

**PREDIKSI UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL (*Psidium guajava* L) BERDASARKAN FITUR *LOCAL BINARY PATTERN* (LBP)
MENGUNAKAN METODE *FAST CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (F-CNN)**

(Skripsi)

**Oleh
TRYA ROHANI**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

PREDIKSI UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL (*Psidium guajava* L) BERDASARKAN FITUR *LOCAL BINARY PATTERN* (LBP) MENGGUNAKAN METODE *FAST CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (F-CNN)

Oleh
TRYA ROHANI
2114071063

Skripsi

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

Pada

**Jurusan Teknik Pertanian
Fakultas Pertanian Universitas Lampung**



**FAKULTAS PERTANIAN
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

ABSTRAK

PREDIKSI UMUR PANEN BUAH JAMBU KRISTAL (*Psidium guajava* L) BERDASARKAN FITUR *LOCAL BINARY PATTERN* (LBP) MENGGUNAKAN METODE *FAST CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (F-CNN)

Oleh
TRYA ROHANI

Penelitian ini bertujuan untuk membangun arsitektur *sequential* dan menganalisis akurasi pada metode F-CNN untuk memprediksi kematangan buah jambu kristal (*Psidium guajava* L.) Salah satu alternatif yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi kematangan buah adalah menggunakan teknik *image processing* atau pengolahan citra digital dengan memanfaatkan arsitektur *sequential* F-CNN. Pengolahan citra pada buah jambu kristal dilakukan untuk mengenali tingkat kematangan berdasarkan Minggu panen dengan memanfaatkan fitur tekstur (*Local Binary Pattern*). Selanjutnya akan diproses menggunakan metode F-CNN yang terbagi atas tiga dataset, yaitu data *training* sebanyak 5670, data validasi sebanyak 1215 dan data *testing* sebanyak 1215 gambar, data uji dibagi menjadi 3 kelas kematangan dari Minggu panen Minggu ke-7, ke-8 dan ke-9. Hasil dari proses pelatihan terhadap model *sequential* pada penelitian ini mendapatkan nilai akurasi *training* sebesar 78,6% sedangkan pengujian terhadap data *testing* dan validasi mendapatkan nilai akurasi sebesar 62.88% .

Kata kunci : Jambu biji, *image processing*, F-CNN, LBP

ABSTRACT

PREDICTING THE HARVEST AGE OF CRYSTAL GUAVA (*Psidium guajava* L.) BASED ON LOCAL BINARY PATTERN (LBP) FEATURES USING THE FAST CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (F-CNN) METHOD

**BY
TRYA ROHANI**

This research aims to build a sequential architecture and analyze the accuracy of the F-CNN method for the prediction of ripeness of crystal guava fruit (*Psidium guajava* L.). One alternative that can be used to identify fruit ripeness is to use image processing techniques or digital image processing by utilizing the sequential F-CNN architecture. Image processing on crystal guava fruit is carried out to recognize the level of ripeness based on harvest age by utilizing texture features (Local Binary Pattern). Next, it will be processed using the F-CNN method which is divided into three datasets, namely training data of 5670, validation data of 1215 and testing data of 1215 images, the test data is divided into 3 maturity classes from the harvest age of Week 7, 8 and 9. The results of the training process on the sequential model in this study obtained an accuracy value of 78.6% while testing on the testing data obtained an accuracy value of 62.88%.

Keyword : Guava, Image Processing, F-CNN, LBP

Judul

: **PREDIKSI UMUR PANEN BUAH JAMBU
KRISTAL (*PSIDIUM GUAJAV A* L)
BERDASARKAN FITUR *LOCAL BINARY
PATTERN (LBP)* MENGGUNAKAN
METODE *FAST CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (F-CNN)***

Nama Mahasiswa

: **Trya Rohani**

Nomor Pokok Mahasiswa

: 2114071063

Jurusan

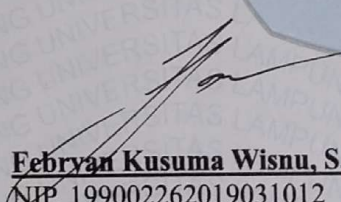
: Teknik Pertanian

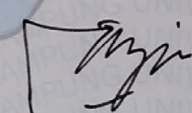
Fakultas

: Pertanian

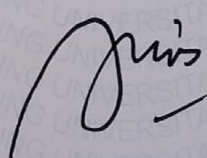
MENYETUJUI,

1. Komisi Pembimbing


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


Prof. Dr. Ir. Sugeng Triyono, M.Sc.
NIP. 196112111987031004

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

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

2. Dekan Fakultas Pertanian



Dr. Ir. Kuswanta Futas Hidayat, M.P.
NIP. 196411181989021002 .

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **6 Agustus 2025**

PERNYATAAN KEASLIAN HASIL KARYA

Bersamaan dengan pernyataan ini saya **Trya Rohani NPM 2114071063**, menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya saya yang dibimbing oleh Komisi Pembimbing, **1) Febryan Kusuma Wisnu, S.T.P., M.Sc. dan 2) Prof. Dr. Ir. Sugeng Triyono., M.Sc.** berdasarkan pada pengetahuan dan informasi yang telah saya dapatkan. Karya ilmiah ini berisi material yang dibuat sendiri dan hasil rujukan beberapa sumber lain (buku, jurnal, dll) yang telah dipublikasikan sebelumnya atau dengan kata lain bukanlah hasil dari plagiat karya orang lain.

Demikianlah pernyataan ini saya buat dan dapat dipertanggungjawabkan. Apabila dikemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 27 Agustus 2025

Yang membuat pernyataan



Trya Rohani

NPM. 2114071063

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Pekon Sukapura, Kecamatan Sumberjaya, Kabupaten Lampung Barat, Provinsi Lampung pada hari Rabu, 13 November 2002. Penulis merupakan anak ketiga dari empat bersaudara, putri dari Bapak Karsim dan Ibu Kartini. Penulis memulai pendidikan di Sekolah Dasar di SDN 2 Sukapura, lulus pada tahun 2015. Sekolah Menengah Pertama di SMPN 1 Sumberjaya, lulus pada tahun 2018. Sekolah Menengah Kejuruan di SMKN 1 Kebun Tebu Jurusan Agribisnis Tanaman Pangan dan Hortikultura (ATPH), dan lulus pada Tahun 2021.

Pada tahun 2021 penulis diterima sebagai mahasiswa di Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung melalui jalur PMPAP (Penerimaan Mahasiswa Perluasan Akses Pendidikan). Selama menjadi mahasiswa penulis aktif dalam organisasi Persatuan Mahasiswa Teknik Pertanian (PERMATEP), anggota bidang dana dan usaha (DANUS) pada tahun 2023, menjadi anggota Kemuslimahan Forum Studi Islam Fakultas Pertanian (FOSI FP) tahun 2022, Anggota bidang Community Development (Comdev) KSE Unila tahun 2024, ketua Asrama Mahasiswa Lampung Barat pada tahun 2023. Penulis juga merupakan awarde beasiswa Smart Scholarship, My Scholarship di YBM BRILian Bandar Lampung, Beswan beasiswa Karya Salemba Empat (KSE) tahun 2024 dan salah satu penerima beasiswa Petani Berjaya pada tahun 2024. Penulis pernah menjadi asisten dosen mata kuliah fisika dasar pada tahun 2024, asisten dosen mata kuliah mekanika mesin, dan asisten dosen mata kuliah Alat dan Mesin Pertanian pada tahun 2025. Penulis melaksanakan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) Periode 1 pada tahun 2024 selama 40 hari terhitung pada Bulan Januari sampai Februari tahun 2024 di Kampung Mesir Udik, Kecamatan Bahuga,

Kabupaten Way Kanan. Penulis melaksanakan Praktik Umum (PU) selama 30 hari kerja terhitung pada Bulan Juni sampai Agustus tahun 2024 di PT Madukismo, Kabupaten Bantul, Yogyakarta dengan judul “Pemanfaatan Limbah Cair Hasil Industri Pabrik Spiritus Madukismo Menjadi Pupuk Cair Hayati Majemuk (PUCAMADU)”.

HALAMAN PERSEMBAHAN

*“Jangan andalkan kekuatan diri sendiri, Libatkan Allah dalam setiap rencana,
setiap langkah, dan setiap kesulitan”*

(KH.Abdullah Gymnastiar)

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

Kedua Orang Tua

Bapakku Karsim dan Ibuku Kartini yang selalu mengupayakan segala yang
dimiliki baik berupa materi, tenaga, pikiran serta doa yang selalu terpanjat untuk
keberhasilanku

**Saudara kandungku Tete Anita Sari, Aa Ahmad Jaya Rucita, dan Adikku
Zarina Atsila**

Terima kasih selalu memberikan dukungan dan semangat kepadaku

SANWACANA

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat serta karunianya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“Prediksi Umur Panen Buah Jambu Kristal (*Psidium guajava L*) Berdasarkan Fitur Local Binary Pattern (LBP) Menggunakan Metode Fast Convolutional Neural Network (F-CNN)”** merupakan salah satu syarat untuk mendapatkan gelar Sarjana Teknik (ST) di Universitas Lampung.

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

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

4. Bapak Prof. Dr. Ir. Sugeng Triyono, M.Sc. selaku pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan, dukungan dan arahan dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Mareli Telaumbanua, S.T.P., M.Sc. selaku dosen pembahas yang telah memberikan saran serta masukannya sebagai perbaikan selama penulis menyusun skripsi ini.
6. Seluruh dosen dan civitas akademik jurusan Teknik Pertanian, yang telah banyak memberikan ilmu dan pengalaman.
7. Kedua orang tuaku tersayang Ibu Kartini dan Bapak Karsim, saudara saudariku Teteh Anita Sari, Teteh Ega Wati dan Aa Ahmad Jaya Rucita, adikku Zarina Atsila dan seluruh keluarga besar yang telah mendoakan.
8. Teman seperjuangan dalam mengerjakan skripsi, Reni Fitriani Puspita, Bobby Bagus Sampurno, Zahra Aulia Wardhana terimakasih atas kerjasamanya selama penelitian.
9. Sahabat penulis Yolana Tritul Hasanah, Meilani Justicia Parhusip, Putri Della Puspita, Titin Supartini, Alya Septiani, Aprela Kurnia, Yunita, Dita yang telah memberikan semangat dan doa selama menyelesaikan skripsi.
10. Keluarga Teknik Pertanian 2021 yang telah membantu penulis dalam perkuliahan, penelitian hingga penyusunan skripsi ini.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan penelitian dan skripsi ini.

Semoga Allah SWT membalas kebaikan bapak, ibu, serta rekan-rekan yang telah membantu dan semoga skripsi ini dapat bermanfaat di masa yang akan datang.
Aamiin.

Bandar Lampung, Agustus 2025

Trya Rohani

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	i
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	vi
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Tujuan Penelitian	4
1.4. Manfaat Penelitian	4
1.5. Batasan Masalah	4
1.6. Hipotesis Penelitian	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1. Tanaman Buah Jambu Kristal (<i>Psidium guajava</i> L.)	6
2.2. Karakter Morfologi Tanaman Jambu Kristal (<i>Psidium guajava</i> L.)	7
2.3. Tingkat Kematangan Pada Buah Jambu Kristal (<i>Psidium guajava</i> L.)	8
2.4. Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Kristal	8
2.5. Produksi Jambu Kristal di Indonesia	9
2.6. Pengolahan Citra (<i>Image Processing</i>)	10
2.6.1. Jenis-Jenis Citra Digital	10
2.6.2. Unsur-Unsur Citra Digital	10
2.6.3. Ekstraksi Ciri statistik	12
2.6.4. Ekstraksi <i>Grayscale</i> (skala keabuan)	13
2.7. Ekstraksi <i>Local Binary Pattern</i>	13
2.8. <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	16
2.8.1. <i>Fast Convolutional Neural Network</i> (F-CNN)	17

2.8.2. <i>Convolutional layer</i>	18
2.8.3. <i>ReLU Aktivasi</i>	19
2.8.4. <i>Padding</i>	19
2.8.5. <i>Pooling Layer</i>	19
2.8.6. <i>Flatten</i>	21
2.8.7. <i>Fullyconnected layer</i>	22
2.8.8. <i>Dropout</i>	22
2.8.9. <i>Confusion matrix</i>	23
2.9. Bahasa Pemrograman <i>Python</i>	23
2.9.1. Klasifikasi	24
2.9.2. <i>Tensorflow</i>	24
2.9.3. <i>Numpy</i>	25
2.9.4. <i>Pandas</i>	26
2.9.5. <i>MatPlotLib</i>	26
2.9.6. <i>Scikit Image</i>	27
2.9.7. <i>Confusion matrix</i>	27
2.10. <i>Raspberry Pi 4</i>	28
2.11. Pengaruh Pemberian Konsentrasi Larutan CaCl_2 Terhadap Perubahan Sifat Fisik dan Kimia Buah	29
2.12. Intensitas Cahaya Pada Citra Visual Buah	30
2.13. Studi Pustaka (<i>State of The Art</i>).....	30
III. METODOLOGI PENELITIAN	33
3.1. Lokasi dan Waktu Penelitian.....	33
3.2. Alat dan Bahan.....	33
3.2.1. Alat Penelitian	33
3.2.2. Bahan.....	34
3.3. Tahapan Penelitian	36
3.3.1. Metode Pengambilan Data.....	39
3.3.2. Pelaksanaan Penelitian	42
3.4. Rancangan Penelitian.....	47
3.4.1. Data Preprocessing	48
3.4.2. Proses Ekstraksi <i>Local Binary Pattern</i>	49

3.5. <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	50
3.5.1. Pelatihan CNN	50
3.5.2. Pemodelan Arsitektur CNN (<i>Sequential</i>)	51
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	55
4.1. Hasil Penelitian	55
4.2. Analisis Distribusi Nilai <i>Local Binary Pattern</i> (LBP) Sebagai Representasi Tekstur Buah Jambu Kristal Pada Minggu Panen ke-7, ke-8 , dan ke-9	59
4.2.1. Analisis Histogram <i>Local Binary Pattern</i> (LBP) <i>Values</i> pada buah jambu kristal Minggu ke-7	60
4.2.2. Analisis Histogram <i>Local Binary Pattern</i> (LBP) <i>Values</i> pada buah jambu kristal Minggu ke-8	66
4.2.3. Analisis Histogram <i>Local Binary Pattern</i> (LBP) <i>Values</i> pada buah jambu kristal Minggu ke-9	69
4.3. Analisis Deskriptif Fitur <i>Local Binary Pattern</i>	72
4.3.1. Nilai <i>Mean</i> Pada perlakuan Minggu Panen, Konsentrasi CaCl_2 dan Umur Simpan Citra Buah Jambu Kristal	72
4.3.2. Nilai <i>Standar deviasi</i> Pada perlakuan Minggu Panen, Konsentrasi CaCl_2 dan Umur Simpan Citra Buah Jambu Kristal.....	76
4.3.3. Nilai <i>Entropy</i> Pada perlakuan Minggu Panen, Konsentrasi CaCl_2 dan Umur Simpan Citra Buah Jambu Kristal	78
4.4. Hasil Uji Anova dan Uji BNT Fitur <i>Local Binary Pattern</i>	83
4.4.1. Uji anova dan BNT 5% Minggu panen, konsentrasi CaCl_2 dan umur simpan terhadap fitur <i>Mean Local</i> <i>Binary Pattern</i> (LBP).....	83
4.4.2. Uji anova dan BNT 5% Minggu panen, konsentrasi CaCl_2 dan umur simpan terhadap fitur <i>Standar deviasi Local Binary</i> <i>Pattern</i> (LBP)	87

4.4.3. Uji anova dan BNT 5% Minggu panen, konsentrasi CaCl ₂ dan umur simpan terhadap fitur <i>Entropy Local</i> <i>Binary Pattern</i> (LBP).....	90
4.5. Perancangan Model <i>Fast Convolutional Neural</i> <i>Network</i> (F-CNN) Berdasarkan Intensitas LBP <i>Value</i> Citra Buah Jambu Kristal	95
4.5.1. <i>Preprocessing</i>	96
4.5.2. Implementasi Arsitektur <i>Fast Convolutional</i> <i>Neural Network</i> (F-CNN) Model <i>Sequential</i>	99
4.6. Proses <i>Training</i> , <i>Evaluation</i> dan <i>Testing</i> pada Model F-CNN Arsitektur <i>Sequential</i>	110
4.6.1. Distribusi dan performa dataset buah jambu kristal	113
4.6.2. Evaluasi Kinerja Model	114
4.6.3. Akurasi <i>Training</i> dan <i>Validation</i> CNN	114
4.6.4. <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i>	116
4.6.5. <i>Confusion matrix</i>	118
V. KESIMPULAN DAN SARAN.....	125
5.1. Kesimpulan	125
5.2. Saran	126
DAFTAR PUSTAKA.....	127
LAMPIRAN.....	131

