry Pi 3 Model B*, terdapat 40 pin GPIO yang mendukung dua mode, yaitu *BCM* dan *BOARD*. Bahasa pemrograman *Python* adalah bahasa yang umum digunakan untuk menulis program yang memungkinkan perangkat *Raspberry Pi* membaca *output* dari sensor-sensor yang terhubung (Albab dkk., 2023).



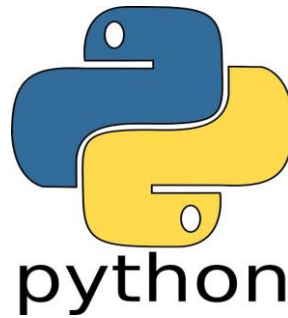
Gambar 9. Raspberry Pi
(Albab dkk., 2023)

2.9. *Phyton*

Bahasa pemrograman *Python* telah menjadi salah satu bahasa yang paling populer dan banyak digunakan di berbagai bidang, termasuk analisis data. Diciptakan pada

tahun 1990 oleh Guido van Rossum, *Python* menawarkan fleksibilitas dan kemudahan penggunaan, menjadikannya pilihan utama bagi banyak ilmuwan data, peneliti, dan pengembang perangkat lunak. Penggunaan *Python* meliputi berbagai bidang, mulai dari analisis data hingga pengembangan web dan pengujian Perangkat lunak (Regina dkk., 2023). Keunggulan *Python* terletak pada kemampuannya untuk menghasilkan hasil yang lebih akurat dan efisien dibandingkan dengan metode manual. Dalam konteks pembelajaran matematika, khususnya pada materi Permukaan Ruang, aplikasi *Python* dapat dimanfaatkan untuk menggambarkan grafik dari fungsi dua peubah yang sedang dipelajari. Dengan memanfaatkan *Python*, dukungan yang signifikan dapat diberikan dalam memahami dan mengajarkan konsep-konsep matematika yang kompleks (Surbakti dkk., 2024).

Alasan untuk mempelajari dan menggunakan *Python* sangat beragam. Salah satu keunggulan utama *Python* adalah kemampuannya untuk berjalan di berbagai platform, termasuk *Windows*, *Mac*, *Linux*, dan *Raspberry Pi*. Sintaks yang sederhana dan mirip dengan bahasa Inggris membuat *Python* mudah dipahami, dan memungkinkan pengembang untuk menulis kode dalam lebih sedikit baris dibandingkan dengan beberapa bahasa pemrograman lainnya. *Python* beroperasi dengan sistem interpreter, yang berarti bahwa kode dapat dieksekusi langsung setelah ditulis. Hal ini memungkinkan pembuatan prototipe yang sangat cepat. Selain itu, *Python* mendukung berbagai paradigma pemrograman, seperti pemrograman prosedural, berorientasi objek, dan fungsional, serta dilengkapi dengan banyak pustaka yang siap digunakan. *Python* memiliki beberapa versi, yaitu *Python 2* dan *Python 3*. Versi terbaru yang utama adalah *Python 3*, yang akan kita gunakan dalam buku ini. Meskipun *Python 2* tidak lagi mendapatkan pembaruan selain perbaikan keamanan, versi ini masih cukup populer di kalangan banyak pengguna (Ma'arif, 2020).



Gambar 10. Program Python

2.10. Intensitas Cahaya pada Citra Visual Buah

Pengolahan citra digital merupakan sebuah disiplin ilmu yang mempelajari berbagai teknik untuk mengolah citra. Citra yang dimaksud mencakup gambar diam seperti foto, serta gambar bergerak yang berasal dari *webcam*. Istilah "digital" di sini menunjukkan bahwa proses pengolahan citra dilakukan secara digital menggunakan komputer. Secara matematis, citra dapat dipahami sebagai fungsi kontinu yang menggambarkan intensitas cahaya dalam bidang dua dimensi. Untuk dapat diproses oleh komputer, citra tersebut perlu direpresentasikan dalam bentuk numerik dengan nilai-nilai diskrit. Proses mengubah fungsi kontinu menjadi nilai-nilai diskrit ini dikenal sebagai digitalisasi citra. Sebuah citra digital sendiri dapat direpresentasikan melalui matriks dua dimensi $f(x,y)$ yang terdiri dari M kolom dan N baris. Pada titik perpotongan antara kolom dan baris, terdapat elemen yang disebut piksel (*Pixel = picture element*), yang merupakan elemen terkecil dari sebuah citra (Tompunu, 2011).

Berikut merupakan elemen-elemen yang ada dalam citra digital:

1. Kecerahan (*Brightness*)

Kecerahan mengacu pada intensitas cahaya yang dipancarkan oleh piksel dalam citra yang ditangkap oleh sistem penglihatan. Pada setiap titik (piksel) dalam citra, kecerahan mencerminkan intensitas rata-rata dari area di sekitarnya.

2. Kontras (*Contrast*)

Kontras menunjukkan sebaran terang dan gelap dalam sebuah citra. Citra yang baik memiliki distribusi gelap dan terang yang merata, menciptakan keseimbangan visual yang enak dipandang.

3. Kontur (*Contour*)

Kontur terbentuk dari variasi intensitas antara piksel-piksel yang saling bertetangga. Perubahan intensitas inilah yang membantu mata kita mengenali tepi-tepi objek dalam citra.

4. Warna

Warna adalah persepsi yang muncul ketika sistem visual menangkap panjang gelombang cahaya yang dipantulkan oleh objek.

5. Bentuk (*Shape*)

Bentuk merupakan sifat intrinsik dari objek tiga dimensi. Ini adalah karakteristik utama yang membantu sistem visual manusia dalam mengenali dan membedakan objek.

6. Tekstur (*Texture*)

Tekstur ditandai oleh distribusi spasial dari tingkat keabuan dalam sekumpulan piksel yang berdekatan. Sifat ini mencakup karakteristik daerah yang cukup luas, sehingga pola tersebut dapat berulang di area tersebut. Tekstur menciptakan keteraturan dari pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel dalam citra digital. Informasi tekstur ini dapat digunakan untuk membedakan sifat permukaan suatu objek, baik itu kasar maupun halus, serta menggambarkan karakteristik spesifik dari kekasaran dan kehalusan permukaan, tanpa terpengaruh oleh warna permukaan tersebut.

Proses peningkatan dan perbaikan citra merupakan salah satu aspek dalam pemrosesan citra digital yang menarik dan relatif sederhana. Pendekatan ini sangat diperlukan mengingat seringkali citra yang menjadi objek kajian memiliki kualitas yang kurang baik. Misalnya, citra tersebut dapat mengalami gangguan *noise* saat dikirim melalui saluran transmisi, terlihat kurang tajam atau kabur, serta memiliki pencahayaan yang terlalu terang atau gelap. Secara umum, tujuan dari teknik penyempurnaan ini adalah untuk menampilkan detail yang tersembunyi atau menonjolkan fitur-fitur tertentu yang menarik dalam sebuah gambar, sehingga

memudahkan interpretasi oleh mata manusia. Contoh sederhana dari proses ini adalah pengaturan kecerahan dan kontras. Dalam tahap ini, ciri-ciri tertentu dalam citra akan lebih terlihat jelas. Secara matematis, peningkatan kualitas citra dapat dipahami sebagai transformasi citra dari $f(x, y)$ menjadi $f'(x, y)$, di mana karakteristik yang ada pada $f(x, y)$ menjadi lebih menonjol. Berikut ini adalah beberapa proses yang termasuk dalam perbaikan kualitas citra:

a. Pengubahan kecerahan gambar (*image brightness*)

Untuk membuat citra menjadi lebih terang atau lebih gelap, kita perlu melakukan pengubahan kecerahan. Kecerahan atau kecermerlangan suatu gambar dapat ditingkatkan atau dikurangi dengan menambahkan atau mengurangi sebuah konstanta pada setiap pixel di dalam citra.

Proses ini menyebabkan pergeseran pada histogram citra. Dalam istilah matematis, operasi ini dapat ditulis sebagai $f(x, y)' = f(x, y) +$

b. Jika nilai b positif, kecerahan gambar akan meningkat, sementara jika b negatif, kecerahan gambar akan berkurang.

b. Peregangan kontras (*contrast stretching*)

Kontras mencerminkan distribusi tingkat terang dan gelap dalam sebuah gambar. Citra dapat digolongkan ke dalam tiga kategori kontras: kontras rendah, kontras baik (normal), dan kontras tinggi. Ketiga kategori ini umumnya dibedakan secara intuitif. Citra kontras rendah ditandai dengan dominasi warna terang atau gelap dalam komposisinya, serta histogramnya menunjukkan kelompok nilai derajat keabuan yang terbatas, baik di sisi kiri (nilai rendah) maupun di sisi kanan (nilai tinggi). Namun, sebuah citra juga dapat dianggap kontras rendah jika nilai-nilai keabuannya terpusat di tengah histogram meskipun tidak terlalu terang atau gelap.

Sementara itu, citra dengan kontras baik menunjukkan rentang nilai keabuan yang luas tanpa ada nilai tertentu yang mendominasi, sehingga histogramnya menunjukkan sebaran nilai yang relatif merata. Citra kontras tinggi juga memiliki rentang nilai yang lebar, namun dengan area gelap yang signifikan dan area terang yang luas. Sebagai contoh, gambar yang menampilkan langit cerah dengan latar depan gelap merupakan contoh citra kontras tinggi, dan histogramnya akan memperlihatkan dua puncak,

satu di area nilai rendah dan yang lainnya di area nilai tinggi. Kualitas citra kontras rendah dapat ditingkatkan melalui operasi peregangan kontras, di mana nilai-nilai keabuan *pixel* akan direntang dari 0 hingga 255 pada citra 8-bit, sehingga seluruh nilai keabuan dapat digunakan secara merata.

c. Pengubahan Histogram Citra

Untuk memperoleh histogram citra yang sesuai dengan keinginan, perlu dilakukan perubahan pada penyebaran nilai-nilai intensitas citra tersebut. Terdapat dua metode yang dapat digunakan untuk melakukan pengubahan ini berdasarkan histogram:

1. Perataan Histogram (*Histogram Equalization*): Metode ini mengubah nilai-nilai intensitas dalam citra sehingga penyebarannya menjadi lebih seragam (*uniform*).
2. Spesifikasi Histogram (*Histogram Specification*): Dalam metode ini, nilai-nilai intensitas diubah agar menghasilkan histogram dengan bentuk yang telah ditentukan oleh pengguna.

d. Penghalusan Citra (*Image Smoothing*)

Penghalusan citra bertujuan untuk mengurangi gangguan (*noise*) yang sering muncul akibat hasil awal yang tidak optimal, seperti *noise* dari sensor atau *grain* pada foto, serta akibat saluran transmisi data. Gangguan ini umumnya terlihat sebagai variasi intensitas pada sebuah *pixel* yang tidak sejalan dengan *pixel-pixel* di sekitarnya, dan dapat dengan mudah dikenali dengan mata. *Pixel* yang mengalami gangguan cenderung memiliki frekuensi tinggi berdasarkan analisis frekuensi menggunakan transformasi *Fourier*. Sebaliknya, komponen citra dengan frekuensi rendah biasanya memiliki nilai *pixel* yang konstan atau berubah sangat perlahan. Proses penghalusan citra dilakukan untuk menekan komponen berfrekuensi tinggi sambil memperkuat komponen berfrekuensi rendah, dan dapat dilakukan baik di ranah spasial maupun ranah frekuensi. Pada ranah spasial, penghalusan dilakukan dengan cara mengganti intensitas sebuah *pixel* dengan rata-rata dari nilai *pixel* itu sendiri bersama dengan *pixel-pixel* tetangganya.

e. Penajaman Tepian (*Edge Sharpening*)

Operasi penajaman bertujuan untuk memperjelas tepian pada objek yang terdapat dalam citra. Penajaman adalah kebalikan dari penghalusan, karena operasi ini mengurangi bagian citra yang tampak lembut. Proses ini dilakukan dengan menggunakan filter lolos-tinggi (*high-pass filter*) yang memperkuat komponen berfrekuensi tinggi, seperti tepian objek, sekaligus menurunkan komponen berfrekuensi rendah. Akibatnya, tepian objek akan terlihat lebih tajam dibandingkan dengan latar belakangnya. Penajaman citra lebih berfokus pada tepian objek dan sering juga disebut penajaman tepian atau peningkatan kualitas tepian. Selain untuk mempertajam gambar, filter lolos-tinggi juga berguna untuk mendeteksi keberadaan tepian. Dalam hal ini, *pixel-pixel* di tepian ditampilkan lebih terang, sementara *pixel-pixel* non-tepian dibuat lebih gelap.

f. Pewarnaan Semu (*Pseudocolouring*)

Pewarnaan semu adalah proses memberikan warna tertentu kepada nilai-nilai *pixel* dalam citra skala abu-abu berdasarkan kriteria tertentu. Sebagai contoh, warna tertentu akan diberikan untuk interval derajat keabuan tertentu. Metode ini diterapkan karena mata manusia lebih mudah membedakan berbagai jenis warna.

g. Pengubahan *Geometric*

Proses ini ditujukan untuk mengatasi gangguan yang terjadi saat pengambilan citra, seperti pergeseran koordinat (translasi), perubahan ukuran, dan perubahan orientasi koordinat (*skew*). Pengubahan geometri ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dan sering disebut sebagai koreksi geometri. Koreksi geometri yang sederhana dapat dilakukan melalui operasi seperti rotasi, translasi, dan penskalaan citra (F. Yanu dkk., 2022).

2.11. Pengaruh Pemberian Konsentrasi CaCl_2

Teknologi pascapanen memainkan peran penting dalam menjaga kesegaran buah jambu kristal agar dapat bertahan lebih lama. Salah satu solusi yang dapat diterapkan adalah penggunaan bahan kimia seperti kalsium klorida (CaCl_2). Dalam penelitian yang dilakukan oleh Breemer (2015), aplikasi CaCl_2

pada buah tomat dengan konsentrasi 12% terbukti efektif dalam mempertahankan kekerasan buah serta menekan kehilangan berat. Selain itu, Turmanidze et al. (2017) menyatakan bahwa untuk menjaga kualitas buah blackberry selama penyimpanan dingin, pencelupan dengan CaCl_2 dapat diterapkan. Pengontrolan suhu selama penyimpanan juga sangat penting dilakukan demi memperpanjang masa simpan buah. Salah satu metode untuk menekan penurunan mutu buah adalah dengan penyimpanan pada suhu rendah (Lestari dkk., 2019).

Kalsium klorida diketahui mampu meminimalkan kerugian pascapanen akibat kerusakan mekanis dan patologi. Ion kalsium dapat mempertahankan dinding sel buah, sehingga mengurangi kerusakan mekanis dan fisiologis. Selain mengurangi tingkat kerusakan, CaCl_2 juga memiliki kemampuan untuk mempertahankan kualitas dan kuantitas buah, termasuk bentuk, warna, tekstur, nilai gizi, kandungan organik, dan vitamin. Penggunaan CaCl_2 dilaporkan mampu menjaga kualitas fisiologi beberapa buah klimaterik, seperti mangga (*Mangifera indica*), pepaya (*Carica papaya*), tomat (*Solanum lycopersicum syn*), dan pisang (*Musa paradisiaca*). Hal ini disebabkan oleh kemampuan ion Ca^{2+} untuk berikatan dengan senyawa pektin, yang kemudian menghambat laju oksigen masuk ke dalam jaringan, serta menghalangi keluarnya karbondioksida dari dalam jaringan buah. Akibatnya, proses respirasi dan daya simpan buah klimaterik dapat dipengaruhi dengan positif (Feni dkk., 2022).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat

Penelitian ini berlangsung pada bulan Desember 2024 hingga Januari 2025 di Laboratorium Daya dan Alat Mesin serta PT. Great Giant Foods yang terletak di Terbanggi Besar, Kabupaten Lampung Tengah, Lampung dengan kode pos 34163. Lokasi ini dipilih karena memiliki produksi jambu kristal yang representatif serta fasilitas pengolahan yang mendukung pelaksanaan penelitian.