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Buah Jambu Kristal	7
Gambar 2. Perbandingan nilai piksel dengan nilai biner	14
Gambar 3. Representasi nilai biner menjadi nilai desimal.....	15
Gambar 4. Nilai LBP disimpan dalam <i>array</i>	15
Gambar 5. Struktur CNN	17
Gambar 6. Proses konvolusi.....	18
Gambar 7. Ilustrasi <i>ReLU</i>	19
Gambar 8. Proses <i>padding</i>	19
Gambar 9. Proses <i>pooling layer</i>	20
Gambar 10. <i>Maxpooling</i> dan <i>Average Pooling</i>	20
Gambar 11. Proses <i>flattening</i>	21
Gambar 12. <i>Fully Connected Layer</i>	22
Gambar 13. <i>Dropout</i>	22
Gambar 14. <i>Nodes</i> setelah proses <i>dropout</i>	23
Gambar 15. Bahasa pemrograman <i>Python</i>	24
Gambar 16. <i>Tensorflow</i>	25
Gambar 17. <i>Numpy</i>	25
Gambar 18. <i>Pandas</i>	26
Gambar 19. <i>Matplotlib</i>	26
Gambar 20. <i>Scikit image</i>	27
Gambar 21. <i>Raspberry Pi</i>	28
Gambar 22. Diagram alir penelitian.....	36
Gambar 23. Diagram alir LBP	37
Gambar 24. Diagram Alir F-CNN.....	38

Gambar 25. Diagram alir proses akuisisi citra	40
Gambar 26. Arsitektur <i>Sequential F-CNN</i>	52
Gambar 27. Alat pendeteksi kematangan buah jambu kristal	56
Gambar 28. Ilustrasi pengambilan citra	57
Gambar 29. Sampel Minggu Panen 7, umur simpan 1-15	58
Gambar 30. Sampel Minggu Panen 8, umur simpan 1-15	58
Gambar 31. Sampel Minggu Panen 9, umur simpan 1-15	59
Gambar 32. Histogram LBP <i>value</i> pada Minggu panen ke-7	64
Gambar 33. Histogram LBP <i>value</i> pada Minggu panen ke-8	68
Gambar 34. Histogram LBP <i>value</i> pada Minggu panen ke-9	71
Gambar 35. Grafik Nilai <i>Mean</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 0% serta umur simpan 15 hari.....	73
Gambar 36. Grafik Nilai <i>Mean</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 2% serta umur simpan 15 hari.....	74
Gambar 37. Grafik Nilai <i>Mean</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 5% serta umur simpan 15 hari.....	75
Gambar 38. Grafik Nilai <i>standar deviasi</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 0% serta umur simpan 15 hari	76
Gambar 39. Grafik Nilai standar deviasi LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 2% serta umur simpan 15 hari	77
Gambar 40. Grafik Nilai <i>Standar deviasi</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 2% serta umur simpan 15 hari	77
Gambar 41. Grafik Nilai <i>Entropy</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 0% serta umur simpan 15 hari	79
Gambar 42. Grafik Nilai <i>Entropy</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 2% serta umur simpan 15 hari	80
Gambar 43. Grafik Nilai <i>Entropy</i> LBP Minggu panen ke-7,8 dan 9 pada konsentrasi CaCl_2 5% serta umur simpan 15 hari.....	81
Gambar 44. Hasil <i>resize</i>	96
Gambar 45. a. Citra RGB b. Citra <i>Grayscale</i>	97
Gambar 46. Citra <i>Grayscale</i> dan contoh hasil ekstraksi LBP.....	98
Gambar 47. Grafik akurasi <i>training</i> dan validasi.....	115

Gambar 48. Grafik <i>Training loss</i> dan <i>Validation loss</i>	116
Gambar 49. Hasil akurasi model F-CNN <i>Sequential</i>	118
Gambar 50. <i>Confusion matrix</i>	121
Gambar 51. <i>Install Python Packages Numpy</i>	143
Gambar 52. <i>Install Python Packages Pandas</i>	144
Gambar 53. Penentuan <i>Region of Interest (ROI)</i>	144
Gambar 54. Kode <i>Resize</i>	145
Gambar 55. Hasil pembagian dataset	145
Gambar 56. Pembagian dataset pada <i>Python</i>	146
Gambar 57. Kode F-CNN <i>Sequential</i>	147
Gambar 58. Proses pelatihan model	150
Gambar 59. Layer F-CNN <i>Sequential</i> pada <i>python</i>	150
Gambar 60. Kode Ekstraksi Fitur LBP	151
Gambar 61. Gambar Kode ekstraksi nilai <i>entropy</i>	152
Gambar 62. Kode Uji Anova dan BNT	152
Gambar 63. Gambar Sampel	153
Gambar 64. Sampel jambu kristal sebelum dilakukan penyimpanan	153
Gambar 65. Proses pemotretan buah jambu kristal	154

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Karakter morfologi buah jambu kristal	7
Tabel 2. <i>Confusion matrix</i>	27
Tabel 3. Spesifikasi modul kamera <i>Raspy</i>	29
Tabel 4. <i>State of The Art</i>	31
Tabel 5. Spesifikasi modul kamera <i>Raspy V.3</i>	34
Tabel 6. <i>Labelling</i> kelas Minggu panen Minggu ke-7	43
Tabel 7. <i>Labelling</i> kelas Minggu panen Minggu ke-8	44
Tabel 8. <i>Labelling</i> kelas Minggu panen Minggu ke-9	45
Tabel 9. Jadwal pengumpulan data penelitian.....	46
Tabel 10. Rancangan Acak Lengkap Faktorial	48
Tabel 11. Pembagian dataset (<i>split dataset</i>)	51
Tabel 12. Normalisasi frekuensi (<i>pi</i>) Minggu Panen 7	62
Tabel 13. Normalisasi frekuensi (<i>pi</i>) Minggu Panen 8	66
Tabel 14. Normalisasi frekuensi (<i>pi</i>) Minggu Panen 9	69
Tabel 15. Uji Anova interaksi Minggu panen, konsentrasi CaCl ₂ , dan umur simpan terhadap fitur LBP <i>Mean</i>	84
Tabel 16. Uji Lanjut BNT 5% pengaruh Minggu panen terhadap nilai <i>mean</i>	84
Tabel 17. Uji lanjut BNT 5% pengaruh umur simpan terhadap nilai <i>mean</i>	85
Tabel 18. Uji lanjut BNT 5% pengaruh Minggu panen dan konsentrasi CaCl ₂ terhadap nilai mean	85
Tabel 19. Uji Anova interaksi Minggu panen, konsentrasi CaCl ₂ , dan umur simpan terhadap fitur LBP <i>standar deviasi</i>	87
Tabel 20. Uji lanjut BNT 5% pengaruh konsentrasi larutan CaCl ₂ terhadap nilai <i>standar deviasi</i>	87

Tabel 21. Uji lanjut BNT 5% pengaruh umur simpan terhadap nilai standar deviasi	88
Tabel 22. Uji lanjut BNT 5% pengaruh Minggu panen dan konsentrasi CaCl_2 terhadap nilai standar deviasi.....	89
Tabel 23. Uji Anova interaksi Minggu panen, konsentrasi CaCl_2 , dan umur simpan terhadap fitur LBP <i>Entropy</i>	90
Tabel 24. Uji lanjut BNT 5% pengaruh Minggu panen terhadap nilai <i>entropy</i>	90
Tabel 26. Uji lanjut BNT 5% pengaruh Minggu panen dan konsentrasi CaCl_2 terhadap nilai <i>entropy</i>	92
Tabel 27. Uji lanjut BNT 5% pengaruh Minggu panen dan umur simpan terhadap nilai <i>entropy</i>	93
Tabel 28. Fitur Augmentasi	102
Tabel 29. Parameter pelatihan	105
Tabel 30. <i>Sequential layers</i>	106
Tabel 31. <i>Summary model sequential</i>	109
Tabel 32. Hasil pelatihan F-CNN <i>model sequential</i>	111
Tabel 33. Distribusi dan performa dataset.....	113
Tabel 34. Evaluasi kinerja model klasifikasi F-CNN <i>model sequential</i>	119
Tabel 35. <i>Clasification report model</i>	120
Tabel 36. Interpretasi <i>Confusion matrix</i>	122
Tabel 37. Persentase <i>Confusion matrix</i>	122
Tabel 38. Analisis Deskriptif kombinasi perlakuan terhadap fitur LBP	133
Tabel 39. Nilai <i>Mean</i> Citra Jambu Kristal pada Minggu ke-7, 8, dan 9	135
Tabel 40. Nilai <i>Standar deviasi</i> Citra Jambu Kristal pada Minggu ke-7, 8, dan 9	137
Tabel 41. Nilai <i>Entropy</i> Citra Jambu Kristal pada Minggu ke-7, 8, dan 9.....	140

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Jambu kristal (*Psidium guajava* L) adalah buah yang telah dikenal oleh kalangan masyarakat Indonesia. Varietas jambu kristal populer di Indonesia karena keunggulannya dibandingkan dengan jambu biji lainnya. Buah ini memiliki tekstur daging buah yang renyah, biji yang cenderung sedikit, serta rasa manis sehingga disukai oleh berbagai kalangan usia. Selain rasanya yang lezat, jambu kristal diketahui kaya akan kandungan vitamin C, serat dan antioksidan yang sangat baik bagi kesehatan tubuh. Keunggulan kandungan gizinya menjadikann jambu kristal kompetitif untuk dibudidayakan dibandingkan varietas jambu lainnya.

Buah jambu kristal berpotensi besar untuk dibudidayakan di Indonesia yaitu menjadi alternatif pengganti buah impor terutama buah pir dan apel karena memiliki tekstur dan kerenyahan buah yang memiliki kemiripan, dengan demikian produksi jambu kristal dapat menurunkan biaya impor pir dan apel, yang diperkirakan pada tahun 2011 menghabiskan anggaran sebesar 2 triliun rupiah (Ramdhona dkk., 2019). Jambu biji kristal tersebar luas di berbagai daerah di Indonesia seperti Yogyakarta, Jawa Tengah, Jawa Barat, Lampung, Bengkulu, dan Nusa Tenggara Timur (Hutami, 2020). Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung, produksi jambu biji di Lampung pada dari tahun 2018-2020 yang mengalami peningkatan setiap tahunnya.

Pada tahun 2018 produksi buah jambu mencapai 67.253 kuintal, tahun 2019 menghasilkan 75.795 kuintal, dan tahun 2020 menghasilkan 173.431 kuintal. Buah jambu kristal adalah salah satu jenis buah klimaterik yang memiliki potensi pasar yang besar untuk dibudidayakan, tetapi salah satu masalah utama yang dihadapi di bidang industri pertanian adalah menentukan tingkat kematangan buah jambu kristal dengan tepat. Kematangan pada buah jambu kristal sangat penting karena akan mempengaruhi kualitas rasa, dan daya simpan buah tersebut. Tingkat kematangan buah jambu kristal dapat dilihat berdasarkan parameter warna, buah jambu kristal akan mengalami perubahan warna ketika matang dari berwarna hijau kemudian menjadi hijau kekuningan (Ramadhan, 2022).

Di berbagai daerah sentra produksi buah jambu kristal seperti Lampung, proses penentuan kematangan dilakukan langsung pada penilaian visual secara manual dan akan sangat memungkinkan mengalami ketidaktepatan dalam menentukan waktu panen dan dapat menyebabkan kerugian. Buah yang dipanen terlalu dini akan mengurangi cita rasa dan kualitas dari buah tersebut, dan jika mengalami penundaan masa panen buah akan mengalami proses pembusukan, hal tersebut akan berpengaruh terhadap proses daya simpan serta potensi ekspor. Minimnya penggunaan teknologi dalam mengklasifikasi kematangan buah menyebabkan efisiensi panen yang rendah, terutama jika menghadapi musim panen dalam skala besar. Di sisi lain permintaan pasar akan buah yang berkualitas tinggi semakin meningkat, kondisi tersebut memperlihatkan adanya kebutuhan nyata di lapangan akan sistem klasifikasi kematangan buah yang objektif dan akurat yang tidak bergantung terhadap intuisi manusia.

Sebagai upaya untuk menanggapi permasalahan tersebut, pengembangan sistem pertanian presisi berbasis teknologi seperti pengolahan citra digital menjadi pendekatan yang sangat diperlukan. Teknologi berbasis pengolahan citra digital memiliki potensi dalam membantu manusia dalam mengklasifikasi objek dengan tepat serta melakukan pengolahan data dengan jumlah yang banyak (Maulana, 2020). Dalam penelitian ini, menggunakan alat akuisisi citra yang berfungsi untuk menangkap gambar jambu kristal dan mengklasifikasikan kematangan buah berdasarkan Minggu panen. Meskipun alat ini masih dalam

tahap pengembangan, hasil awal menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan prediksi klasifikasi dengan tingkat akurasi tertentu berdasarkan ciri visual buah terutama dari ciri tekstur. Apabila sistem ini dikembangkan menjadi alat yang praktis dan siap digunakan di lapangan, maka akan sangat berpotensi untuk mendapatkan estimasi atau perkiraan minggu panen secara otomatis. Inovasi ini diharapkan dapat menunjang keputusan panen yang lebih akurat, modern berbasis data citra digital.

Pada proses klasifikasi kematangan buah, pengolahan citra memiliki prospek yang besar menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mampu mengekstraksi fitur dari citra input. Dalam penelitian ini metode CNN dikombinasikan dengan pendekatan ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* (LBP) untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengidentifikasi pola tekstur pada permukaan buah jambu kristal untuk meningkatkan akurasi klasifikasi Minggu panen pada setiap kematangan di Minggu panen yang berbeda. Pendekatan serupa telah diterapkan dalam penelitian oleh Aohana et al. (2024), yang membandingkan performa CNN dan MLP+LBP dalam deteksi dini korosi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN mampu mencapai akurasi 85,16% dan AUC 91,63%, lebih baik dibandingkan MLP+LBP yang memperoleh akurasi 84,92% dan AUC 91,52%, meskipun keduanya sama-sama memanfaatkan LBP sebagai teknik ekstraksi tekstur. Temuan ini mengindikasikan bahwa integrasi CNN dengan LBP tidak hanya meningkatkan efisiensi parameter, tetapi juga memperkuat kemampuan model dalam mengenali pola tekstur kompleks pada permukaan objek.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini menawarkan metode yang lebih mudah yaitu prediksi kematangan buah jambu kristal dengan berbasis citra berdasarkan *Local Binary Pattern* atau ciri tekstur menggunakan metode F-CNN. Metode LBP belum banyak diteliti dalam bidang pertanian khususnya pada penelitian kematangan berdasarkan ciri tekstur. Pada penelitian diharapkan dapat menghasilkan nilai tingkat kematangan dengan akurasi yang tinggi, sehingga tidak menimbulkan penilaian yang subjektif dan tidak

konsisten terhadap kematangan buah jambu kristal agar dapat meningkatkan kualitas produksi buah jambu kristal di Indonesia.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan dapat dirumuskan permasalahan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana ekstraksi fitur tekstur buah jambu kristal dilakukan menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) ?
2. Bagaimana performa klasifikasi kematangan buah jambu kristal berdasarkan fitur LBP ?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menganalisis perbedaan nilai fitur LBP (*Mean, Standar deviasi, Entropy*) berdasarkan Minggu panen, konsentrasi CaCl_2 dan umur simpan pada dataset buah jambu kristal.
2. Membangun model arsitektur *Sequential* dan menganalisis akurasi pada metode F-CNN untuk klasifikasi kematangan buah jambu kristal (*Psidium Guajava* L.).

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah menghasilkan suatu cara untuk memprediksi kematangan buah jambu kristal (*Psidium Guajava* L.) selain menggunakan cara manual, yaitu klasifikasi kematangan buah jambu kristal dengan bantuan teknologi menggunakan arsitektur *Fast CNN* berdasarkan *Local Binary Pattern* (LBP) .

1.5. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini yaitu :

1. Citra buah dalam format JPG, dengan ukuran 1300 x 1300 piksel, 1450 x 1450 piksel, 1500 x 1500 piksel,

2. Data berupa citra buah jambu kristal (*Psidium Guajava* L.) yang didapatkan dari PT Great Giant Food Lampung Tengah,
3. Penentuan kelas dibagi menjadi tiga pada buah jambu kristal yaitu pada Minggu panen Minggu ke-7, Minggu ke-8 dan Minggu ke-9
4. Analisis pengolahan citra yang dilakukan menggunakan metode F-CNN berdasarkan *Local Binary Pattern*.