3.2. Alat dan Bahan

3.2.1. Alat

Alat yang digunakan pada penelitian ini, antara lain sebagai berikut :

a. *Display* Putar

Alat ini digunakan untuk memotret sampel dari berbagai sudut secara otomatis, sehingga menghasilkan foto 360° atau model 3D dari objek tersebut.

b. LED RGB WS2812b 5V

LED RGB WS2812b 5V digunakan sebagai kontrol cahaya karena kemampuannya untuk mengatur warna dan intensitas cahaya sendiri pada setiap LED di strip.

c. *Power Supply* 5V 10A 50W

Power supply digunakan untuk menghidupkan lampu LED seperti WS2812b RGB LED. LED ini memerlukan pasokan listrik 5V yang stabil agar dapat menghasilkan pencahayaan seragam dan warna yang akurat.

d. *Raspberry Pi Camera Module V3 12 MP NOIR*

Raspberry Pi camera module V3 12 MP NOIR digunakan dalam sistem citra visual untuk menangkap gambar atau video dengan kemampuan unggulan, khususnya dalam kondisi cahaya rendah atau pemotretan inframerah.

e. *Raspberry Pi*

Digunakan untuk mengintegrasikan camera dan LED serta *display* putar guna memotret gambar sampel.

f. Kotak Studio Mini

Ruang yang digunakan untuk menciptakan pencahayaan yang optimal saat memotret objek atau produk dalam proyek citra visual. Fungsi utama kotak studio visual adalah menyediakan kontrol penuh atas kondisi pencahayaan dan latar belakang, yang memungkinkan pengambilan gambar yang tajam, detail, dan konsisten.

g. *PyCharm Community Edition*

PyCharm adalah versi *open-source* dari *PyCharm* yang dikembangkan oleh JetBrains dan dirancang khusus untuk bahasa pemrograman *Python*. Versi ini menyediakan fitur dasar seperti *syntax highlighting*, *code completion*, *debugging*, serta integrasi dengan *Python interpreter*, sehingga memungkinkan pengguna menulis dan mengeksekusi kode *Python* secara terpadu. Dengan sifatnya yang gratis dan fungsional, *PyCharm Community Edition* banyak digunakan dalam kegiatan akademik, penelitian, maupun pengembangan perangkat lunak skala kecil hingga menengah.

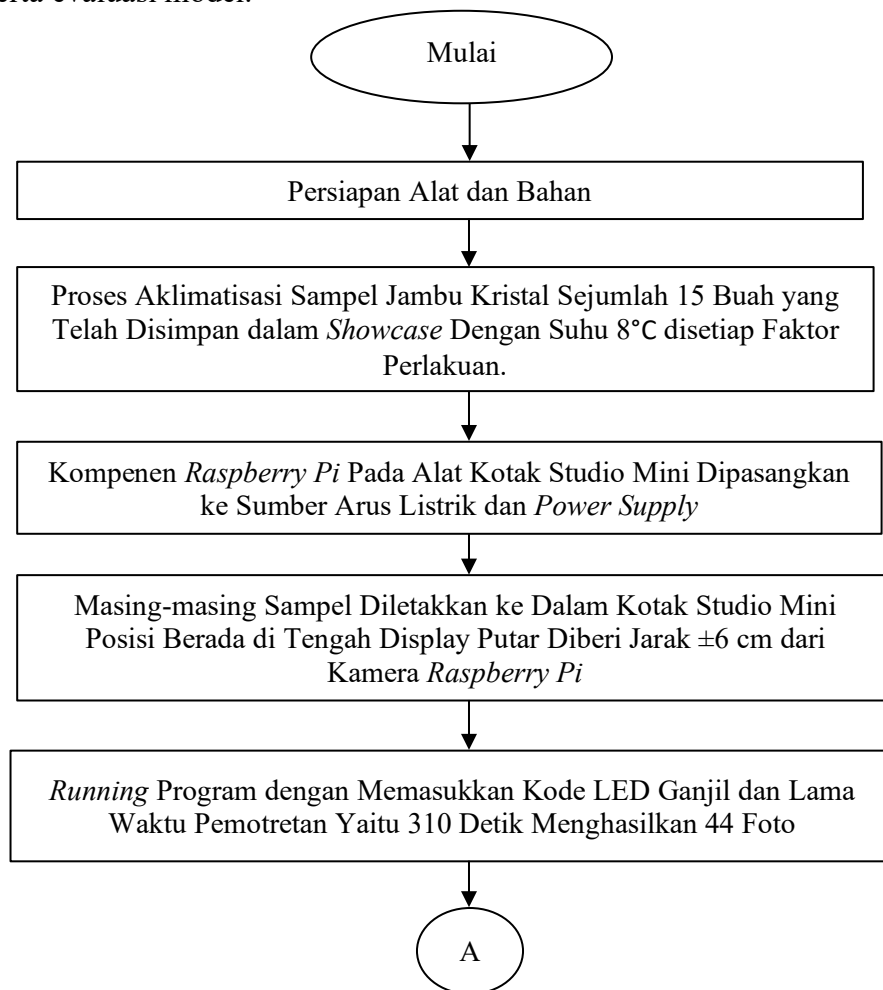
3.2.2. Bahan

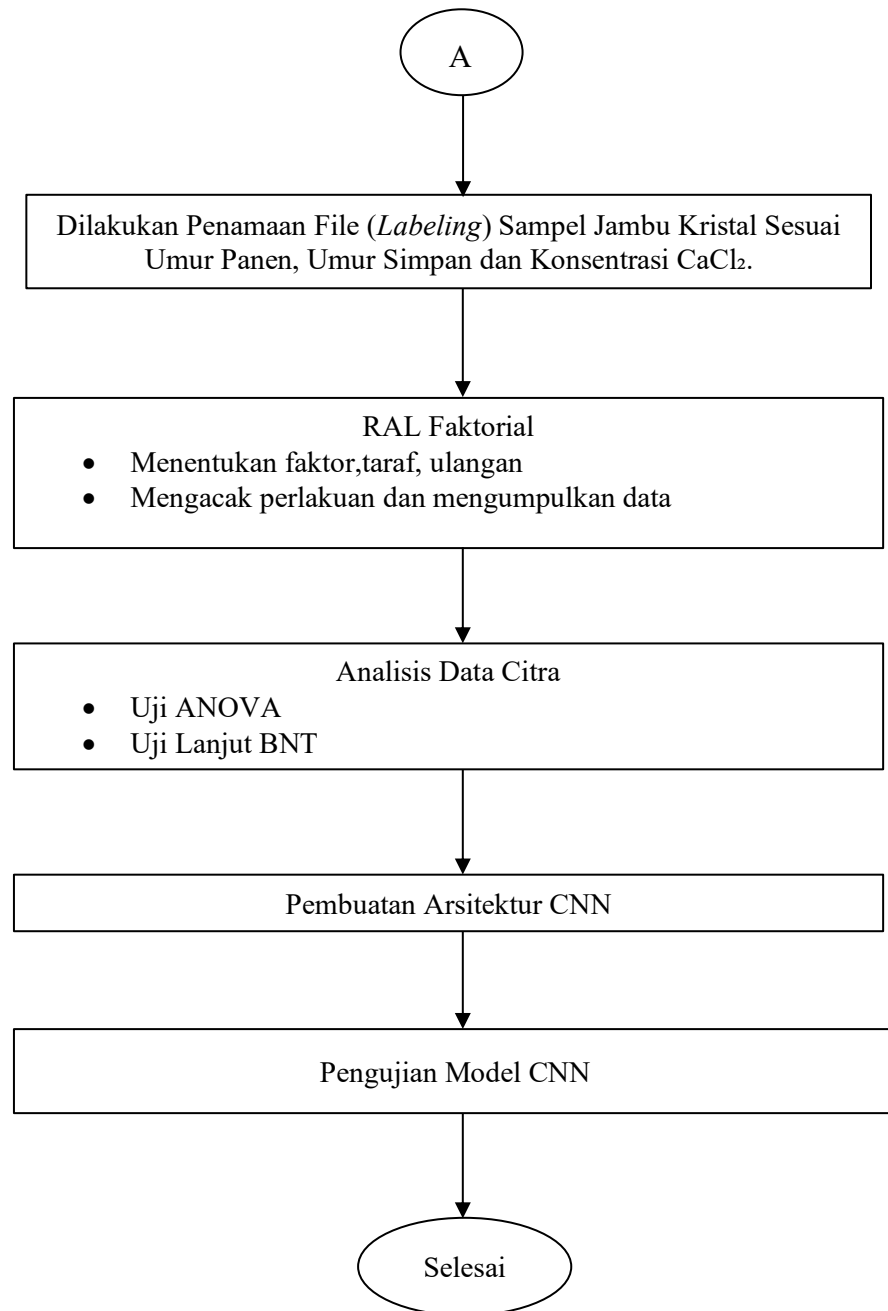
Dalam penelitian ini bahan yang digunakan, yakni jambu kristal. Jambu kristal digunakan sebagai objek penelitian untuk mengklasifikasikan tingkat pemasakkan buah berdasarkan *citra visible* yang dihasilkan menggunakan *camera*. Citra yang didapat selanjutnya dianalisis memakai metode *Convolutional Neural Network*, yang dirancang untuk mengidentifikasi pola visual yang menunjukkan perbedaan berbagai

tahap kematangan jambu kristal. Dimana proses ini melibatkan pengumpulan data citra dari jambu kristal yang telah dikategorikan dalam beberapa tingkat kematangan, kemudian dilakukan pelatihan model CNN untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kematangan berdasarkan fitur visual yang ada dalam *citra visible*.

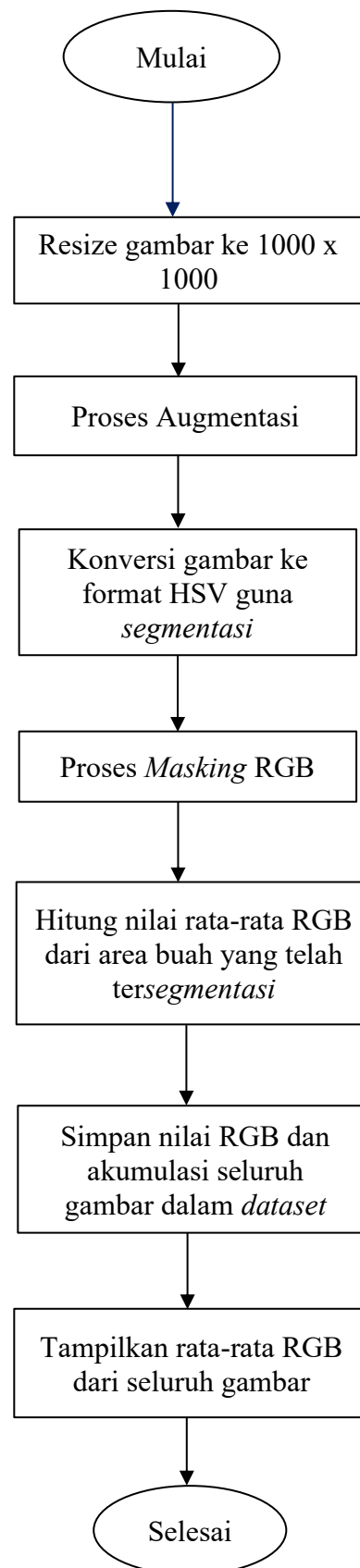
3.3. Tahapan Penelitian

Metode penelitian untuk klasifikasi tingkat kematangan buah jambu kristal dengan menggunakan CNN meliputi serangkaian tahapan yang sistematis. Penelitian ini menggunakan citra *visible* pada jambu kristal untuk mengklasifikasikan tingkat kematangannya. Tahapan yang dilalui mencakup akuisisi data, praproses data, pembagian data, pelatihan model CNN, serta evaluasi model.

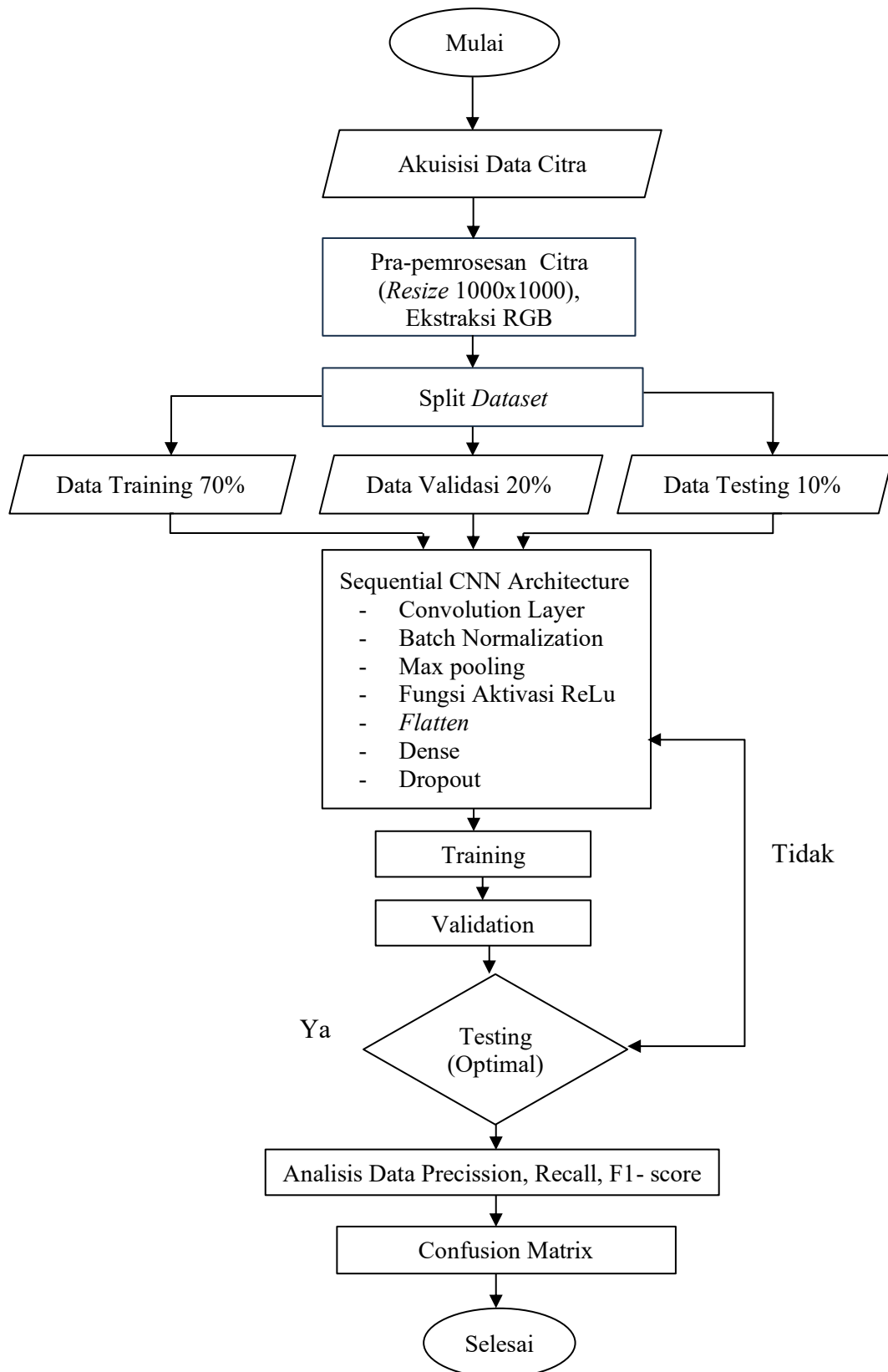




Gambar 11. Diagram Alir Penelitian



Gambar 12. Diagram Pengolahan Citra RGB



Gambar 13. Diagram Alir Proses Pelatihan CNN untuk Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Kristal Berdasarkan Umur Panen 7, 8 dan 9 Minggu.

3.3.1. Metode Pengambilan Data

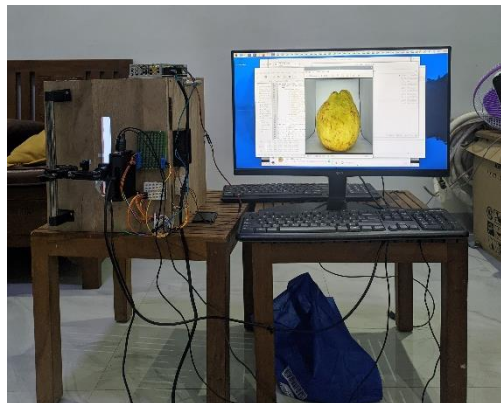
Metode pengumpulan data dalam penelitian ini adalah, sebagai berikut :