1.6. Hipotesis Penelitian

Adapun hipotesis dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Penggunaan fitur tekstur dari citra buah jambu kristal (*Psidium Guajava* L.) yang diekstraksi menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) menghasilkan perbedaan yang signifikan pada parameter *Mean*, *Standar deviasi*, dan *Entropy* antar kelompok perlakuan Minggu panen, konsentrasi CaCl_2 dan umur simpan.
2. Penggunaan metode *Fast Convolutional Neural Network* (F-CNN) mampu meningkatkan akurasi prediksi kematangan buah jambu kristal berdasarkan Minggu panen dibandingkan dengan metode tanpa ekstraksi fitur dan melakukan generalisasi yang baik terhadap data validasi dan data uji untuk memprediksi kematangan buah jambu kristal.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tanaman Buah Jambu Kristal (*Psidium guajava* L)

Varietas jambu biji di dunia diperkirakan ada 150 termasuk diantaranya adalah, jambu biji Bangkok dan jambu biji kristal (Susilo, 2019). Jambu kristal merupakan varietas baru dari jambu biji yang dikembangkan di Negara Taiwan pada tahun 1991 dan kemudian mulai dibudidayakan di Indonesia pada tahun 2009. Jambu kristal memiliki daya tarik tersendiri mulai dari tekstur yang renyah, daging buah yang tebal, rasanya yang sangat manis, dengan kandungan air sedikit. Buah jambu kristal memiliki vitamin C lebih banyak jika dibandingkan dengan jumlah vitamin C dalam buah jeruk yaitu sekitar (250,7 mg/100 g) (Dina, 2014). Produksi buahnya sangat cocok untuk dibudidayakan dan bernilai komersil (Wahyuni dkk., 2022). Klasifikasi tanaman jambu kristal (*Psidium guajava* L.) menurut (Umah, 2023) adalah sebagai berikut :

- Kingdom : *Plantae*
- Divisi : *Spermatophyta*
- Kelas : *Magnoliopsida*
- Ordo : *Myrtales*
- Famili : *Myrtaceae*
- Genus : *Psidium* L
- Spesies : *Psidium guajava* L



Gambar 1. Buah Jambu Kristal

2.2. Karakter Morfologi Tanaman Jambu Kristal (*Psidium guajava* L.)

Karakter morfologi tanaman jambu kristal (*Psidium guajava* L) menurut (Wahyuni dkk., 2022) adalah sebagai berikut :

Tabel 1. Karakter morfologi buah jambu kristal

Karakter	Keterangan
Bentuk daun	Memanjang
Warna daun	<i>Signal green</i>
Panjang daun	11,4 cm
Lebar daun	5,6 cm
Diameter batang	18,2 cm
Tinggi batang	112,5 cm
Bentuk buah	Bulat
Warna kulit	<i>Liden green</i>
Persebaran biji	Tidak ada
Ketebalan buah	5,5 cm

Daun tanaman jambu kristal memiliki bentuk bulat telur yang memiliki panjang 11 cm – 14 cm dan lebar daun 6,5 cm- 7,5 cm. Letak daun tanaman

jambu kristal saling berhadapan serta tanaman daun jambu merupakan jenis daun majemuk. Bentuk dari buah jambu kristal cenderung bulat namun permukaannya bergelombang atau tidak rata, warna jambu kristal mentah akan cenderung berwarna hijau tua dan perlahan-lahan akan berubah menjadi berwarna hijau muda kemudian akan mulai menguning ketika buah sudah matang dan permukaan kulit buah akan terlihat lebih mengkilap. Ukuran buah memiliki panjang 6 cm - 9 cm dan lebar 6 cm - 8 cm, bobot rata-rata buah jambu kristal berkisar antara 158,41 gr - 221,30 gr. Biji buah jambu kristal merupakan alat utama perkembangbiakan yang mengandung calon tumbuhan baru. Biji tanaman jambu kristal cenderung berwarna kuning dan memiliki tekstur yang keras, untuk bobot dari biji jambu kristal 0,0200 gr - 0,0360 gr (Umah, 2023).

2.3. Tingkat Kematangan Pada Buah Jambu Kristal (*Psidium guajava* L)

Jambu kristal merupakan salah satu buah yang termasuk ke dalam jenis buah klimaterik, buah jambu kristal akan cepat mengalami kerusakan karena umur simpannya yang sangat pendek, sehingga tidak akan bertahan lama pada suhu ruang (Husain dkk., 2022). Kematangan buah jambu biji dapat diukur dengan berbagai faktor, misalnya dari warna, ukuran, dan teksturnya (Nugraha dkk., 2023). Jambu kristal diproduksi dalam skala besar dan biasanya dipanen berdasarkan kriteria fisik buah yaitu dengan mengamati perubahan warna pada kulit buah jambu kristal dari hijau tua menjadi hijau muda. Bentuk fisik jambu kristal yang sama pada kenyataannya dapat menimbulkan kemungkinan tingkat kematangan yang berbeda-beda, oleh sebab itu tantangan besar muncul dalam penentuan kualitas secara manual oleh tenaga kerja manusia yang ternyata terbukti tidak efisien dan rentan terhadap kesalahan (Sinaga, 2017).

2.4. Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Kristal

Penentuan kematangan buah jambu kristal dapat dilakukan berdasarkan warna, biasanya dilakukan dengan memanfaatkan teknologi *deep learning*.

Pengolahan citra digital dapat dilakukan dengan memanfaatkan transformasi ruang warna HSV (*hue, saturation, values*) yang diperoleh dari konversi nilai

RGB seperti yang dilakukan (Kurniawan Dwi & Junaidi, 2022) nilai persentase untuk pengujian pada keseluruhan data mempunyai persentase yang baik yaitu 95%. Penggunaan metode *thermal image* juga dilakukan untuk klasifikasi kematangan jambu kristal berdasarkan parameter warna yaitu hijau, hijau kekuningan dan kuning kehijauan dengan tiga kriteria tingkat kematangan yakni mentah, agak matang dan matang. Dengan menggunakan kamera inframerah semakin kuning kehijauan warna buah jambu kristal maka tingkat kematangannya semakin tinggi (Widodo, 2021) . Kualitas buah jambu kristal yang baik dapat diperoleh dari Minggu panen pada waktu yang tepat, jika buah yang dipanen tidak sesuai pada Minggu panen yang semestinya maka akan menghasilkan kualitas yang kurang baik dan proses pematangan yang tidak teratur. Sementara itu, penundaan masa panen akan meningkatkan potensi terjadinya pembusukan sehingga akan menyebabkan penurunan kualitas buah. Pada umumnya Jambu kristal dipanen pada berdasarkan kriteria fisik dengan memperhitungkan hari setelah antesis (HSA) (Mufza dkk., 2025).

2.5. Produksi Jambu Kristal di Indonesia

Produksi jambu kristal memiliki peran yang penting dalam memenuhi kebutuhan pangan serta memberikan kontribusi terhadap pendapatan negara (Romalasari dkk., 2017). Kementerian Pertanian secara resmi telah melepas kultivar jambu kristal berdasarkan SK Mentan No. 540 /Kpts/ SR.120/9/2007. Jambu kristal berpeluang besar untuk dikembangkan di Indonesia, menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) produktivitas buah jambu kristal terus meningkat pada tahun 2021 mencapai 422.491 ton/tahun, dan pada tahun 2022 mencapai 447.686 ton/tahun. Permintaan jambu kristal di Indonesia mengalami peningkatan setiap tahunnya, akan tetapi tidak seimbang dengan hasil produksinya, dikarenakan kurangnya ketersediaan bibit unggul menjadi salah satu kendala dalam meningkatkan hasil panen produksi jambu kristal yang berkualitas (BPS, 2022).

2.6. Pengolahan Citra (*Image Processing*)

Citra digital adalah pantulan dari suatu gambar yang dibuat menggunakan sampling dan kuantisasi (jumlah gambar yang akan diolah) yang dihasilkan oleh suatu mesin. Matrik yang terdiri dari baris dan kolom disebut sebagai *array*. Ukuran titik (piksel) dalam suatu gambar diwakili oleh pengambilan sampelnya. Tingkat kecerahan diwakili dengan skala abu-abu yang sesuai dengan digit biner, warna dalam jumlah gambar yang diwakili oleh kuantisasi kata-kata dalam gambar lain Menurut (Arkadia dkk., 2021) pengolahan citra merupakan proses mengolah citra dengan cara tertentu untuk mencapai tujuan yang diinginkan. Di bawah ini merupakan jenis-jenis citra digital :

2.6.1. Jenis-Jenis Citra Digital

Citra digital dapat disimpan dalam sebuah memori, cara penyimpanan citra digital menentukan jenis citra yang akan terbentuk. Berikut ini merupakan jenis-jenis citra yang digunakan :

1. Citra Monokrom atau Citra *Biner* merupakan jenis citra yang terdiri atas dua warna yaitu hitam dan putih, membutuhkan satu bit untuk disimpan pada memori.
2. Citra *Grayscale* (Skala keabuan) mempunyai variasi warna yang bergantung pada jumlah bit yang disediakan pada sebuah memori. Sebuah citra dengan bobot 2 bit merepresentasikan 4 warna, sedangkan 3 bit dapat merepresentasikan 8 warna dan seterusnya.
3. Citra Warna (*True Color*), setiap piksel pada citra digital warna akan merepresentasikan warna yang merupakan kombinasi dari 3 warna primer yaitu (RGB = *Red, Green, Blue*). Setiap warna dasar menggunakan penyimpanan 8 bit, yang artinya pada setiap warna memiliki gradasi sebanyak 255 warna. Setiap piksel mempunyai variasi warna $28 \times 28 \times 28 = 224 = 26$ juta warna lebih, oleh karena itu citra warna sering disebut dengan *true color* karena memiliki jumlah warna yang sangat banyak dan mencakup semua warna yang ada di alam.

2.6.2. Unsur-Unsur Citra Digital

Di bawah ini merupakan unsur yang terdapat dalam citra digital :

1. *Brightness* (Kecerahan) pada konteks citra digital merupakan intensitas cahaya yang dipancarkan piksel dari citra yang dapat dipantulkan oleh sistem visual. Kecerahan pada sebuah titik (piksel) merupakan nilai rata-rata dari area yang meliputinya.
2. *Contrast* (Kontras) adalah distribusi terang dan gelapnya suatu citra digital, sebuah citra dikatakan baik apabila komposisi gelap dan terangnya tersebar merata.
3. *Countur* (Kontur) merupakan efek yang dihasilkan akibat adanya perubahan nilai intensitas pada piksel yang bertetangga, karena adanya perubahan intensitas inilah mata mampu secara visual untuk mendeteksi tepi pada objek yang ada pada citra digital.
4. *Colour* (Warna) merupakan interpretasi sistem visual terhadap panjang gelombang cahaya yang dipantulkan oleh sebuah objek visual.
5. *Shape* (Bentuk) merupakan properti yang terkandung dari objek 3 dimensi merujuk pada pola visual suatu permukaan objek yang menggambarkan suatu objek terlihat.
6. *Texture* (Tekstur) tekstur dapat dicirikan sebagai persebaran spasial dari derajat keabuan dalam sekumpulan piksel yang bertetangga. Tekstur merupakan karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah, dan menggambarkan struktur fisik suatu objek contohnya adalah halus, kasar atau bergelombang (Yanu dkk, 2020).

Segmentasi Warna *Red Green Blue* (RGB) adalah model yang umum digunakan pada pengolahan citra, pada model RGB merepresentasikan sebuah citra dengan menggunakan 3 elemen warna pokok yaitu merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*). Nilai RGB yang merepresentasikan persentase dari sebuah citra digital memiliki persamaan berikut ini :

$$r = \frac{R}{R+GB}, g = \frac{G}{R+GB}, b = \frac{B}{R+GB} \dots \dots \dots (1)$$

Sehingga,

$$r+g+b= 1 \dots \dots \dots (2)$$

(Kusmanto & Tompunu, 2011).

2.6.3. Ekstraksi Ciri statistik

Ekstraksi ciri statistik merupakan tahapan yang penting dalam proses citra digital untuk mengetahui informasi numerik dari distribusi nilai intensitas piksel dalam gambar untuk dijadikan representasi karakteristik visual dari objek yang sedang diamati. Berikut ini merupakan persamaan yang merepresentasikan digunakan untuk menghitung *entropy* dan *mean* pada ekstraksi ciri statistik :

Persamaan *entropy*

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \dots \dots \dots (3)$$

p_i = probabilitas kejadian i dalam distribusi data

$\log_2 (p_i)$ = menunjukkan algoritma berbasis-2 dari probabilitas tersebut

Σ = Menunjukkan operasi penjumlahan dari $z=1$ hingga j , yang mencakup semua kemungkinan kejadian dalam sistem

Persamaan *Mean*

$$Mean = \sum_{n=0}^N fn \, p(fn) \dots \dots \dots (4)$$

fn = nilai intensitas keabuan

$p(fn)$ = nilai histogram (Permadi & Murinto, 2015).

Persamaan *Standar deviasi*

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \dots \dots \dots (5)$$

σ = standar deviasi

Σ = simbol sigma (jumlah dari)

x_i = nilai individu dalam populasi

μ = rata-rata populasi

N = jumlah total data dalam populasi

2.6.4. Ekstraksi *Grayscale* (skala keabuan)

Dalam pengolahan citra digital, konversi dari citra RGB ke *grayscale* merupakan tahapan penting untuk menyederhanakan informasi visual sebelum dilakukan analisis lanjutan seperti segmentasi atau deteksi objek. Citra RGB terdiri dari tiga kanal warna yaitu merah atau *Red*, hijau atau *Green* dan biru atau *Blue* yang masing-masing menyimpan intensitas warna pada setiap piksel. Untuk mengurangi kompleksitas data dan mempercepat proses komputasi citra RGB dikonversi menjadi *grayscale* yang hanya memiliki satu kanal intensitas keabuan. Konversi dilakukan dengan menggabungkan nilai dari tiga kanal warna menggunakan bobot tertentu yang mencerminkan sensitivitas mata manusia terhadap masing-masing warna.

Grayscale merupakan citra yang memiliki warna berkisar antara warna hitam sampai putih, sebuah citra memiliki nilai keabuan yang bergantung pada derajat keabuan atau umumnya dikenal dengan *gray level*. Derajat keabuan akan menyatakan seberapa banyak intensitas atau nilai keabuan yang dapat direpresentasikan, derajat keabuan pada sebuah citra digital sangat bergantung pada jumlah bit yang digunakan. Intensitas warna *grayscale* berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 merepresentasikan warna hitam sedangkan nilai 255 menyatakan warna putih

Ekstraksi *grayscale* adalah sebagai berikut :

$$Y = (0,2989 * R) + (0,5780 * G) + (0,1141 * B) \dots\dots\dots (6)$$

Y : Intensitas piksel *grayscale*

R : Intensitas piksel *Red* (merah)

G : Intensitas piksel *Green* (hijau)

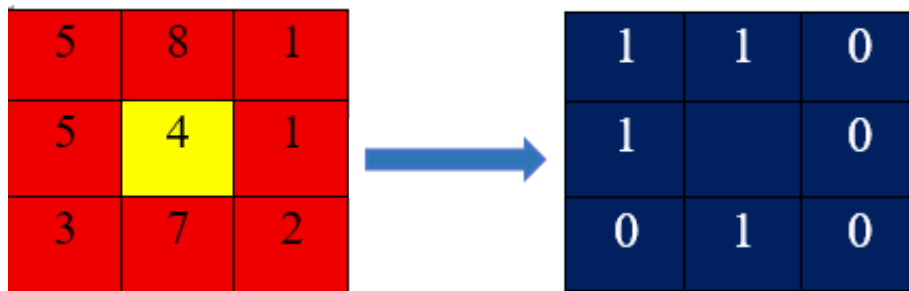
B : Intensitas piksel *Blue* (biru)

(Uray Ristian, 2020).

2.7. Ekstraksi Local Binary Pattern

Ekstraksi fitur dalam pengolahan citra digital merupakan proses penting untuk mendapatkan ciri atau informasi. Ciri atau informasi yang didapatkan kemudian digunakan dalam proses CNN yang sebelumnya telah melalui konversi dari RGB ke *grayscale*. *Local Binary Pattern* dipopulerkan oleh Timo

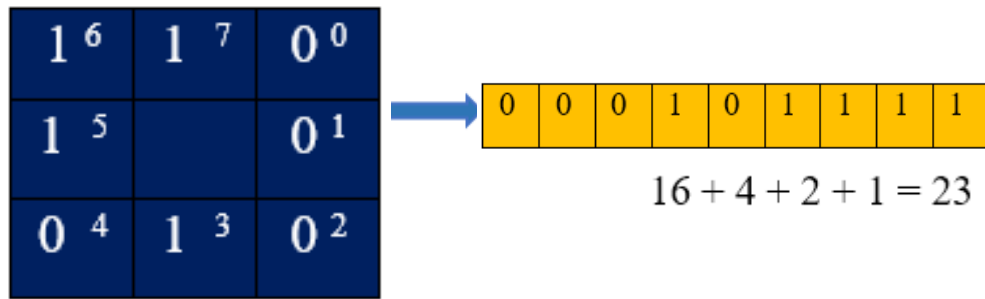
Ojala sebagai sebuah metode dalam menganalisis tekstur menggunakan model statistik yang dapat mengklasifikasi sebuah citra digital. Sebuah operasi LBP pertama kali menggunakan ukuran 3x3 yang kemudian memproses delapan piksel ketetanggaanya dan menggunakan piksel tengah sebagai *threshold* atau ambang batas seperti Gambar 2. Perbandingan dilakukan dengan cara membandingkan nilai piksel pusat dengan nilai disekitarnya, apabila nilai piksel pusat lebih besar daripada nilai piksel tetangga maka piksel tetangga tersebut diberi nilai 1, sedangkan apabila nilai piksel pusat lebih kecil dibandingkan nilai piksel ketetanggaanya maka nilai piksel ketetanggaanya tersebut diberi nilai 0.



Gambar 2. Perbandingan nilai piksel dengan nilai biner

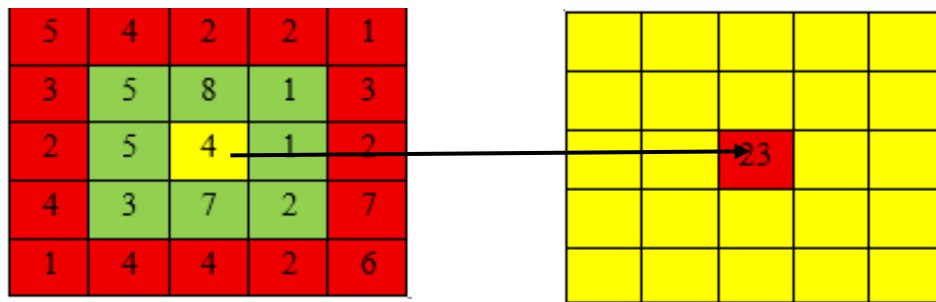
Hasil dari proses perbandingan akan membentuk pola biner lokal. Setelah pola biner lokal dihasilkan untuk setiap piksel dalam region, histogram dari pola biner lokal tersebut dihitung. Histogram tersebut merepresentasikan distribusi pola biner lokal dan region, histogram pola biner lokal dari setiap region digabungkan menjadi satu deskriptor fitur yang merepresentasikan citra secara keseluruhan.

Selanjutnya menghitung nilai LBP untuk piksel pusat dengan piksel yang berada di sekelilingnya dengan cara searah jarum jam (*clockwise*) atau sebaliknya (*counter clockwise*) secara konstan, misalnya 3 x 3 berarti terdapat 8 tes biner. Hasil uji LBP kemudian akan disimpan dalam matriks 8 bit yang diubah menjadi bilangan nilai desimal seperti Gambar 3. berikut :



Gambar 3. Representasi nilai biner menjadi nilai desimal

Nilai pada Gambar 3. kemudian disimpan dalam sebuah matriks output LBP 2 dimensi, dan ditampilkan atau bisa disebut *thresholding* yaitu mengumpulkan nilai biner dan menyimpan nilai desimal pada output matriks LBP dan diulang untuk setiap piksel pada citra digital (Purwati, 2024).



Gambar 4. Nilai LBP disimpan dalam array

Berikut ini merupakan persamaan matematis yang merepresentasikan perhitungan LBP secara manual:

$$LBP = \sum_{p=0}^{P-1} s(I_p - I_c) \times 2^p \dots\dots\dots (7)$$

Keterangan :

I_c = intensitas piksel pusat,

I_p = intensitas piksel tetangga,

$s(x)$ adalah fungsi yang menghasilkan 1 jika $x \geq 0$ dan 0 jika $x < 0$, P

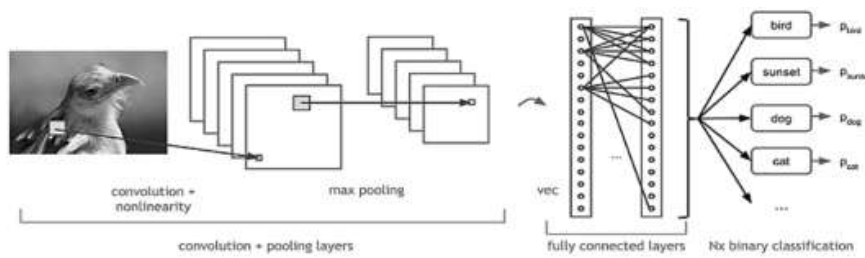
(Hayati, 2024)

2.8. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Pengolahan citra digital memiliki beberapa metode yang umum digunakan, diantaranya adalah *support vector machine* dan *Neural Network*. CNN dirancang agar dapat meniru cara kerja jaringan saraf pada otak manusia, Pada tahun 1989 Yan LeCun dkk menciptakan sebuah model *Neural Network* yang dapat melakukan klasifikasi citra kode *zip* menggunakan kasus khusus dari *Feed Forward Neural Network* yang kemudian dikenal dengan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Metode CNN menunjukkan hasil yang berbeda nyata dalam pengenalan citra digital karena implementasinya yang terinspirasi oleh sistem pengenalan citra yang mengacu pada sistem kerja jaringan saraf otak manusia. CNN memiliki beberapa arsitektur yang umum digunakan dalam pengolahan citra digital diantaranya adalah *LeNet 5*, *VGGNet*, dan *ResNet*. Setiap arsitektur CNN masing-masing memiliki kelemahan dan kelebihan. (Maulana, 2020).

CNN merupakan teknik pembelajaran mendalam (*deep learning*) yang dapat memberikan masukan gambar dan masukan bobot pada objek berbeda dalam gambar yang sama, kemudian membedakan objek satu sama lain dan memunculkan hubungan antar objek. Algoritma yang ditampilkan pada CNN menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam memproses data dua dimensi, seperti gambar dan video. Gambar adalah *array* dua dimensi yang berisi nilai 0-255, semakin besar nilai yang dihasilkan suatu gambar maka gambar akan semakin terang, sedangkan apabila nilai gambar mendekati angka 0 maka angka tersebut merepresentasikan area gambar yang gelap. Perangkat akan membaca gambar berdasarkan nilai pikselnya karena setiap gambar merupakan kombinasi nilai piksel. Perubahan apapun pada nilai piksel juga akan mengubah data gambar. Gambar 5. merupakan struktur dari jaringan syaraf konvolusional (CNN) dengan contoh penyisipan gambar yang berisi suatu objek (burung) dan cara menentukan jenis objek pada objek tersebut. CNN memiliki dua bagian utama yaitu mekanisme konvolusi atau penggabungan yang membagi gambar menjadi fitur-fitur yang menganalisisnya, dan yang

kedua adalah lapisan yang terhubung sepenuhnya (*Fully connected layer*) yang dapat memprediksi objek (Mijwil, 2022).



Gambar 5. Struktur CNN

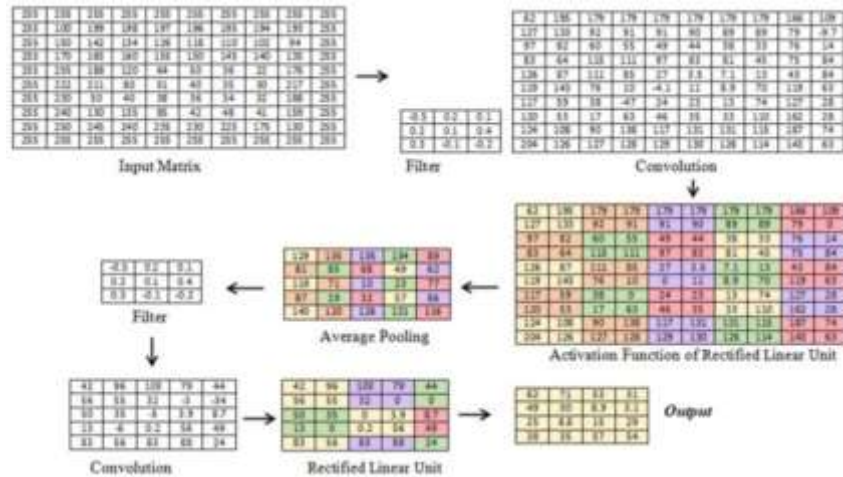
Pembentukan model CNN dimulai dengan pengambilan data citra digital yang ditangkap oleh kamera. Tujuan dari langkah ini yaitu untuk mengembangkan model yang akan diuji pada data percobaan. Pada Arsitektur CNN biasanya terbagi ke dalam dua bagian yaitu lapisan ekstraksi fitur dan lapisan klasifikasi. Lapisan ekstraksi fitur akan bertanggung jawab dalam mengubah gambar menjadi representasi digital yang kemudian akan dilakukan perhitungan matriks. Bagian lapisan ekstraksi fitur menunjukkan tiga jenis operasi pada masukan, yaitu lapisan konvolusi, lapisan pengumpulan, dan unit linier yang diperbaiki (*ReLU*) (Shafa, 2024). *Convolutional Neural Network* memiliki beberapa lapisan utama yang terdiri dari *Convolutional layer*, *ReLU Aktivasi*, *Max Pooling*, *Fully connected layer*, dan *Fungsi aktivasi*.

2.8.1. Fast Convolutional Neural Network (F-CNN)

Fast Convolutional Neural Network adalah modifikasi dan optimalisasi dari arsitektur CNN konvensional yang dirancang untuk mengurangi waktu komputasi dan meningkatkan efisiensi dalam konteks klasifikasi dan deteksi terutama pengolahan citra digital. F-CNN mampu mempertahankan representasi fitur lebih baik jika dibandingkan CNN biasa, dengan melakukan penyesuaian pada arsitektur dan *input shape* untuk meningkatkan kinerja. F-CNN memiliki kecepatan proses 10 kali lebih cepat per halaman gambar, memiliki efisiensi data 50 kali lebih ringan untuk input dokumen 1 dimensi, Kompatibilitas dengan *edge device* sangat ringan dan ideal (van der Walt dkk., 2014).

2.8.2. Convolutional layer

Dalam proses konvolusi *Convolutional layer* merupakan proses yang digunakan untuk mengubah pada proses pengolahan citra agar mendapatkan hasil citra yang baru. Proses konvolusi melibatkan penjumlahan total hasil dari setiap perkalian piksel yang dapat dilihat pada Gambar 6. di bawah ini :



Gambar 6. Proses konvolusi

Representasi *Convolutional layer* pada persamaan berikut ini :

$$G[m,n] = (f * h)[m,n] = \sum_j \sum_k h[j,k] f[m-j,n-k] \dots \dots \dots (8)$$

Keterangan :

G = matrix output

m = baris

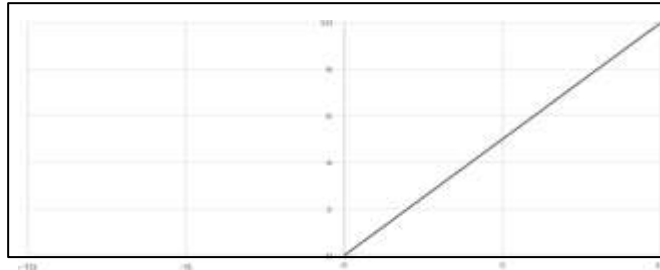
n = kolom

f = input image

h = kernel

2.8.3. *ReLU Aktivasi*

ReLU Aktivasi atau *Rectified Linear Unit* merupakan sebuah langkah untuk memperkenalkan sebuah non-linearitas ke dalam jaringan saraf.



Gambar 7. Ilustrasi ReLU

2.8.4. *Padding*

Padding merupakan penambahan (piksel) menggunakan nilai 0 pada sisi gambar input untuk mengubah dimensi menurut output *convolutional layer*.

Proses penambahan piksel pada setiap sisi digunakan ketika proses konvolusi untuk mengurangi dimensi masukan agar ekstraksi fitur yang didapatkan lebih luas dan mendalam.

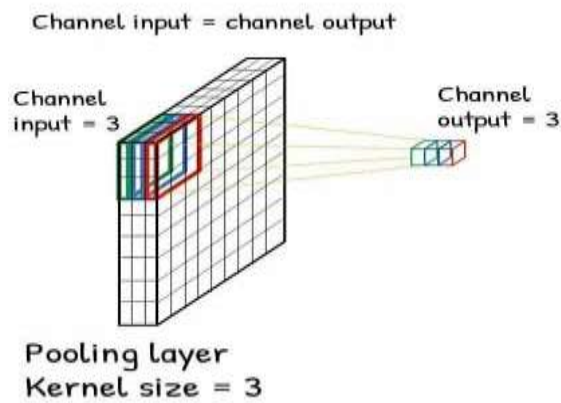
0	0	0	0	0	0
0					0
0					0
0					0
0					0
0	0	0	0	0	0

Gambar 8. Proses *padding*

2.8.5. *Pooling Layer*

Pooling Layer digunakan untuk mengurangi ukuran dimensi matriks dari fitur konvolusi, sehingga akan mampu mengurangi beban komputasi.

Gambar 9 menunjukkan proses *pooling layer*.

Gambar 9. Proses *pooling layer*

Representasi *pooling layer* pada persamaan berikut :

$$P = \frac{f-1}{2} \dots\dots\dots (9)$$

$$n_{out} = \frac{n_{in} + 2p - f}{s} \dots\dots\dots (10)$$

Keterangan

P = *Padding*

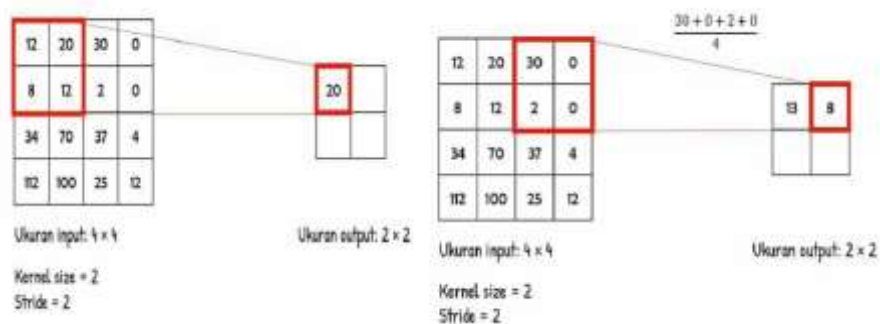
f = Dimensi dari kernel

n = *Image*

s = *Stride*

a. *MaxPooling*

Max Pooling adalah proses untuk memperkecil ukuran sebuah data citra digital, *output Convolutional layer* yang kemudian akan dibagi menjadi potongan kecil dan diambil dari nilai *max pooling* yang dilakukan seperti pada Gambar 10 berikut ini :

Gambar 10. *Maxpooling dan Average Pooling*

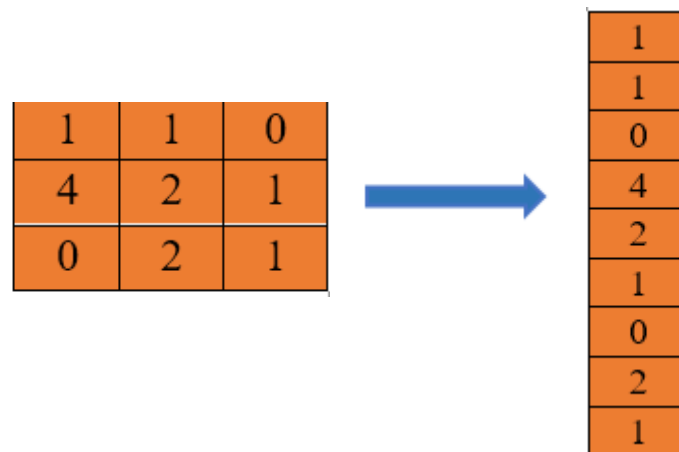
Gambar 10. Menunjukkan proses pengolahan citra dengan ukuran 4 x 4 menggunakan *strides* 2 x 2.

b. *Average pooling*

Pada proses *average pooling* hasil yang ditampilkan berupa nilai rata-rata dari setiap sub sampel, sedangkan pada proses *max pooling* hasil yang ditampilkan berupa nilai terbesar dari setiap sub sampel.

2.8.6. *Flatten*

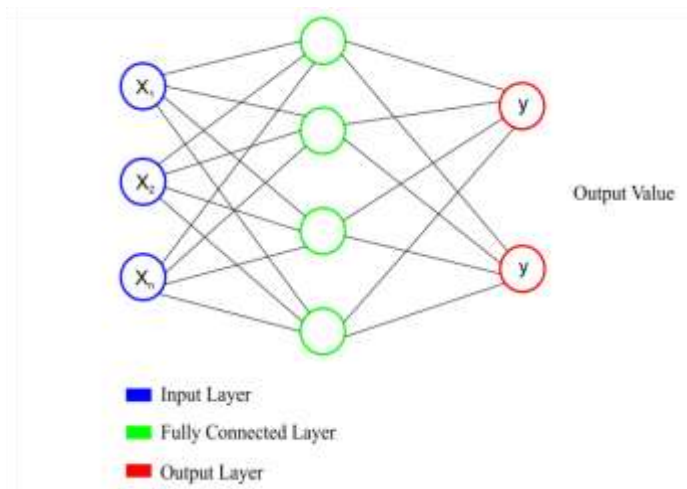
Flatten dalam proses konvolusi berarti perataan, hasil proses konvolusi untuk diubah menjadi bentuk *array* atau satu dimensi. *Flatten* merupakan proses penting pada proses klasifikasi, jika tidak dilakukan proses *flatten* tidak dapat dilanjutkan ke tahap berikutnya yaitu pada tahap *fully connected layer* Gambar 11. merupakan proses *flatten*.