- a. Jumlah data sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 45 sampel yang terdiri dari 3 waktu panen meliputi 7 minggu, 8 minggu dan 9 minggu. Adapun 3 dosis pemberian CaCl_2 meliputi 0 %, 2% dan 5%.
- b. Pengambilan gambar masing-masing sampel yakni :
 - Dosis Pemberian CaCl_2
Dosis CaCl_2 0% sebanyak 44 kali pengambilan gambar, dosis CaCl_2 2% sebanyak 44 kali pengambilan gambar, dan dosis CaCl_2 5% sebanyak 44 kali pengambilan gambar.
 - Waktu Panen
Untuk waktu panen 7 minggu dilakukan pengambilan gambar sebanyak 44 kali, waktu panen 8 minggu dilakukan pengambilan gambar sebanyak 44 kali, dan waktu panen 9 minggu dilakukan pengambilan gambar sebanyak 44 kali.
- c. Fungsi Banyaknya Pengambilan Jumlah Foto Sampel
Pengambilan foto dalam jumlah banyak dan *augmentasi* data memiliki hubungan yang saling mendukung dalam penelitian citra visual menggunakan *Convolutional Neural Network*. Foto sampel yang diambil dari berbagai sudut, pencahayaan, dan kondisi membantu menciptakan *dataset* yang representatif terhadap kondisi nyata, sehingga memudahkan model CNN dalam belajar mengenali pola visual yang kompleks. Namun, pengambilan foto sampel sering kali membutuhkan banyak waktu dan sumber daya. Di sinilah *augmentasi* data menjadi penting, karena teknik ini memungkinkan pembuatan variasi tambahan dari *dataset* yang ada melalui manipulasi gambar, seperti rotasi, *flip*, perubahan skala, atau penambahan *noise*. Dengan kombinasi keduanya, *dataset* menjadi lebih kaya dan model CNN lebih stabil terhadap variasi, yang meningkatkan akurasi klasifikasi. Pendekatan ini telah terbukti efektif dalam berbagai penelitian pencitraan visual (Shorten & Khoshgoftaar, 2019).

3.3.2. Proses Pengambilan Data Sampel

Tahapan pengambilan citra digital ialah sebagai berikut :

1. Disiapkan sampel jambu kristal yang terdiri atas umur panen 7,8 dan 9 minggu dan konsentrasi CaCl_2 0%, 2% dan 5%. sejumlah 15 buah.
2. Masing-masing sampel diletakkan ke dalam kotak studio mini dengan posisi berada di tengah display putar diberi jarak ± 6 cm dari sensor kamera *raspberry Pi*.
3. Runing program dengan memasukkan kode LED ganjil dan lama waktu pemotretan yang telah ditentukan selama 310 detik yang menghasilkan foto sebanyak 44 foto.
4. Kemudian dilakukan penamaan file (*Labeling*) sampel jambu kristal sesuai umur panen, umur simpan dan konsentrasi CaCl_2 .
5. Pengolahan data citra dilakukan dengan program *python*, file citra yang telah disimpan selanjutnya dilakukan pembacaan, kemudian menetapkan *Region of Interest* (ROI) ialah pengambilan bagian objek citra yang akan menjadi objek untuk diproses informasinya. Pada tahap akhir dilakukan konversi citra menjadi skala abu-abu.



Gambar 14. Proses Pengambilan Data Sampel

Tabel 3. Jumlah Foto Perlakuan Buah Jambu Kristal.

Perlakuan Umur Panen	Jumlah Sampel	Foto per Sampel	Total Foto
Minggu ke-7	15	44	3.960
Minggu ke-8	15	44	3.960
Minggu ke-9	15	44	3.960
Total	45	44	11.880

3.4. Rancangan Penelitian

Penelitian ini menerapkan rancangan acak lengkap faktorial (RALF) dengan tiga faktor. Faktor pertama adalah konsentrasi larutan CaCl_2 yang terdiri atas 3 taraf perlakuan, faktor kedua ialah umur panen yang terdiri dari 3 taraf perlakuan dan faktor ketiga umur simpan yang terdiri atas 3 taraf perlakuan dengan menggunakan jambu kristal sebagai sampel yang didapatkan dari PT. Great Giant Foods Terbanggi Besar, Lampung Tengah. Dimana buah jambu kristal yang digunakan sebagai sampel merupakan buah yang dipanen pada umur 7, 8 dan 9 minggu, dengan implementasi konsentrasi CaCl_2 yang bervariasi diantaranya 0%, 2% dan 5%. Pada sampel buah jambu kristal akan disimpan di suhu 8° selama 15 hari, selanjutnya data akan diambil pertiga hari yakni pada hari ke-0, 3, 6, 9, 12, dan 15 jambu kristal dalam keadaan terbungkus *wrap*. Perlakuan pada penelitian ini adalah hasil kombinasi antar faktor dari seluruh taraf perlakuan. Maka dalam penelitian ini terdapat $3 \times 3 \times 6$ kombinasi atau 18 kombinasi. Pada penelitian ini masing-masing dilakukan dalam 5 kali ulangan, sehingga secara keseluruhan memperoleh 54 kombinasi perlakuan, yakni 3×18 kombinasi atau $3 \times 3 \times 5$ unit percobaan. Rancangan penelitian ini ditunjukkan dalam Tabel 4. di bawah ini.

Tabel 4. Rancangan Penelitian

P	C	H	Ulangan
7	0%	0, 3, 6, 9, 12, 15	5
	2%		
	5%		
8	0%	0, 3, 6, 9, 12, 15	5
	2%		
	5%		
9	0%	0, 3, 6, 9, 12, 15	5
	2%		
	5%		

Keterangan :

P = Umur Panen Minggu Ke-7, 8 dan 9.

C = Variasi Konsentrasi CaCl_2 0%, 2% dan 5%.

H = Umur Simpan Hari Ke- 0, 3, 6, 9, 12 dan 15.

3.5. Teknik Pengolahan Citra Digital

Teknologi ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas jambu biji sesuai dengan Standar Nasional Indonesia, terutama dari segi penampilan luar. Proses ini dilakukan dengan membandingkan komposisi warna RGB yang diperoleh dari citra buah. Metode komputasi ini merupakan bentuk pengamatan visual tidak langsung, menggunakan kamera sebagai alat pengolah citra, di mana gambar yang diambil kemudian diproses menggunakan perangkat lunak. Teknik pengolahan citra digital ini bertujuan untuk mempermudah dan mempercepat proses pengujian tingkat kematangan buah. Input pada proses klasifikasi melibatkan karakteristik nilai fitur citra yang diperoleh melalui tahap ekstraksi fitur warna dengan menggunakan mean RGB. Fitur RGB dipilih karena kematangan buah jambu biji dapat dikenali dari perubahan warna dan tekstur permukaannya (Prahudaya dkk., 2017). Pengolahan warna RGB terbilang mudah dan sederhana, karena hanya membutuhkan pembacaan nilai R (*Red*), G (*Green*), dan B (*Blue*) dari setiap *pixel*. Melalui metode ini, warna yang dihasilkan dapat ditampilkan sekaligus diinterpretasikan sesuai dengan kebutuhan analisis. Di sisi lain, tujuan dari pengklasifikasian adalah untuk menetapkan kelas-kelas tertentu pada setiap contoh, sehingga dapat membantu pemahaman terhadap data yang ada dan memprediksi perilaku masalah baru.

3.6. CNN

a. Jumlah Data

Pada penelitian ini jumlah data sebanyak 54 sampel yang dimana setiap pengambilan foto masing-masing sampel sebanyak 44 kali pengambilan.

b. Neural Network

Jaringan Saraf (*Neural Network*) adalah sistem pengenalan informasi yang menirukan cara kerja jaringan saraf manusia. Dalam hal ini, informasi diproses melalui elemen-elemen sederhana yang dikenal sebagai neuron. Sinyal yang membawa informasi berpindah dari satu neuron ke neuron lain melalui penghubung yang memiliki bobot, yang dapat memodifikasi sinyal yang ditransmisikan. Penetapan bobot ini dilakukan melalui metode pembelajaran atau pelatihan, dan nilainya dapat berubah selama proses tersebut, sehingga meningkatkan akurasi sistem dalam menyelesaikan masalah. Setiap neuron juga dilengkapi dengan fungsi aktivasi yang menentukan *output* dari neuron tersebut (Ramadhan, 2022). Sebagai contoh, arsitektur dasar *Neural Network* terdiri dari tiga lapisan: lapisan masukan (*Input Layer*), lapisan tersembunyi (*Hidden Layer*), dan lapisan keluaran (*Output Layer*). Pertama, ada pola koneksi antar neuron yang dikenal sebagai arsitektur. Selanjutnya, metode yang digunakan untuk menentukan nilai bobot, yang disebut sebagai proses pembelajaran (*Data Training*), juga menjadi pembeda. Terakhir, fungsi aktivasi yang digunakan turut memberikan ciri khas pada setiap *Neural Network*. CNN merupakan bagian dari *Deep learning*, yang merupakan cabang dari *machine learning*. CNN menerapkan algoritma pemodelan tingkat tinggi untuk memproses data melalui transformasi nonlinier di berbagai lapisan jaringan saraf. Aplikasi dari *deep learning* mencakup pengenalan citra, pengenalan suara, klasifikasi, dan lain-lain. Hal ini menjadikan CNN sangat ideal untuk pengolahan citra berkualitas tinggi. Metode ini dapat diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman *Python*, yang bersifat *interpreted* dengan banyak fungsi yang dapat diakses dan memiliki filosofi desain yang mengutamakan keterbacaan kode. Proses konfigurasi pada CNN dilakukan dengan menggunakan *optimizer* Adam, serta penyesuaian arsitektur yang meliputi *convolution*, *max pooling*, *Flatten*, dan *dense*.