Gambar 11. Proses *flattening*

2.8.7. *Fullyconnected layer*

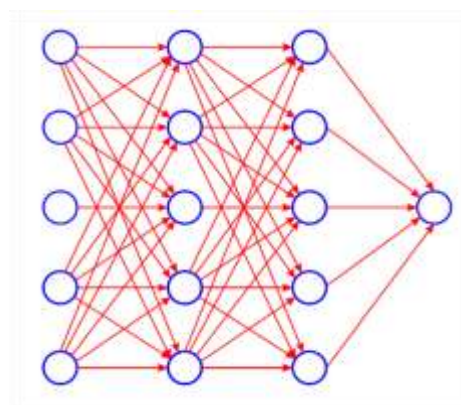
Proses konvolusi akan dijadikan satu yang kemudian disebut *Fully connected layer*; input pada layer merupakan *output* dari proses sebelumnya dimana pada proses ini akan menentukan sebuah fitur yang paling relevan dengan kelas yang sudah ditetapkan (Audina dkk., 2021)



Gambar 12. *Fully Connected Layer*

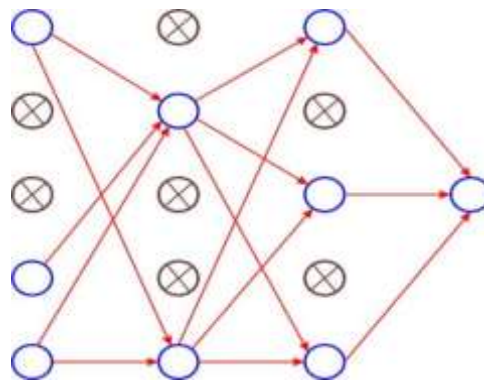
2.8.8. *Dropout*

Dropout adalah metode regulasi jaringan saraf untuk memilih secara acak neuron yang tidak dipakai pada saat proses pelatihan. *Dropout* dilakukan agar tidak terjadi *overfitting*, sehingga akan mempercepat proses komputasi.



Gambar 13. *Dropout*

Pada Gambar 13. merupakan ilustrasi penggunaan *dropout*, pada model jaringan saraf terlihat lebih kompleks sebelum menggunakan fitur *dropout*.



Gambar 14. *Nodes* setelah proses *dropout*

2.8.9. *Confusion matrix*

Tahapan terakhir dalam metode CNN adalah *confusion matrix* atau tahapan evaluasi model. Pada *confusion matrix* kinerja model diukur untuk mengetahui performa klasifikasi suatu model. Pada tahapan ini, evaluasi model akan menghitung nilai akurasi, presisi serta *recall*. Beberapa istilah yang digunakan menilai performa kinerja model adalah menggunakan parameter *true positive* (TF), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN).

2.9. Bahasa Pemrograman *Python*

Python merupakan bahasa pemrograman yang sangat populer, bahasa *Python* diciptakan oleh Guido van Rossum yang diluncurkan pada tahun 1991. *Python* dapat melakukan analisis data, serta melakukan perhitungan data statistik yang kompleks. Keunggulan yang dimiliki *python* adalah dapat menghasilkan hasil yang lebih akurat dan efisien dibandingkan dengan metode konvensional (Surbakti dkk., 2024). *Python* dapat digunakan untuk berbagai kepentingan misalnya pengembangan sistem, aplikasi desktop, dan IoT.

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

Gambar 15. Bahasa pemrograman *Python*

bahasa
yang lain
dkk.,



dibandingkan
pemrograman
(Rahman
2023)

2.9.1. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan kegiatan pengelompokan data, di mana data yang digunakan memiliki kelas label atau target. Pada jenis *task* tersebut program komputer akan diminta untuk “menebak” atau memilih berdasarkan kelompok/kelas dari sebuah data. Contohnya adalah *face recognition* atau klasifikasi ekspresi manusia menggunakan tiga kelas yaitu senang, marah, dan netral. Sistem tersebut harus memilih salah satu bentuk emosi tersebut dari ketiga kelas tersebut berdasarkan gambar yang diberikan (Id Daqiqil, 2021).

2.9.2. *Tensorflow*

Tensorflow adalah pustaka *open-source* yang populer pada penggunaan *machine learning* dan *deep learning*. Pada *Python*, *Tensorflow* akan memberikan fungsi dan alat yang memungkinkan pengembangan, pelatihan, dan penerapan model *machine learning* dengan tingkat efisiensi tinggi. *Tensorflow* digunakan untuk perhitungan numerik dalam pengembangan aplikasi AI misalnya dalam klasifikasi citra dan penyematanan kata. *Tensorflow* menyediakan antar muka yang dapat menunjukkan algoritma *machine learning* dan aplikasi untuk menjalankan algoritma. *Tensorflow* sangat memungkinkan untuk diintegrasikan dengan pemodelan

Convolutional Neural Network. Tensorflow merupakan jenis array multidimensi (Wiranda dkk., 2020).



Gambar 16. *Tensorflow*

2.9.3. *Numpy*

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



Gambar 17. *Numpy*

2.9.4. *Pandas*

Pandas merupakan *library* yang menyediakan struktur data dan fungsi analisis data yang sangat mudah untuk digunakan dan memiliki kinerja tinggi, *Pandas* menawarkan metode yang bermanfaat untuk membuat struktur data dan melakukan analisis data yang besar. *Library* ini juga dapat membantu permasalahan yang sering muncul pada data seperti data yang tidak lengkap, tidak terstruktur, dan tidak teratur dilengkapi dengan *tools* untuk menggabungkan, menganalisa, dan memvisualisasi dataset (Id Daqiqil, 2021).



Gambar 18. *Pandas*

2.9.5. *Matplotlib*

Matplotlib adalah sumber pustaka *plotting* 2 dimensi yang menghasilkan gambar bermutu di dalam format *hardcopy*, *matplotlib* dapat digunakan dalam kode *python*. *Tools* mempermudah pengguna dalam pembuatan plot, grafik batang, *scatter plot* dan lain sebagainya. *Matplotlib* memiliki peran penting dalam pengolahan citra digital, terutama untuk visualisasi dan analisis data gambar. Histogram citra digunakan untuk membantu menganalisis distribusi piksel dalam sebuah citra (Id Daqiqil, 2021).



Gambar 19. *Matplotlib*

2.9.6. *Scikit Image*

Scikit image merupakan pustaka *python* yang sangat berguna dalam konteks *machine learning* salah satunya adalah ekstraksi fitur dengan *Local Binary Pattern*. *Scikit image* menyediakan algoritma dan utilitas yang sangat cocok digunakan untuk pemula khususnya dalam pengaplikasian pemrosesan gambar (*image processing*) (van der Walt dkk., 2014).



Gambar 20. *Scikit image*

2.9.7. *Confusion matrix*

Confusion matrix dapat mengukur akurasi suatu model klasifikasi dari perhitungan hasil dan data latih. Pada *confusion matrix* parameter yang digunakan dalam mengukur akurasi suatu model dijelaskan pada Tabel 2. berikut ini :

Tabel 2. *Confusion matrix*

		Kelas Aktual	
		Positif	Negatif
	Positif	TP (True Positive)	FP (False Positive)

Kelas Prediksi	Negatif	FN	TN
		(False Negative)	(True Negative)

Berdasarkan Tabel 2. matriks konvolusi menampilkan nilai dalam matriks tersebut, yaitu *true positive (TP)*, *false positive (FP)*, *false negative (FN)*, *true negative (TN)*. Akurasi menggambarkan perhitungan tingkat akurasi model dalam memprediksi peristiwa positif dalam kegiatan prediksi, sedangkan merupakan indeks yang mengukur sensitivitas sistem kelas (Hanifah & Hermawan, 2023).

2.10. Raspberry Pi 4

Raspberry Pi adalah sebuah mikro komputer yang diciptakan oleh *Raspberry Pi Foundation* di Inggris. Meskipun memiliki bentuk fisik yang mirip *Arduino*, yang lebih banyak dikenal untuk program *prototyping*, *Raspberry Pi* lebih menyerupai komputer daripada *Arduino* yang menawarkan kemampuan lebih kompleks dan beragam (Shadiq, 2015).



Gambar 21. *Raspberry Pi*

(Ulil Albab dkk., 2023)

Raspberry Pi 4 merupakan sebuah modul berukuran kecil yang dapat difungsikan sebagai komputer pengolah data yang memiliki kinerja sangat baik untuk sebuah program yang berkaitan dengan foto maupun video. Di dalam *Raspberry Pi* mempunyai *port general purpose input/output*. Selain itu, *Raspberry Pi* dilengkapi dengan modul kamera agar mudah digunakan.

Raspberry Pi memiliki kapasitas sebesar 512 MB jika dibandingkan dengan model A yang berkapasitas 256 MB model B juga dilengkapi dengan porta ethernet (untuk LAN). Model A juga didesain berdasarkan SoC (*system on a chip*) *Broadcom BCM2835* dengan penamaan prosesor ARM1176JZF-S dengan 700 MHz, GPU, Video Core IV dan RAM 256 MB (Kusuma, 2022). Modul kamera *Raspberry Pi* memiliki 2 model kamera yang kompatibel yang akan disajikan pada tabel di bawah ini :

Tabel 3. Spesifikasi modul kamera Raspy

	Camera module v1	Camera module v2
Ukuran	25 x 24 x 9 mm	25 x 24 x 9 mm
Resolusi	5 Megapixel	8 Megapixel
Mode video	1080p30, 720p60 dan 640 x 480p60/90	1080p30, 720p60 dan 640 x 480p60/90
Sensor	Omnivision OV5647	Sony IMX219
Area sensor gambar	3.76 x 2.74 mm	3.68 x 2.76 mm
Ukuran pixel	1.4 μm $\times$ 1.4 μm	1.12 μm x 1.12 μm

Modul kamera *Raspberry Pi* lebih mudah untuk diprogram telah disesuaikan spesifikasinya. Selain itu, kamera *Raspberry Pi* tersedia dalam dua versi yang berbeda berdasarkan jenis gambar yang dihasilkan, yaitu tipe IR (*InfraRed*) dan NOIR (*No InfraRed*). Tipe IR menghasilkan citra yang lebih baik dan lebih cerah jika citra diambil siang hari, sedangkan tipe NOIR menghasilkan foto yang lebih baik yang pada saat malam hari (Shadiq, 2015).

2.11. Pengaruh Pemberian Konsentrasi Larutan CaCl_2 Terhadap

Perubahan Sifat Fisik dan Kimia Buah

Perubahan fisik dan kimia buah jambu kristal terjadi selama proses pematangan buah berlangsung, perubahan fisik pada buah meliputi perubahan warna, aroma, dan tekstur. Sedangkan perubahan kimia yang terjadi meliputi pH, keasaman, dan kandungan vitamin C. Pemberian konsentrasi CaCl_2 akan berpengaruh terhadap umur simpan buah. CaCl_2 berinteraksi dengan dinding pektin dan fosfolipid membran yang dapat menahan kebocoran pada membran

plasma, hal ini akan meningkatkan stabilitas struktur membran dan akan menekan laju respirasi, dengan demikian umur simpan buah akan lebih panjang. Penggunaan CaCl_2 pada buah jambu menunjukkan perubahan warna melalui proses sintetik. Selama kulit buah masih berwarna hijau maka buah di dalam buah tersebut masih mengandung senyawa klorofil. Pemberian CaCl_2 pada buah jambu kristal menunjukkan perubahan kecerahan buah yang semakin melambat (Tunmuni, 2018). Pengaruh penggunaan CaCl_2 juga diketahui berpengaruh terhadap kelunakan buah, larutan CaCl_2 menurut dapat menghambat kelunakan kulit dan daging buah. Terjadi perubahan tegangan buah dari kokoh menjadi lunak disebabkan karena terbentuknya pektin dari asam pektat yang merupakan hasil hidrolisis dari propektin.

2.12. Intensitas Cahaya Pada Citra Visual Buah

Intensitas cahaya memiliki dampak signifikan pada kualitas citra visual buah, pencahayaan yang tepat akan meningkatkan kontras dan detail pada gambar. Klasifikasi kematangan buah dapat dilakukan berdasarkan karakteristik warna dengan menggunakan bantuan komputer, kamera akan digunakan untuk menangkap citra warna yang berisi informasi kematangan buah kemudian data tersebut akan diolah lebih lanjut menggunakan *Raspberry Pi* (Siskandar dkk., 2020). Dalam merancang sistem berbasis *deep learning*, proses yang terjadi akan diawali dengan adanya pencahayaan (*illumination*), Citra yang dihasilkan merupakan akibat dari cahaya yang dipantulkan oleh sebuah objek yang kemudian akan ditangkap oleh kamera dan disimpan dengan bentuk sebuah citra digital. Pada setiap citra digital terdapat piksel yang mempunyai level intensitasnya sendiri. Setiap citra memiliki level intensitas warna sebanyak 256 buah (*level 0-255*) (Kartowisastro, 2014).

2.13. Studi Pustaka (*State of The Art*)

Keaslian dari penelitian ini berdasarkan penelitian terdahulu yang memiliki pembahasan kurang lebih serupa. Penelitian terdahulu menjadi salah satu hal yang penting sebagai kajian dan referensi bagi penulis untuk mengetahui hubungan antara penelitian yang dilakukan sebelumnya dengan penelitian saat

ini. Berikut ini merupakan beberapa penelitian terdahulu yang berhubungan dengan kematangan buah jambu kristal menggunakan deeplearning :

Tabel 4. *State of The Art*

Penulis	Judul	Metode	Hasil Penelitian	Gap Penelitian
Adhi Wibowo, 2021	Deteksi Kematangan Buah Jambu Kristal Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna Hsv (<i>Hue Saturation Value</i>) Dan <i>K-Nearest Neighbor</i>	Pengolahan Citra, <i>K-Nearest Neighbor</i>	Penelitian ini menjelaskan untuk mengukur kematangan buah jambu kristal dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi citra digital menggunakan <i>machine learning</i> metode KNN, dimana untuk mengukur tingkat kematangan dengan melihat warna dari jambu kristal tersebut. Penelitian ini menghasilkan nilai presentase 91,67% untuk kategori buah jambu matang, 90% untuk kategori buah jambu mentah dan nilai keseluruhan data mempunyai presentase yaitu sebesar 95%.	Metode yang digunakan KNN dan transformasi ruang warna HSV, tidak mendeteksi tingkat kematangan secara <i>real time</i> menggunakan <i>computer vision</i>
Febry Yuni Mulato, 2015	Klasifikasi Kematangan Buah Jambu Biji Merah (<i>Psidium Guajava</i>) Dengan Menggunakan Model Fuzzy	Pengolahan Citra, Fuzzy	Hasil penelitian ini dalam mengklasifikasi buah jambu biji menggunakan model fuzzy dibagi menjadi empat kategori yaitu mentah, setengah, matang dan busuk. Penelitian ini menghasilkan tingkat keakuratan untuk data <i>training</i> 94.67% dan keakuratan untuk data <i>testing</i> 83.3%.	Menggunakan jambu biji merah sebagai objek, metode yang digunakan model fuzzy tidak mendeteksi tingkat kematangan secara <i>realtime</i> menggunakan <i>computer vision</i>
Muhammad Alifadin Ramadhann, 2024	Computer Vision untuk Mengetahui Kematangan Jambu Kristal Menggunakan Metode Convolutional Neural	Deeplearning menggunakan arsitektur CNN MobileNet dan VGG16	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan jambu kristal dengan akurasi mencapai 95% dari 40 data uji. Model secara efektif membedakan antara buah matang dan belum matang, serta berhasil	Dataset yang digunakan bersifat terbatas dan tidak dijelaskan apakah model dapat digeneralisasi

Penulis	Judul	Metode	Hasil Penelitian	Gap Penelitian
	Network		diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis GUI yang menampilkan hasil klasifikasi secara real-time. Selain itu, penggunaan teknik histogram equalization terbukti meningkatkan kualitas citra input dan berkontribusi terhadap peningkatan akurasi model secara keseluruhan.	ke kondisi lapangan yang berbeda.
Rezky Andean Nugraha, Eka Wahyu Hidayat, Neng Ika Kurniati, Rahmi Nur Shofa	Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor	Pengolahan citra menggunakan MATLAB mereduksi dimensi dengan PCA,	Akurasi tertinggi pada kombinasi PCA+KNN dengan akurasi 78.90, sistem berhasil mengenali jenis buah jambu kristal berdasarkan warna bentuk dan tekstur	Tidak menggunakan deep learning metode tekstur modern untuk klasifikasi yang lebih cepat dan akurat, skala dataset sangat kecil tanpa uji generalisasi
Ditra Liandaputra Amalia Zahra, 2024	Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Metode Deep Learning	Menggunakan CNN (MobileNetV2, AlexNet, VGG16), Augmentasi: geometrik, fotometrik, dan kombinasi	Metode terbaik pada CNN MobileNet V2 dengan akurasi tertinggi 93%, augmentasi kombinasi menghasilkan performa terbaik, sistem mampu mengklasifikasikan kematangan nanas secara otomatis	Penelitian ini hanya berfokus pada citra RGB dan augmentasi, dataset terbatas tanpa uji kondisi pencahayaan
Fahmil Ikhsan Hidayat, 2017	Identifikasi Kematangan Buah Jambu Biji Merah (Psidium Guajava) Dengan Teknik	Pengolahan Citra, ANN Backpropagation	Dari penelitian ini menjelaskan <i>deep learning</i> dapat digunakan untuk mengklasifikasi kematangan buah jambu berdasarkan warna dengan menggunakan metode ANN, dimana <i>deep learning</i> metode ANN memiliki tingkat akurasi	Objek yang digunakan jambu biji merah, menggunakan <i>deep learning</i> metode ANN, tidak mendeteksi tingkat kematangan secara realtime

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di PT Great Giant Food, Lampung Tengah sebuah perusahaan yang bergerak di bidang Hortikultura pada Bulan Desember-Agustus tahun 2024-2025 dan dilaksanakan di Laboratorium Daya dan Alat Mesin Pertanian, Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung.

3.2. Alat dan Bahan

3.2.1. Alat Penelitian

Alat yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Display Putar, digunakan untuk menampilkan objek dengan dinamis sehingga pengguna dapat melihat objek dari berbagai sudut tanpa perlu menggerakkan objek itu sendiri (otomatis),
- b. Lampu RGB WS2812B 5 V digunakan sebagai sumber pencahayaan terkendali untuk mendeteksi kematangan buah berdasarkan karakteristik fisik buah jambu kristal,
- c. *Power Supply* 5 Volt, 10 Ampere , 50 Watt digunakan sebagai sumber daya arus listrik yang akan dialirkan ke *Raspberry Pi* dan digunakan untuk menggerakkan display putar,
- d. *Raspberry Pi* digunakan sebagai mikro komputer yang terintegrasi dengan *camera module*, lampu *LED RGB*, display putar yang dapat melakukan pengambilan data citra gambar (sampel) dengan menjalankan logika berdasarkan kode yang dituliskan menggunakan bahasa pemrograman *Python*,

- e. *Raspberry Pi Module camera V3 12 MP*, digunakan sebagai kamera yang dapat menangkap gambar objek penelitian dengan resolusi 11,9 Megapixel,
- f. Kotak Studio Mini, digunakan sebagai tempat untuk menyimpan objek penelitian untuk menciptakan lingkungan yang terkontrol dan memastikan hasil yang konsisten dan akurat,
- g. Laptop yang telah terinstal *python* dan *pycharm*.

Berikut ini merupakan tabel spesifikasi modul kamera *Raspberry Pi* yang digunakan pada saat penelitian :

Tabel 5. Spesifikasi modul kamera Raspy V.3

Spesifikasi	Keterangan
Ukuran	25 x 24 x 11, 5 mm
Berat	4 gram
Resolusi	11,9 Mega Piksel
Sensor	Kamera Sony IIMX708
Resolusi sensor	4608 x 2592 Piksel
Area gambar sensor	6.45 x 3,63 mm, diagonal 7,4
Ukuran piksel	1,4 μm x 1,4 μm
Panjang fokus	4,74 mm
Waktu Pencahayaan	112

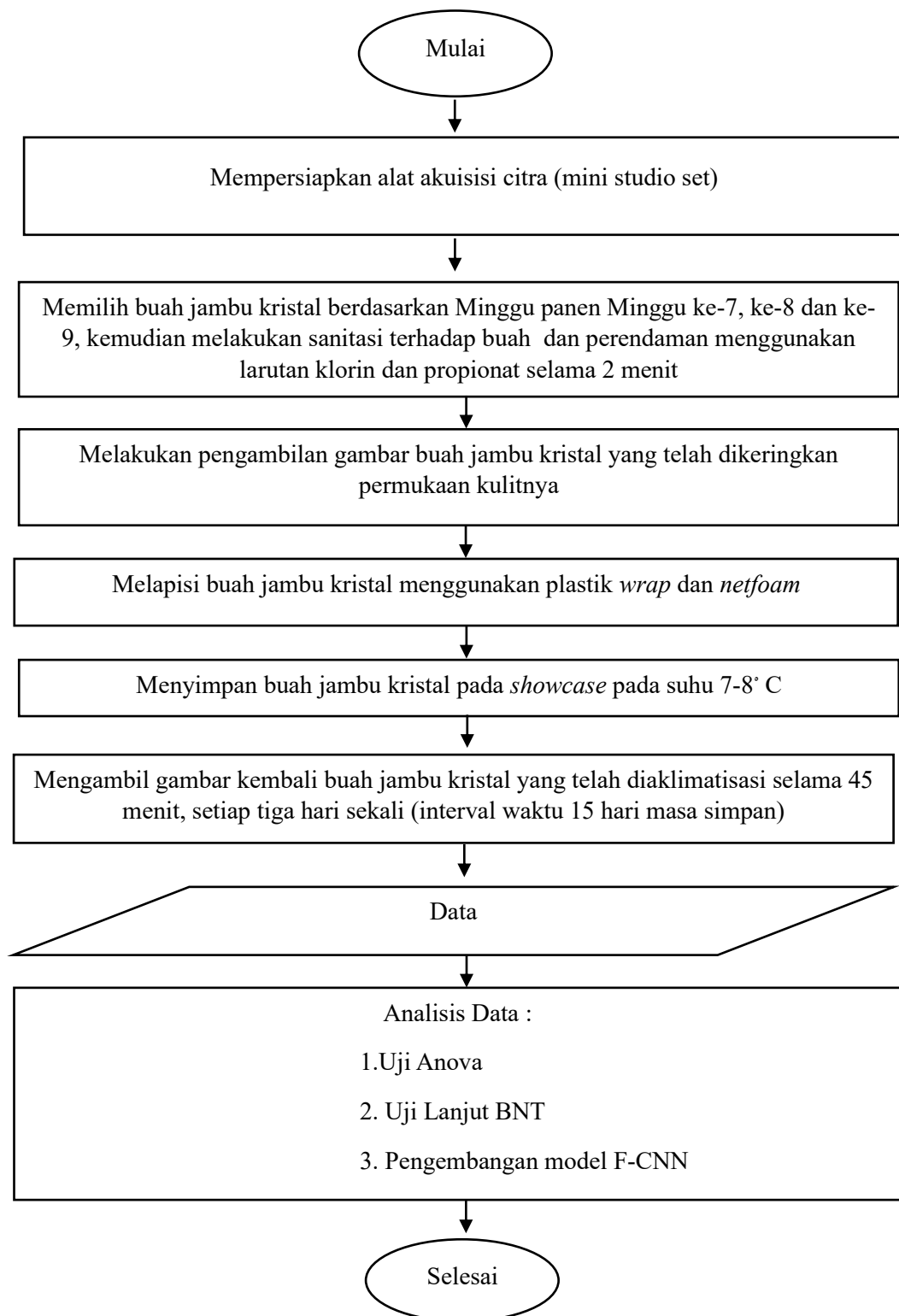
3.2.2. Bahan

Bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah jambu kristal yang dipanen pada tiga waktu berbeda, yaitu pada Minggu ke-7, Minggu ke- 8, dan Minggu ke- 9. Pemilihan waktu panen didasarkan pada tingkat kematangan buah yang dapat diamati secara visual. Setelah proses panen kemudian dilakukan pemotretan yang hasilnya adalah dataset citra gambar jambu kristal dari PT GGF (Great Giant Food) Lampung Tengah yang diambil menggunakan kamera pada kotak studio mini dengan jumlah citra sebanyak 8100 citra buah jambu kristal sebagai objek penelitian.

Buah jambu kristal dilakukan pengambilan gambar menggunakan mini studio set untuk memastikan pencahayaan yang terkontrol, latar belakang seragam, dan sudut pengambilan gambar yang konsisten. Proses pengambilan gambar menghasilkan 8100 citra buah jambu kristal yang terbagi merata ke dalam tiga kelas berdasarkan Minggu panennya. Citra sampel yang didapat kemudian akan diklasifikasi kematangannya menggunakan metode *Fast Convolutional Neural Network* (F-CNN) berdasarkan *Local Binary Pattern* (LBP).

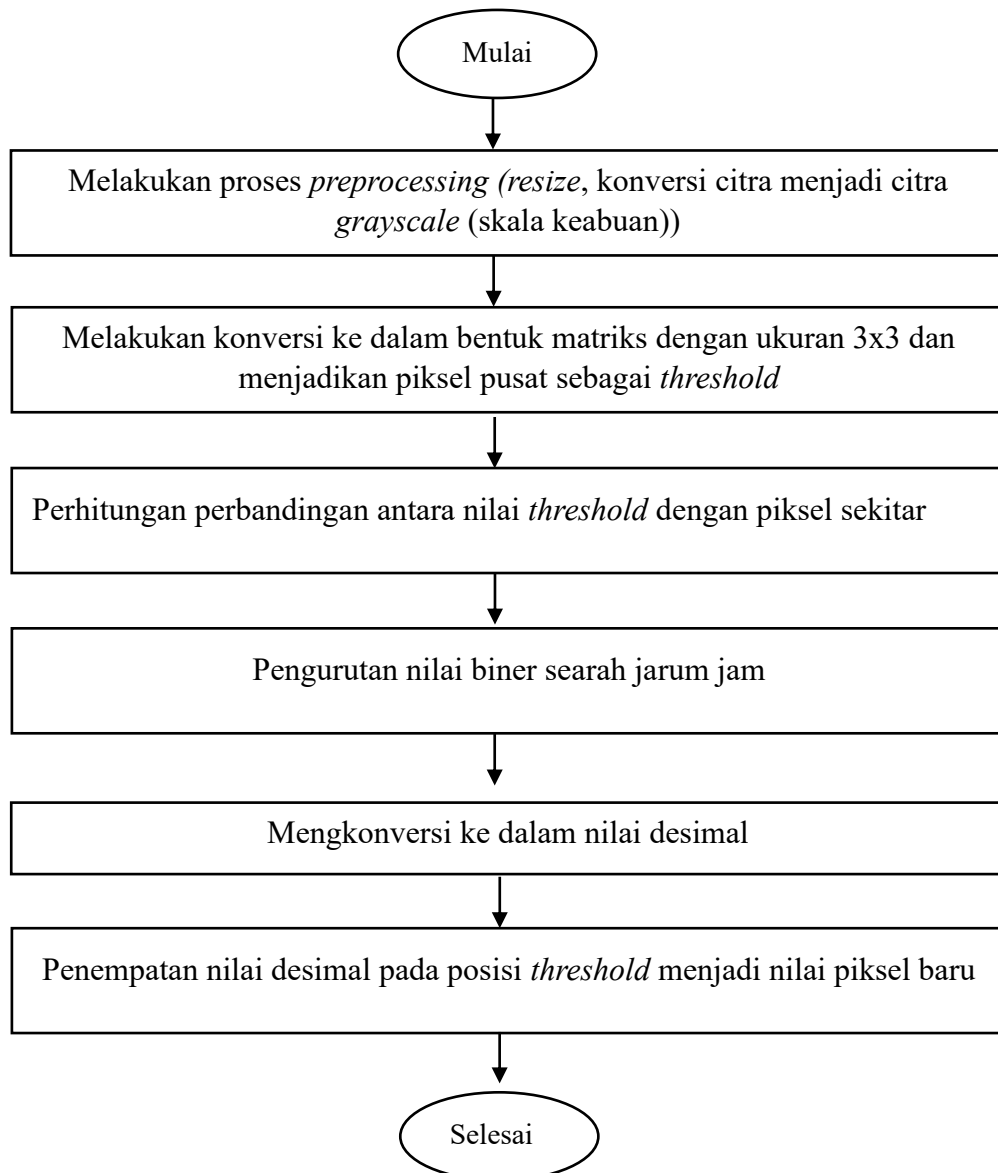
3.3. Tahapan Penelitian

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



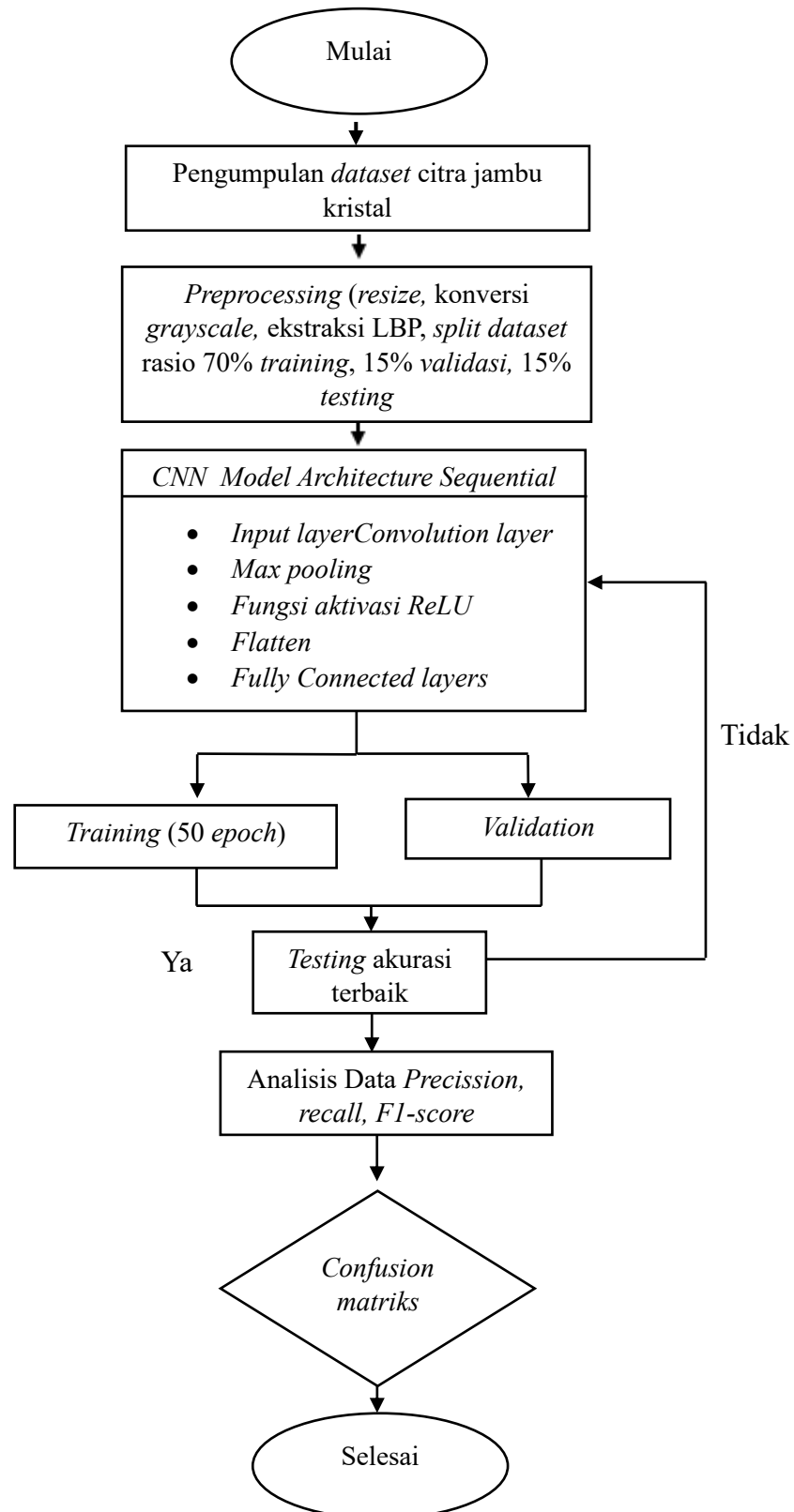
Gambar 22. Diagram alir penelitian

Ekstraksi fitur *Local Binary Pattern* (LBP) merupakan tahapan yang digunakan sebagai input klasifikasi citra buah jambu kristal menggunakan algoritma *Fast Convolutional Neural Network* (F-CNN). LBP merupakan fitur yang sangat efektif dalam mengidentifikasi ciri tekstur. Berikut ini merupakan tahapan LBP yang dilakukan dalam penelitian :



Gambar 23. Diagram alir LBP

Diagram alir metode *Fast-Convolutional Neural Network* :