c. Klasifikasi citra pada CNN

Mengacu pada kemampuan model CNN dalam mengidentifikasi RGB melalui gambar, model ini memanfaatkan pembelajaran yang diperoleh selama proses pelatihan dengan data latih. Diharapkan, setelah dilatih, model CNN dapat mengenali pola dan fitur tertentu yang mencerminkan tingkat kematangan. Hal ini memungkinkan model untuk melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi pada data baru yang sebelumnya belum pernah dilihat.

d. Fungsi Aktivasi

Proses penerapan fungsi aktivasi berlangsung setelah tahap konvolusi dan sebelum tahap *pooling*. Fungsi aktivasi berperan penting dalam memastikan bahwa model jaringan saraf menghasilkan nilai non-linear. Dalam tahap ini, hasil dari konvolusi akan diberikan fungsi aktivasi. Beberapa fungsi yang sering digunakan di *layer* konvolusi meliputi fungsi *tanh* dan ReLU. Di antara keduanya, ReLU menjadi pilihan utama bagi banyak peneliti karena performanya yang lebih baik. Fungsi aktivasi ReLU bekerja dengan mengubah *output* neuron menjadi 0 jika *inputnya* negatif. Sebaliknya, jika nilai *inputnya* positif, maka *output* neuron akan sama dengan nilai *input* tersebut (Antoko dkk., 2021). Selain itu, terdapat juga grafik fungsi aktivasi penting lainnya yang digunakan di akhir model, yaitu fungsi *sigmoid* dan *softmax*. Fungsi *sigmoid* menerima angka sebagai *input* dan mengubahnya menjadi nilai dalam rentang 0 hingga 1. Fungsi ini biasanya diterapkan pada model klasifikasi yang hanya memiliki dua kelas maksimum. Sementara itu, fungsi *softmax* digunakan untuk klasifikasi yang melibatkan dua kelas atau lebih (Antoko dkk., 2021). *Softmax* merupakan fungsi aktivasi yang berfungsi untuk menghitung distribusi dari sebuah vektor bilangan real. Fungsi ini menghasilkan *output* dengan nilai antara 0 dan 1, di mana total dari semua kemungkinan selalu sama dengan 1. *Softmax* umumnya diterapkan pada model multi-kelas untuk mengidentifikasi kemungkinan tertinggi untuk setiap kelas.

e. Perbedaan kelas pada buah jambu kristal

Perbedaan kelas pada buah jambu kristal dapat dianalisis menggunakan *confusion matrix*, sebuah metode pengukuran yang umum dalam *machine learning* terawasi. Metode ini sangat berguna untuk memvisualisasikan tingkat ketidakpastian algoritma pada masing-masing kelas yang berbeda, serta dapat digunakan untuk menghitung akurasi tanpa bergantung pada algoritma klasifikasi tertentu. Tujuan utama penggunaan *confusion matrix* adalah untuk menghitung persentase ketepatan klasifikasi dalam pengujian data *records*. *Confusion matrix* disajikan dalam bentuk tabel yang sering digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Tabel ini terdiri dari baris dan kolom yang sesuai dengan jumlah kelas, dan menunjukkan nilai *false positives* (FP), yaitu data negatif yang keliru diidentifikasi sebagai positif; *false negatives* (FN), yaitu data positif yang keliru diidentifikasi sebagai negatif; *true positives* (TP), yaitu data positif yang benar diidentifikasi sebagai positif; dan *true negatives* (TN), yaitu data negatif yang benar diidentifikasi sebagai negatif. Berikut adalah persamaan yang digunakan dalam *confusion matrix*.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \dots\dots\dots(7.)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(8.)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(9.)$$

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Presisi}}{\text{Recall} + \text{Presisi}} \dots\dots\dots(10.)$$

f. Pengumpulan Data

Tahap pertama ialah pengumpulan data dan prosesnya dalam melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah jambu kristal, *dataset* citra buah jambu kristal dibutuhkan. Data citra buah jambu kristal diambil dari *Raspberry Pi Camera Module V3 12 MP NOIR* foto dalam format PNG dan dikumpulkan pada satu folder khusus. Data yang telah diperoleh selanjutnya dikonversi menjadi data citra buah jambu kristal dengan ukuran yang bervariasi. Seluruh citra buah jambu kristal tersebut digunakan dalam proses *training* dan

testing.

g. *Pre-processing Data*

Dataset yang diperoleh dari *Raspberry Pi Camera Module V3 12 MP NOIR* kemudian mengalami proses pra-pengolahan data. Tahap *preprocessing* citra dilakukan untuk memastikan data memiliki ukuran, skala, dan variasi yang konsisten sebelum diproses oleh CNN. Seluruh citra jambu kristal terlebih dahulu di-*resize* menjadi dimensi seragam (misalnya 224×224 piksel) agar input sesuai dengan kebutuhan arsitektur CNN dan beban komputasi lebih efisien. Selanjutnya, dilakukan normalisasi dengan mengubah nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1 sehingga proses pembelajaran lebih stabil dan konvergen lebih cepat. Untuk meningkatkan jumlah sampel efektif sekaligus memperbaiki kemampuan generalisasi model, diterapkan *data augmentation* berupa transformasi seperti rotasi, *flipping*, *zoom*, *shifting*, dan *shear*. Dengan langkah-langkah *preprocessing* ini, model CNN diharapkan mampu mengekstraksi fitur visual buah jambu kristal secara optimal tanpa terjebak pada pola tertentu yang terbatas pada dataset asli.

h. *Testing Data*

Sebelum memulai proses pelatihan, penting untuk melakukan tahap pengujian data terlebih dahulu. Pengujian data bertujuan untuk mengevaluasi dan mengukur performa dari suatu model *deep learning*, khususnya dalam hal ini adalah *Convolutional Neural Network*.

i. *Training Data*

Data yang telah melalui proses *preprocessing* dan pengujian selanjutnya akan diuji menggunakan teknik pelatihan. Tujuan dari pengujian dan pelatihan ini adalah untuk memperoleh berbagai metrik, seperti laporan klasifikasi yang mencakup akurasi, *F1 score*, *recall*, dan *precision*, serta nilai dari matriks kebingungan. Hasil yang diperoleh dari pengujian dan pelatihan data ini dapat digunakan untuk mengevaluasi kembali performa model, termasuk cara kerjanya, serta

untuk melakukan perbaikan dan tuning pada model tersebut.

j. Validasi Model

Menggunakan subset folder validasi untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan sangatlah penting. Hal ini dilakukan guna menyesuaikan parameter model dan mencegah terjadinya *overfitting*. Validasi model dilakukan menggunakan metode *hold-out validation*, di mana dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih sebesar 70% (8.313 citra), data validasi sebesar 20% (2.376 citra), dan data uji sebesar 10% (1.191 citra). Metode ini dipilih karena dataset relatif besar, sehingga pembagian tetap (*hold-out*) sudah cukup merepresentasikan distribusi data tanpa perlu menggunakan *k-fold cross-validation* yang lebih memakan waktu komputasi.

k. Pengujian

Setelah menyelesaikan tahap *preprocessing* data, penyusunan data pengujian, serta pelatihan data, langkah selanjutnya adalah pembuatan model dan proses pelatihan. Setelah itu, model perlu diuji. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa model *Convolutional Neural Network* dapat mengklasifikasikan dengan tepat apakah buah jambu kristal tersebut matang atau tidak.

l. Evaluasi Model

Model yang telah dilatih kemudian dievaluasi menggunakan data validasi untuk mengukur akurasi dan kemampuan generalisasinya. Untuk menilai model klasifikasi, kita mengambil label sebenarnya dari data validasi dan membandingkannya dengan label kelas yang telah ditentukan sebelumnya. Selanjutnya, model melakukan prediksi terhadap data validasi dan mendapatkan kelas prediksi untuk setiap sampel. Hasil dari prediksi ini kemudian digunakan untuk menghitung laporan klasifikasi, yang memberikan informasi rinci tentang kinerja model serta akurasi secara keseluruhan.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian serta pembahasan yang telah dijabarkan dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur CNN untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jambu kristal berdasarkan citra *visible*. Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari tiga blok *Conv2D* yang masing-masing diikuti oleh *BatchNormalization* dan *MaxPooling2D*, kemudian dilanjutkan dengan *Flatten*, *Dense*, dan *Softmax* sebagai *layer output* untuk klasifikasi tiga kelas (Minggu ke-7, 8, dan 9). Model tersebut mampu belajar secara efektif dari fitur visual pada citra buah dan menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* sangat potensial untuk tugas klasifikasi objek berbasis citra pertanian.
2. Hasil penelitian ini menunjukkan keberhasilan dalam memberikan rekomendasi metode *grading* tingkat kematangan buah jambu kristal yang bersifat praktis dan aplikatif dalam mendukung kegiatan budidaya serta pascapanen. Melalui pemanfaatan citra *visible* yang diolah menggunakan arsitektur CNN, sistem klasifikasi yang dihasilkan mampu menjadi acuan dalam proses sortasi buah secara otomatis. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis pengolahan citra digital memiliki potensi besar untuk diterapkan pada level praktis, sehingga dapat membantu petani dalam menjaga konsistensi mutu, meningkatkan efisiensi, dan mendukung keberlanjutan usaha hortikultura.
3. Berdasarkan evaluasi terhadap hasil klasifikasi menggunakan data pengujian (*testing*), model CNN menunjukkan performa akurasi yang

cukup baik. Nilai akurasi yang diperoleh dari *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola visual dari buah jambu kristal pada setiap minggu umur panen dengan akurasi sebesar 82.79%. Hasil ini menegaskan bahwa citra *visible* dapat digunakan secara efektif untuk mendeteksi tingkat kematangan buah, dan CNN mampu mengekstraksi serta membedakan fitur warna, tekstur, dan bentuk dari buah jambu kristal secara otomatis.

5.2. Saran

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan jumlah citra yang lebih banyak dan bervariasi, baik dari sisi pencahayaan, posisi kamera, maupun kondisi latar belakang. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model CNN terhadap data baru yang lebih beragam, sehingga dapat digunakan pada kondisi lapangan secara nyata.
2. Untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, saran berikutnya adalah mengembangkan model dengan arsitektur CNN yang lebih dalam atau berbasis transfer learning seperti *MobileNet*, *VGG16*, atau *EfficientNet*. Model-model ini telah terbukti unggul dalam ekstraksi fitur citra, khususnya pada *dataset* dengan ukuran terbatas.
3. Dalam penelitian lanjutan, integrasi data non-visual seperti pengukuran kadar gula (*Brix*), kekerasan buah, atau tingkat keasaman dapat digunakan sebagai validasi terhadap hasil klasifikasi berbasis citra. Ini akan meningkatkan keakuratan dan kredibilitas sistem klasifikasi.
4. Model CNN yang telah dibangun dapat diimplementasikan lebih lanjut pada sistem berbasis *Raspberry Pi* atau *embedded system* yang dilengkapi kamera portable. Tujuannya adalah menciptakan alat klasifikasi kematangan buah secara otomatis di lapangan, yang mudah digunakan oleh petani dan pelaku usaha hortikultura.
5. Penelitian ini juga dapat dikembangkan untuk menghubungkan klasifikasi kematangan buah dengan Prediksi umur simpan buah jambu kristal, sehingga model tidak hanya membantu dalam proses sortasi, tetapi juga dalam pengambilan keputusan penyimpanan dan distribusi pascapanen.

DAFTAR PUSTAKA

- Antoko Dwi, T., Azhar Ridani, M., & Eko Minarno, A. (2021). Klasifikasi Buah Zaitun Menggunakan Convolution Neural Network. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 10(2), 119–126.
<https://doi.org/10.34010/komputika.v10i2.4475>
- Arkadia, A., Damayanti, S. A., & Prasvita, D. S. (2021). *Klasifikasi Buah Mangga Badami untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN*.
- Asghany, Y., Perdana, R. S., & Setiawan, B. D. (2017). *Pengembangan Multimodal Convolutional Neural Network untuk Grading Buah Jambu Kristal dengan Dua Perspektif Citra*.
- Bahri, S., Sunyoto, A., & Kurniawan, M. P. (2024). Klasifikasi Hama pada Daun Sawi Menggunakan CNN dengan Algoritma Xception dan Optimasi Adam. *Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, 6(2), 359–370. <https://doi.org/10.33650/jeecom.v6i2.9529>
- Breemer, R., Picauly, P., & Polnaya, F. J. (2015). Pengaruh Pemberian Kalsium Klorida dan Penghampaan Udara Terhadap Mutu Buah Tomat. *Agritekno: Jurnal Teknologi Pertanian*, 4(2), 56–61.
<https://doi.org/10.30598/Jagritekno.2015.4.2.56>
- Budi Utami Fahnun & Reza Pangestu. (2022). Sistem Remote Kontrol pada Robot

- Mobil Via Web Berbasis Raspberry Pi. *Jurnal Ilmiah Teknik*, 1(2), 143–153.
<https://doi.org/10.56127/juit.v1i2.204>
- Christianto, E. (2021). Implementation of Convolutional Neural Network on Images for Starlings Classification. *Jurnal Teknik Informatika*.
- Dalimunthe, A. (2021). *Deteksi Kematangan Buah Manggis Berdasarkan Fitur Warna Citra Kulit Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna Hsv*.
- Dijaya, R. (2023). *Buku Ajar Pengolahan Citra Digital*. Umsida Press.
<https://doi.org/10.21070/2023/978-623-464-075-5>
- Dirpan, A., Nurfaidah Rahman, A., Tahir Sapsal, M., M. Tahir, M., & Dewitara, S. (2021). Color and Organoleptic Changes of the Golek Mango Fruit (*Mangifera indica L.*) on Zero Energy Cool Chamber (ZECC) Storage Method with Packaging Combination. *Jurnal Agritechno*, 66–75.
<https://doi.org/10.20956/at.v14i2.474>
- F. Yanu, M., Yuwono, B., & P. Boedi, D. (2022). *Dasar Pengolahan Digital Edisi 2022* (2022 ed.). Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat. UPN Veteran Yogyakarta.
- Fadjeri, A., Setyanto, A., & Kurniawan, M. P. (2020). Pengolahan Citra Digital untuk Menghitung Ekstraksi Ciri Greenbean Kopi Robusta dan Arabika (Studi Kasus: Kopi Temanggung). *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKomSiN)*, 8(1). <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i1.462>
- Feni, E. I., & Tapilouw, M. C. (2022). Pemanfaatan Kalsium Klorida untuk Mempertahankan Kualitas Buah Klimaterik / Utilization of Calcium Chloride to Maintain Climateric Fruit Quality. *Jurnal Penelitian dan Pengembangan Pertanian*, 41(1), 55.

<https://doi.org/10.21082/jp3.v41n1.2022.p55-63>

Hanifah, A. I., & Hermawan, A. (2023). Klasifikasi Kematangan Pisang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 12(2), 49–56.

<https://doi.org/10.34010/komputika.v12i2.9999>

Hastungkoro, A. W., Putro Wicaksono, A. D., & Diah Rosita, Y. (2024). Klasifikasi Kualitas dan Kematangan Pisang Cavendish Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal SAINTEKOM*, 14(2), 185–194.

<https://doi.org/10.33020/saintekom.v14i2.686>

Hutami, R., Nur'utami, D. A., & Herliana, L. (2020). *Karakteristik Fisikokimia dan Sensori Sirup Jambu Biji Varietas Kristal (Psidium Guajava L.) Physicochemical and Sensory Characteristics of Crystal Guava (Psidium Guajava L.) Syrup*. 11.

Kurniawan, T. W. (2022). *Pengaruh Etilen pada Buah Pepaya Terhadap Pematangan Buah Pisang Kepok (Musa Paradisiaca L.)*.