Gambar 24. Diagram Alir F-CNN

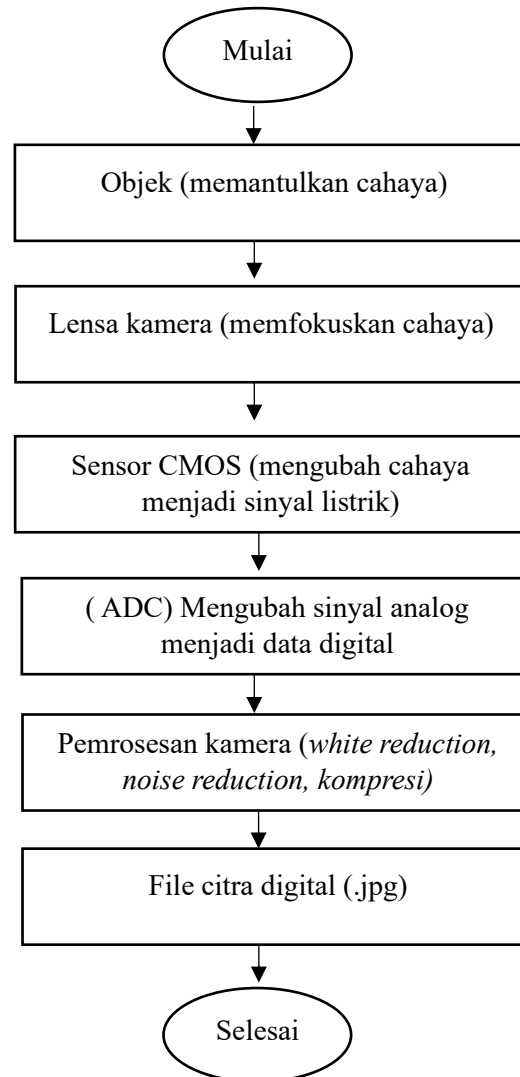
3.3.1. Metode Pengambilan Data

Foto pada penelitian ini diperoleh melalui proses pemotretan citra menggunakan kamera *raspberry pi*. Cahaya yang dipantulkan dari permukaan objek ditangkap oleh lensa kamera dan difokuskan menuju sensor gambar atau *Complementary Metal-Oxide-Semiconductor* (CMOS). Sensor mengubah intensitas cahaya yang diterima pada setiap elemen fotosensitif (piksel) menjadi sinyal listrik yang proporsional dengan tingkat kecerahan. Sinyal ini kemudian akan dikonversi menjadi data digital melalui proses *analog-to-digital conversion* (ADC), sehingga setiap piksel memiliki intensitas dalam bentuk kanal warna RGB. Data digital tersebut kemudian diproses oleh sistem kamera untuk penyesuaian warna (*white balance*), pengurangan *noise*, dan kompresi sebelum disimpan dalam *file* citra.

Dalam pengambilan foto, beberapa parameter dikendalikan untuk memastikan kualitas citra yang konsisten antara lain sebagai berikut :

1. Resolusi gambar, menentukan jumlah piksel pada citra. Semakin tinggi resolusi sebuah citra maka akan semakin detail informasi visual yang akan terekam.
2. Pencahayaan, diatur melalui kombinasi *aperture* (bukaan lensa), *shutter speed* (lama pencahayaan), dan ISO (sensitivitas sensor), sehingga kontras dan kecerahan objek terekam optimal.
3. Sudut pengambilan diatur agar semua objek direkam dari posisi dan jarak yang sesuai.
4. Kondisi latar belakang dibuat konstan untuk menghindari terjadinya gangguan visual yang dapat memengaruhi proses analisa citra.
5. Sumber cahaya, menggunakan pencahayaan buatan atau alami yang stabil untuk mengurangi variasi warna akibat perbedaan intensitas cahaya.

Berikut ini merupakan tahapan pembentukan citra digital pada kamera :



Gambar 25. Diagram alir proses akuisisi citra

Pada langkah awal penelitian, penulis mengumpulkan *dataset* citra gambar berdasarkan Minggu panen buah kristal, yaitu Minggu panen Minggu ke-7, 8, dan 9 , dan penggunaan larutan CaCl_2 dosis 2 % dan 5% disemprotkan secara merata ke permukaan buah jambu kristal, perlakuan ini dilakukan pada Minggu ke-1 dan Minggu ke-4 hari setelah antesis (HSA) atau saat buah berada pada tahap awal pertumbuhan, kemudian dilakukan pembungkusan (*bagging*). Tujuan dari perlakuan ini adalah untuk menghambat degradasi klorofil agar perubahan warna dapat diperlambat dan untuk menghambat kelunakan kulit dan daging buah.

Perlakuan terakhir adalah umur simpan yang dilakukan selama 15 hari dengan tujuan untuk mengetahui perubahan fisik seperti kesegaran, tekstur dan warna buah jambu kristal selama penyimpanan. Buah yang telah diamati (diambil gambarnya) dilakukan penyimpanan dalam *showcase* dan setiap selesai diamati buah jambu kristal dilapisi plastik *wrap* dan *netfoam* kemudian dimasukkan kedalam sebuah plastik dan disusun menggunakan kardus khusus untuk menyimpan buah. Tujuan dari proses ini adalah menghindari gesekan dan tekanan pada permukaan buah jambu kristal. Metode pengambilan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data citra digital yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 8100 citra, terdiri dari tiga waktu panen yaitu 7 Minggu, 8 Minggu, dan 9 Minggu dengan pemberian perlakuan CaCl_2 dengan dosis 0 % (tanpa perlakuan), 2 %, dan 5%. Masing-masing sampel dilakukan pengambilan data citra sebanyak 30 kali.
2. Augmentasi dan *resize*, *dataset* yang telah dibagi kemudian dilakukan proses augmentasi dan *resize image* yang berfungsi untuk memperbanyak data citra, sedangkan proses *resize* bertujuan untuk menyamakan ukuran data citra. Fungsi banyaknya jumlah citra digital yang diambil dan proses *augmentasi* adalah agar saat pengolahan data citra digital memiliki yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi, karena citra yang diambil dari sudut yang berbeda dan faktor pencahayaan akan menghasilkan dataset yang representatif terhadap kondisi asli. Pada saat pengambilan citra seringkali membutuhkan waktu yang lama dan proses *augmentasi* akan membantu membuat variasi tambahann dari dataset melalui proses manipulasi dataset dengan memanipulasi seperti rotasi, *flip*, perubahan skala, atau penambahan *noise* sehingga pada saat proses klasifikasi menggunakan metode CNN akan menghasilkan tingkat keakurasian yang tinggi.

3.3.2. Pelaksanaan Penelitian

Pada penelitian ini jambu kristal yang digunakan merupakan jambu kristal berdasarkan 3 Minggu panen yaitu Minggu Panen 7,8, dan 9. Pengamatan terhadap tekstur LBP buah jambu kristal dilakukan sebanyak 6 (enam) kali pengamatan dengan interval 3 hari yaitu umur simpan hari ke 1, 3, 6, 9, 12, 15, sampel jambu kristal hari ke-3 sampai dengan hari ke-15 sebelum dilakukan pemotretan terlebih dahulu diaklimatisasi selama 45 menit bertujuan agar citra yang dihasilkan saat pemotretan tidak terdapat *overexposure* yang disebabkan air yang menguap pada permukaan buah jambu kristal. Pengamatan dihentikan jika warna kulit jambu kristal mulai mengalami perubahan warna kecoklatan pada kulit buah (*browning*).

Berikut merupakan tahapan-tahapan yang dilaksanakan pada penelitian ini :

1. Disiapkan sampel jambu kristal yang akan difoto, sebanyak 15 buah jambu kristal dengan Minggu panen Minggu ke-7, Minggu ke- 8 dan Minggu ke- 9,
 2. Setiap sampel jambu kristal dimasukan ke dalam kotak studio mini dan diletakan tepat berada di tengah *display* putar berjarak 6-7 cm dari sensor kamera *Raspy* tergantung pada ukuran buah yang akan difoto,
 3. Sebelum dilakukan pemotretan, terlebih dahulu harus menetapkan *Region of Interest* (ROI) yaitu pengambilan bagian objek citra yang akan menjadi objek untuk diproses informasinya, ROI digunakan untuk memfokuskan pengolahan citra hanya pada area buah jambu kristal, sehingga bagian-bagian lain seperti latar belakang, *noise*, atau objek yang tidak relevan dapat diabaikan.
 4. *Running* program dengan memasukan kode LED ganjil dan lama waktu pemotretan *disetting* menjadi 310 detik yang akan menghasilkan 44 citra digital,
 5. Buah yang telah selesai difoto kemudian dilakukan *Labelling* sesuai dengan Minggu panen, konsentrasi CaCl_2 dan umur simpan.
- Sebagai bagian dari tahapan *preprocessing* proses pelabelan (*Labelling*) dilakukan untuk memberikan identitas atau kelas pada setiap citra buah jambu kristal berdasarkan kelas Minggu panen Minggu ke-7, ke-8, dan

ke-9. Setiap foto yang diambil selama masa penelitian diberi label sesuai dengan Minggu panen, umur simpan dan konsentrasi CaCl_2 sehingga dapat digunakan secara tepat dalam proses *training*, *validation*, dan *testing*. Kegiatan pelabelan dilakukan secara manual dengan mempertimbangkan kesesuaian data lapangan. Dengan dilakukannya proses *Labelling* yang akurat sistem klasifikasi dapat dilatih secara terarah dan menghasilkan prediksi yang tepat. Berikut ini merupakan tabel *Labelling* yang dilakukan selama pelaksanaan penelitian : .

Tabel 6. *Labelling* kelas Minggu panen Minggu ke-7

MP 7 CaCl_2 (0%)	MP 7 CaCl_2 (2%)	MP 7 CaCl_2 (5%)
P1H031	P2H031	P3H031
P1H032	P2H032	P3H032
P1H033	P2H033	P3H033
P1H034	P2H034	P3H034
P1H035	P2H035	P3H035
P1H331	P2H331	P3H331
P1H332	P2H332	P3H332
P1H333	P2H333	P3H333
P1H334	P2H334	P3H334
P1H335	P2H335	P3H335
P1H631	P2H631	P3H631
P1H632	P2H632	P3H632
P1H633	P2H633	P3H633
P1H634	P2H634	P3H634
P1H635	P2H635	P3H635
P1H931	P2H931	P3H931
P1H932	P2H932	P3H932
P1H933	P2H933	P3H933
P1H934	P2H934	P3H934
P1H935	P2H935	P3H935
P1H1231	P2H1231	P3H1231
P1H1232	P2H1232	P3H1232
P1H1233	P2H1233	P3H1233
P1H1234	P2H1234	P3H1234
P1H1235	P2H1235	P3H1235
P1H1531	P2H1531	P3H1531
P1H1532	P2H1532	P3H1532
P1H1533	P2H1533	P3H1533
P1H1534	P2H1534	P3H1534

P1H1535

P2H1535

P3H1535

Tabel 7. *Labelling* kelas Minggu panen Minggu ke-8

MP 8 CaCl ₂ (0%)	MP 8 CaCl ₂ (2%)	MP 8 CaCl ₂ (5%)
P4H031	P5H031	P6H031
P4H032	P5H032	P6H032
P4H033	P5H033	P6H033
P4H034	P5H034	P6H034
P4H035	P5H035	P6H035
P4H331	P5H331	P6H331
P4H332	P5H332	P6H332
P4H333	P5H333	P6H333
P4H334	P5H334	P6H334
P4H335	P5H335	P6H335
P4H631	P5H631	P6H631
P4H632	P5H632	P6H632
P4H633	P5H633	P6H633
P4H634	P5H634	P6H634
P4H635	P5H635	P6H635
P4H931	P5H931	P6H931
P4H932	P5H932	P6H932
P4H933	P5H933	P6H933
P4H934	P5H934	P6H934
P4H935	P5H935	P6H935
P4H1231	P5H1231	P6H1231
P4H1232	P5H1232	P6H1232
P4H1233	P5H1233	P6H1233
P4H1234	P5H1234	P6H1234
P4H1235	P5H1235	P6H1235
P4H1531	P5H1531	P6H1531
P4H1532	P5H1532	P6H1532
P4H1533	P5H1533	P6H1533
P4H1534	P5H1534	P6H1534
P4H1535	P5H1535	P6H1535

Tabel 8. *Labelling* kelas Minggu panen Minggu ke-9

MP 9 CaCl ₂ (0%)	MP 9 CaCl ₂ (2%)	MP 9 CaCl ₂ (5%)
P7H031	P8H031	P9H031
P7H032	P8H032	P9H032
P7H033	P8H033	P9H033
P7H034	P8H034	P9H034
P7H035	P8H035	P9H035
P7H331	P8H331	P9H331
P7H332	P8H332	P9H332
P7H333	P8H333	P9H333
P7H334	P8H334	P9H334
P7H335	P8H335	P9H335
P7H631	P8H631	P9H631
P7H632	P8H632	P9H632
P7H633	P8H633	P9H633
P7H634	P8H634	P9H634
P7H635	P8H635	P9H635
P7H931	P8H931	P9H931
P7H932	P8H932	P9H932
P7H933	P8H933	P9H933
P7H934	P8H934	P9H934
P7H935	P8H935	P9H935
P7H1231	P8H1231	P9H1231
P7H1232	P8H1232	P9H1232
P7H1233	P8H1233	P9H1233
P7H1234	P8H1234	P9H1234
P7H1235	P8H1235	P9H1235
P7H1531	P8H1531	P9H1531
P7H1532	P8H1532	P9H1532
P7H1533	P8H1533	P9H1533
P7H1534	P8H1534	P9H1534
P7H1535	P8H1535	P9H1535

Keterangan:

P1-P9 = Minggu panen

H0-H15= Umur simpan

Dalam penelitian ini pengambilan citra dilakukan secara sistematis, setiap sampel diambil gambarnya sebanyak 44 gambar dengan sudut pengambilan citra 360° kemudian dilakukan proses *Labelling* sesuai dengan Minggu panennya. Setiap folder Minggu panen memiliki 3960 gambar buah jambu kristal dan secara keseluruhan terdapat 11880 gambar, namun untuk kebutuhan pelatihan pada

proses CNN yang dilakukan hanya menggunakan 2700 gambar (900 gambar per kelas) secara keseluruhan jumlah gambar yang diproses pada penelitian ini adalah 8100 gambar. Tujuan dari pengurangan jumlah gambar sampel adalah mengurangi beban komputasi dan mempercepat proses pelatihan agar lebih efisien, dilakukan secara proporsional dan merata pada masing-masing kelas Minggu panen untuk menjaga keseimbangan data, sehingga model dapat dilatih secara optimal tanpa bias terhadap kelas tertentu. Pendekatan ini bertujuan untuk menyesuaikan kapasitas pemrosesan perangkat keras yang digunakan pada saat pelatihan model.

6. Jadwal pelaksanaan pengambilan data

Perencanaan waktu pengambilan data dilakukan secara sistematis agar setiap tahapan berjalan sesuai dengan prosedur yang telah ditentukan. Kegiatan pengambilan data disusun berdasarkan Minggu panen buah jambu kristal yaitu pada Minggu panen ke-7, ke-8 dan ke-9 yang masing-masing diambil pada interval waktu yang telah dijadwalkan. Penjadwalan ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang diperoleh mewakili setiap kelas Minggu panen secara proporsional. Berikut ini merupakan tabel jadwal pengambilan data yang dilaksanakan pada saat penelitian :

Tabel 9. Jadwal pengumpulan data penelitian

JADWAL PENGUMPULAN DATA					
Tanggal	Hari	MP 7	MP 8	MP 9	Kegiatan
30-Des-24	Senin	1			FOTO PANEN 7 HARI 1
31-Des-24	Selasa				
01-Jan-25	Rabu				
02-Jan-25	Kamis	3			FOTO PANEN 7 HARI 3
03-Jan-25	Jumat				
04-Jan-25	Sabtu				
05-Jan-25	Minggu	6			FOTO PANEN 7 HARI 6
06-Jan-25	Senin		1		FOTO PANEN 8 HARI 1
07-Jan-25	Selasa				
08-Jan-25	Rabu	9			FOTO PANEN 7 HARI 9
09-Jan-25	Kamis		3		FOTO PANEN 8 HARI 3
10-Jan-25	Jumat				
11-Jan-25	Sabtu	12			FOTO PANEN 7 HARI 12

Tanggal	Hari	MP 7	MP 8	MP 9	Kegiatan
12-Jan-25	Minggu		6		FOTO PANEN 8 HARI 6
13-Jan-25	Senin			1	FOTO PANEN 9 HARI 1
14-Jan-25	Selasa	15			FOTO PANEN 7 HARI 15
15-Jan-25	Rabu		9		FOTO PANEN 8 HARI 9
16-Jan-25	Kamis			3	FOTO PANEN 9 HARI 3
17-Jan-25	Jumat				
18-Jan-25	Sabtu		12		FOTO PANEN 8 HARI 12
19-Jan-25	Minggu			6	FOTO PANEN 9 HARI 6
20-Jan-25	Senin				
21-Jan-25	Selasa		15		FOTO PANEN 8 HARI 15
22-Jan-25	Rabu			9	FOTO PANEN 9 HARI 9
23-Jan-25	Kamis				
24-Jan-25	Jumat				
25-Jan-25	Sabtu			12	FOTO PANEN 9 HARI 12
26-Jan-25	Minggu				
27-Jan-25	Senin				
28-Jan-25	Selasa			15	FOTO PANEN 9 HARI 15

Keterangan MP : Minggu Panen

Berdasarkan Tabel 9. kegiatan pengumpulan data dilaksanakan secara terstruktur dalam rentang waktu 30 Desember 2024 hingga 28 Januari 2025. Jadwal pengambilan data disusun berdasarkan pembagian waktu Minggu panen ke 7, 8, dan 9 setiap 3 hari sekali sehingga jumlah pengambilan data per Minggu panen adalah 6 kali. Jumlah sampel yang digunakan di setiap Minggu panen adalah 15 buah jambu kristal sehingga total keseluruhan sampel berjumlah 45 buah jambu kristal.