Lestari, W., & Kurnia Dwi, T. (2019). Pengaruh Konsentrasi Kalsium Klorida (CaCl_2) dan Suhu Simpan Terhadap Kualitas Buah Stroberi (*Fragaria x ananassa*). *Jurnal Teknologi Pertanian Andalas*. Vol. 23, No.2.

Ma'arif, Alfian (2020) *Buku Ajar Pemrograman Lanjut Bahasa Pemrograman Python*. Universitas Ahmad Dahlan. Yogyakarta.

Mahfudh, I., Santosa, G. W., & Pramesti, R. (2021). Stabilitas Ekstrak Kasar Klorofil-a dan b Rumput Laut *Caulerpa racemosa* (Forsskal) J. Agardh 1873 pada Suhu dan Lama Penyimpanan yang Berbeda. *Journal of Marine Research*, 10(2), 184–189. <https://doi.org/10.14710/jmr.v10i2.29685>

- Maya Kinanti Putri, A., & Fauzan Rozi, A. (2024). Implementasi Convolutional Neural Network dalam Menentukan Tingkat Kematangan Mentimun dan Tomat Berdasarkan Warna Kulit. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 10388–10394.
<https://doi.org/10.36040/Jati.V8i5.11076>
- Mulyanto, T. A., Habiby, M., Kurnadi, K., & Adam, R. (2021). Home Automation System dengan Menggunakan Raspberry Pi 4. *Jurnal Digit*, 11(1), 60. <https://doi.org/10.51920/Jd.V11i1.180>
- Novita, M., Satriana, S., & Hasmarita, E. (2015). Kandungan Likopen dan Karotenoid Buah Tomat (*Lycopersicum Pyriforme*) pada Berbagai Tingkat Kematangan: Pengaruh Pelapisan Dengan Kitosan dan Penyimpanan. *Jurnal Teknologi dan Industri Pertanian Indonesia*, 7(1), 35–39.
<https://doi.org/10.17969/jtipi.v7i1.2832>
- Nugraha, R. A., Hidayat, E. W., Kurniati, N. I., & Nur, R. (2022). Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis dan K- Nearest Neighbor.
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45–51.
<https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>
- Prajudaya, T. Y., & Harjoko, A. (2017). Metode Klasifikasi Mutu Jambu Biji Menggunakan KNN Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur. *Jurnal Teknosains*, 6(2), 113. <https://doi.org/10.22146/teknosains.26972>
- Putri, R. A. (2021). Metode Thermal Image untuk Pendeteksi Tingkat

Kematangan Buah Sebagai Faktor Penentu Mutu dan Masa Simpan Buah Jambu Biji (Psidium Guajava L.) 'Kristal' Sebagai Respon Terhadap Pelapis Buah dan Suhu Simpan.

Rahmadini, F., Julianti, E., & Lubis, Z. (2020). Warna Kulit dan Komposisi Kimia Buah Asam Gelugur (*Garcinia Atroviridis Griffith Et Anders.*) pada Tingkat Kematangan Yang Berbeda. *Jurnal Teknologi Industri Pertanian*.14.

Rahmawati, I. S., Hastuti, E. D., & Darmanti, S. (2011). Pengaruh Perlakuan Konsentrasi Kalsium Klorida (CaCl_2) dan Lama Penyimpanan terhadap Kadar Asam Askorbat Buah Tomat (*Lycopersicum esculentum Mill.*). *Buletin Anatomi dan Fisiologi*.1.

Ramadhan, M. A. (2022). *Computer Vision untuk mengetahui Kematangan Jambu Kristal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network.*

Refli. (2023). *Effectiveness Solution Calcium Chloride (CaCl_2) in Delaying Ripening of Fruit Tomato(Lycopersicum esculentumMill.)*. Open Science Framework. <https://doi.org/10.31219/osf.io/ytvzr>

Regina Lo, Alfred Edbert Yunanto, Rasya Nuhaifa Movia, Lambert Aditama Soehardjianto, Ferdinand Wangsa, Natalie Asdyo Lidjaja, & Rahmi Yulia Ningsih. (2023). Penggunaan Bahasa Pemrograman Python dalam Menganalisis Hubungan Kualitas Kopi dengan Lokasi Pertanian Kopi. *Jurnal Publikasi Teknik Informatika*, 2(2), 100–109. <https://doi.org/10.55606/jupti.v2i2.1752>

Romalasari, A., Susanto, S., Melati, M., & Junaedi, A. (2017). Perbaikan Kualitas Buah Jambu Biji (*Psidium guajava L.*) Kultivar Kristal dengan Berbagai

- Warna dan Bahan Pemberongsong. *Jurnal Hortikultura Indonesia*, 8(3), 155–161. <https://doi.org/10.29244/jhi.8.3.155-161>
- Roring, C. B., Mulyana, D. I., Lubis, Y. T., & Zamzami, A. R. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Bol Berdasarkan Warna Kulit Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Pendidikan Tambusai*. 6.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, 6(1), 60. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Simangunsong, V. Y., Perdana, R. S., & Dewi, C. (2017). *Implementasi Multi-View Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Kualitas Buah Jambu Kristal*.
- Sinaga, S. A., Perdana, R. S., & Setiawan, B. D. (2017). *Implementasi Multimodal Convolutional Neural Network dan Extreme Gradient Boosting untuk Grading Buah Jambu Kristal Skala Industri*.
- Subrata, I. D. M., & Rusdana, F. C. (2022). Penentuan Posisi Tiga Dimensi Buah Jambu Kristal Matang Menggunakan Penginderaan Stereo. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Pertanian dan Biosistem*, 10(1), 66–77. <https://doi.org/10.29303/jrpb.v10i1.329>
- Surbakti, N. M., Angelyca Angelyca, Anita Talia, Cecilia Br Perangin-Angin, Dina Olivia Nainggolan, Nia Devi Friskauly, & Sikap Ruth Br Tumorang. (2024). Penggunaan Bahasa Pemrograman Python dalam Pembelajaran Kalkulus Fungsi Dua Variabel. *Algoritma : Jurnal Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Kebumihan dan Angkasa*, 2(3), 98–107. <https://doi.org/10.62383/algoritma.v2i3.67>

- Syahid, A., Swibawa, I. G., Solikhin, S., & Fitriana, Y. (2021). Identifikasi Berbasis Morfologi Nematoda Puru Akar (*Meloidogyne Spp.*) pada Pertanaman Jambu Biji Kristal Di Provinsi Lampung. *Jurnal Agrotek Tropika*, 9(1), 35. <https://doi.org/10.23960/jat.v9i1.4781>
- Tompunu, A. N. (2011). *Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB*.
- Ulil Albab, Rony Darpono, & Fahreza Moch Revikansyah. (2023). Rancang Bangun Sistem Informasi Gempa Menggunakan Raspberry Pi Berbasis Web. *Jurnal Ilmiah Sains Teknologi dan Informasi*, 1(1), 11–20. <https://doi.org/10.59024/jiti.v1i1.118>
- Umah, D. L. (2023). *E-Booklet E-Booklet Karakteristik Morfologi Tanaman Karakteristik Morfologi Tanaman Jambu Kristal (Psidium Guajava L.)*.
- Supiyani, I., & Arifin, N. (2022). Identifikasi Nomor Rumah pada Citra Digital Menggunakan Neural Network. *Methodika: Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(1), 18–21. <https://doi.org/10.46880/mtk.v8i1.921>
- Wibowo, A., Hermanto, D. M. C., Lestari, K. I., & Wijoyo, H. (2021). Deteksi Kematangan Buah Jambu Kristal Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna Hsv (Hue Saturation Value) dan K-Nearest Neighbor. *INCODING: Journal of Informatics and Computer Science Engineering*, 1(2), 76–88. <https://doi.org/10.34007/incoding.v2i1.131>
- Wulandari., Chandra Kurnia S., Nafi Ananda U. (2024). Pengaruh aplikasi 1 – Methylcyclopropane Terhadap Umur Simpan Buah Jambu Biji Kristal (*Psidium Guajava L.*). *Seminar Nasional Kedaulatan Pertanian 2024*.

Volume 1, No. 1, 2024

Zahrotul Ilmi Wijayanti. (2024). Penerapan Teknologi CNN Dalam Proses
Pendeteksi Kematangan Buah Stroberi. *Uranus : Jurnal Ilmiah Teknik
Elektro, Sains dan Informatika*, 2(3), 01–12.
<https://doi.org/10.61132/uranus.v2i3.192>