3.4. Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan Rancangan Acak Lengkap Faktorial untuk mengolah data *Local Binary Pattern* (LBP) yang berasal dari citra digital buah jambu kristal dengan $3 \times 3 \times 6$ dengan 5 kali ulangan. Faktor pertama adalah Minggu panen, faktor kedua adalah larutan konsentrasi CaCl_2 , dan faktor ketiga adalah umur simpan jambu kristal selama 15 hari, sampel jambu kristal yang diperoleh dari PT Great Giant Pineapple Plantation Group 3 Lampung

Tengah. Buah Jambu yang digunakan adalah buah jambu kristal yang dipanen pada Minggu ke- 7, Minggu ke- 8 dan Minggu ke- 9 dengan penambahan larutan CaCl_2 dengan konsentrasi 0 %, 2%, dan 5%. Buah jambu kristal yang telah dilapisi plastik *wrap* dan *netfoam* kemudian disimpan di dalam *showcase* pada suhu 7- 8°C selama 15 hari, data citra yang akan diambil setiap tiga hari yaitu pada hari ke- 1, 3, 6, 9, 12, dan 15, hari diekstraksi nilai LBPnya kemudian data yang dihasilkan diolah menggunakan metode analisis statistik. Rancangan penelitian dapat dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 10. Rancangan Acak Lengkap Faktorial

FAKTOR PERLAKUAN	PARAMETER		
P, C, H	MEAN	StDev	ENTROPY
P1C1H1	U1	U1	U1
P1C1H2	U2	U2	U2
P1C1H3	U3	U3	U3
P1C2H1	U1	U1	U1
P1C2H2	U2	U2	U2
P1C2H2	U3	U3	U3
...	...	...	...
P3C5H15	U3	U3	U3

Keterangan :

P : Minggu panen Minggu ke-7,Minggu ke- 8, Minggu ke- 9

C : Konsentrasi CaCl_2 0, 2, 5 %

H : Umur simpan hari ke-1, 3, 6, 9, 12, 15

Dari data yang didapatkan kemudian akan dibahas secara deskriptif tentang bagaimana tren grafik yang dihasilkan pada setiap parameter. Untuk analisis statistik menggunakan uji anova dan uji lanjut menggunakan uji Beda Nyata Terkecil (BNT). Untuk analisis selanjutnya yaitu pengujian menggunakan model jaringan saraf konvolusional (F-CNN).

3.4.1. Data Preprocessing

Salah satu bagian utama dari *deeplearning* adalah pra pemrosesan data, *preprocessing* merupakan langkah dalam menyiapkan data yang akan digunakan untuk proses pelatihan sebelum membentuk model arsitektur F-CNN. Pengambilan citra sampel jambu kristal berdasarkan Minggu panen

Minggu ke-7 ,8 dan 9. Memastikan citra yang diambil memiliki ukuran dan resolusi yang sama dengan melakukan *resize*, kemudian ubah citra menjadi *grayscale* dan LBP.

3.4.2. Proses Ekstraksi *Local Binary Pattern*

Metode ekstraksi fitur pada citra digital dapat dilakukan dengan berbagai cara salah satunya adalah menggunakan ekstraksi *Local Binary Pattern* (LBP), yang bekerja dengan membandingkan setiap piksel dalam citra dengan piksel-piksel disekitarnya, kemudian akan menghasilkan citra dengan nilai biner berdasarkan perbandingan tersebut.

Tahap pertama adalah menentukan piksel pusat pada jendela berukuran tertentu, misalnya 3×3 piksel. Setiap piksel tetangga kemudian dibandingkan dengan nilai piksel pusat jika nilai piksel tetangga lebih besar atau sama dengan nilai piksel pusat, maka diberi label biner 1, sedangkan jika lebih kecil diberi label biner 0. Hasil perbandingan tersebut menghasilkan deretan kode biner yang disusun secara berurutan, searah jarum jam mulai dari posisi tertentu seperti kiri atas. Deretan biner ini selanjutnya dikonversi menjadi bilangan desimal yang merepresentasikan pola tekstur lokal pada piksel pusat. Proses yang sama dilakukan untuk setiap piksel dalam citra (kecuali piksel tepi yang tidak memiliki tetangga lengkap), sehingga terbentuk citra LBP yang setiap pikselnya berisi nilai desimal hasil ekstraksi pola biner. Nilai-nilai LBP ini kemudian digunakan untuk membentuk histogram distribusi pola tekstur pada citra buah jambu kristal.

LBP dalam klasifikasi kematangan buah akan menggambarkan tekstur lokal pada citra buah jambu kristal menjadi nilai biner yang akan diubah menjadi kode desimal yang akan menggambarkan tekstur lokal pada buah jambu kristal. Penggunaan LBP memiliki beberapa keuntungan, diantaranya adalah sederhana dan cepat dalam ekstraksi fitur sehingga akan menghemat waktu dan sumberdaya komputasi. LBP tahan terhadap perubahan pencahayaan, yang sangat penting dalam pengambilan citra sampel.

Setelah nilai LBP dari seluruh piksel diperoleh, langkah berikutnya adalah membangun histogram LBP. Histogram tersebut merepresentasikan distribusi

kemunculan setiap pola LBP pada citra. Dari histogram tersebut merepresentasikan:

1. Total frekuensi jumlah seluruh kemunculan pola LBP

$$\sum n_i = \text{Total frekuensi} \dots \dots \dots (11)$$

2. Normalisasi frekuensi (P_i)

Berikut ini merupakan perhitungan normalisasi LBP yang dilakukan terhadap folder dataset menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$P_i = \frac{n_i}{\sum n_i} \dots \dots \dots (12)$$

Keterangan:

P_i = Jumlah probabilitas atau frekuensi relatif dari bin ke- i (nilai ini menunjukkan seberapa sering pola LBP tertentu (bin 0-9) muncul dibandingkan dengan seluruh pola yang terdapat pada citra)

n_i = Frekuensi absolut dari bin ke- i , yaitu jumlah kemunculan nilai pola LBP tertentu dalam citra

$\sum n_i$ = Total seluruh frekuensi absolut dari semua bin (jumlah keseluruhan piksel yang memiliki nilai LBP tertentu dalam histogram)

Proses normalisasi ini bertujuan untuk mengubah nilai frekuensi absolut menjadi proporsi atau probabilitas kemunculan pola, sehingga hasil ekstraksi tidak bergantung pada ukuran citra dan dapat dibandingkan antar sampel secara adil.

3.5. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Klasifikasi kematangan buah jambu kristal dapat dilakukan menggunakan metode CNN. Sebelum melakukan klasifikasi tingkat kematangan pada buah jambu kristal, untuk mendapatkan persentase nilai kematangan terlebih dahulu dilakukan pelatihan dataset pada sampel citra gambar buah jambu kristal untuk mengetahui tingkat keakurasian dataset yang dimiliki.

3.5.1. **Pelatihan CNN**

Proses pelatihan dataset dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dataset sampel jambu kristal yang akan diuji selanjutnya. Dataset jambu kristal akan

dibagi menjadi tiga yaitu data *training*, validasi, dan *test*, tiap data terdapat tiga waktu panen yaitu Minggu panen Minggu ke-7, 8, dan 9. Data hasil pelatihan ini akan ditunjukkan di terminal pada *python* yang akan menghasilkan nilai akurasi dataset. Pada metode CNN dilakukan pelatihan dengan membagi beberapa data yaitu *train*, validasi dan *test* dengan menggunakan *epoch* sebanyak 50 kali.

Tabel 11. Pembagian dataset (*split dataset*)

Data <i>Training</i>	Data <i>Validation</i>	Data <i>Testing</i>	Total Citra Jambu Kristal
5670	1215	1215	8100
70%	15%	15%	100%

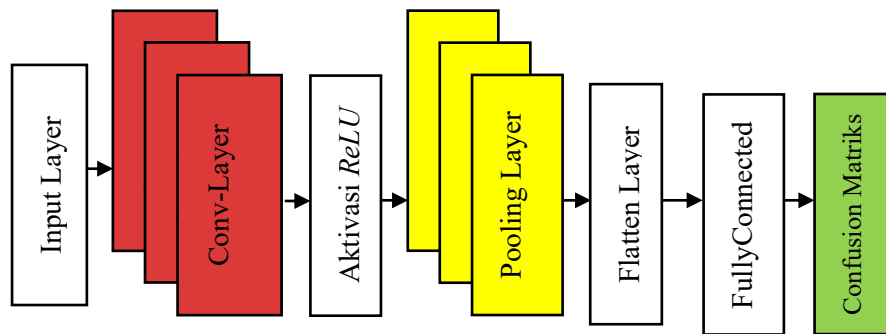
Pada Tabel 11. diketahui total data set yang digunakan berjumlah 8100. Pembagian data *training* dan *testing* adalah 70% : 15%: 15% sehingga terbagi dari 5670 data *training*, 1215 data *validation* 1215 data *testing*

3.5.2. Pemodelan Arsitektur F-CNN (*Sequential*)

Arsitektur model F-CNN secara umum terdiri dari beberapa lapisan (*layer*) seperti *convolutional layer*, *pooling layer*, *dropout layer*, *flatten layer* dan *fully connected layer*. Setelah pelatihan data dilanjutkan pemodelan menggunakan metode CNN, dalam penelitian ini menggunakan model *Sequential* yang merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* yang memungkinkan untuk membangun model secara berurutan, lapisan demi lapisan. Pengujian model CNN menggunakan arsitektur *sequential* merupakan langkah yang sangat penting dalam mengevaluasi performa dan akurasi model dalam mengklasifikasi gambar.

Model Arsitektur *Sequential* yang digunakan untuk memprediksi kematangan buah jambu kristal ditunjukkan pada Gambar 26. Dataset yang digunakan terdiri dari dataset pelatihan dan validasi. Setelah arsitektur *sequential* dibuat membangun model di *Keras* dengan membuat model secara lapis demi lapis, digunakan fungsi *add()* digunakan untuk menambahkan lapisan-lapisan pada model, *DenseNet* memasukan model

dasar yang telah dilatih sebelumnya untuk dimasukkan ke model. Semua bobot dari model *DenseNet* disetting untuk tidak dapat dilatih atau biasa disebut dengan pembekuan yang berarti bobot dari lapisan yang dibekukan tidak akan diperbaharui selama proses pelatihan.



Gambar 26. Arsitektur *Sequential F-CNN*

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

1. *Input layer*

Citra gambar yang diinput berdimensi 128 x 128 x 1, kemudian akan masukkan ke dalam *input layer* dengan ukuran matriks 3 x 3 dan *channel Grayscale*.

2. *Convolutional layer*

Setelah citra gambar diinput, kemudian tahap selanjutnya adalah konvolusi. Tahapan konvolusi memanfaatkan input yang didapatkan sebelumnya, pada tahap ini menggunakan kernel 3 x 3, *padding same* (0), fungsi aktivasi *ReLU* dan *strides* 1.

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

Fungsi aktivasi *ReLU* adalah filter yang membantu pada saat pemilihan kelas yang sesuai dan akan mencegah kelas yang memiliki probabilitas lemah. Fungsi aktivasi *ReLU* akan menghilangkan *vanishing gradient* dimana input yang bernilai negatif akan menghasilkan output dengan nilai 0, sedangkan apabila input bernilai positif, maka nilai tersebut tidak akan mengalami perubahan pada *output*.

4. *Pooling layer*

Hasil dari perhitungan konvolusi selanjutnya akan menjadi *input* pada *pooling layer*. *Pooling layer* menggunakan *max pooling* dengan *kernel size* 2 x 2 dan *strides* 1.

5. *Dropout layer*

Dropout layer digunakan untuk meminimalisir kompleksitas model yang telah dibangun dengan membuang *neural network* yang tidak terpakai, sebesar 0.5.

6. *Flatten layer*

Flatten adalah tahapan membentuk ulang sebuah matriks menjadi sebuah vektor satu dimensi dari *dropout layer* yang akan digunakan sebagai input *fully connected layer*.

7. *Fully connected layer*

Lapisan *fully connected layer* akan terhubung sepenuhnya

Tahapan akhir dari model CNN adalah *dense* dengan fungsi aktivasi *softmax*.

8. *Dense*

Dense merupakan lapisan *fully connected layer* yang digunakan untuk proses klasifikasi data uji setiap nodes kan terhubung dengan nodes lain pada lapisan sebelumnya. Pada *dense* terdapat *softmax* yang berfungsi untuk menentukan nilai probabilitas 1 atau 0. Hasil akhir dari metode *softmax* adalah sebaran probabilitas yang mengarahkan seberapa besar kemungkinan setiap kelas mendapatkan label yang tepat untuk digunakan.

9. *Confusion matrix*

Pada suatu *dataset*, *confusion matrix* dibuat dalam bentuk tabel yang dapat menggambarkan *performance* dari sebuah model klasifikasi. Tabel

confusion matrix memuat dari baris dan kolom sebanyak jumlah kelas yang menunjukkan *false positif* (FP) merupakan data negatif namun terbaca sebagai data positif, *false negative* (FN) merupakan data positif yang terbaca sebagai data negatif, *true positive* (TP) merupakan data positif yang terbaca sebagai data benar, *true negative* (TN) merupakan data negatif yang terbaca sebagai data benar. Perhitungan dari akurasi dan *confusion matrix* adalah sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots(13)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(14)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(15)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots(16)$$

Proses perhitungan dimulai dengan input citra LBP kemudian diproses melalui filter konvolusi, dan dilanjutkan dengan perhitungan *maxpooling*. Hasilnya kemudian dilakukan *flatten* dan digunakan sebagai input *fully connected layer* yang selanjutnya akan menghasilkan *output* klasifikasi tingkat kematangan berdasarkan Minggu panen.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian serta pembahasan yang telah dijelaskan dapat disimpulkan beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Nilai LBP menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan antar kelompok perlakuan dengan parameter yang diuji dibuktikan dengan nilai *mean* dan *standar deviasi* yang cenderung menurun yang menandakan penurunan kecerahan dan kualitas visual pada buah jambu kristal, sedangkan nilai *entropy* mengalami peningkatan seiring dengan berjalannya Minggu panen. Perlakuan CaCl_2 5% secara efektif memberikan pengaruh yang baik dalam mempertahankan kecerahan buah (*mean*) serta menjaga struktur mikro buah pada parameter *standar deviasi*. Sementara itu, perlakuan CaCl_2 2% mampu mempertahankan kualitas tekstur jambu kristal agar tetap stabil yang digambarkan dengan nilai *entropy* yang relatif terkontrol.
2. Model arsitektur *Sequential* dengan pendekatan *Fast Convolutional Neural Network* berhasil dibangun untuk mengklasifikasi buah jambu berdasarkan Minggu panen, yaitu pada Minggu ke-7, Minggu ke-8, dan Minggu ke-9 berdasarkan citra hasil ekstraksi menggunakan *Local Binary Pattern* (LBP) dengan jumlah 34 *epoch*. Evaluasi terhadap kinerja model menunjukkan bahwa akurasi yang cukup baik dalam membedakan tingkat kematangan berdasarkan Minggu panen dengan akurasi *training* 78,6% , *validation* 62,8% dan *testing* sebesar 62,88% meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kelas yang memiliki karakteristik visual yang mirip. Dengan demikian pendekatan F-CNN cukup layak dikembangkan untuk memprediksi umur panen buah jambu

kristal berbasis citra digital dengan mempertimbangkan kemampuannya dalam mengekstraksi fitur spasial secara efisien.

5.2. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya berdasarkan pengalaman yang diperoleh adalah sebagai berikut :

1. Menggunakan modul kamera yang dilengkapi dengan fitur *zoom* dan pengaturan fokus agar dapat menghasilkan gambar dengan tingkat kejernihan yang baik, untuk mendukung akurasi yang lebih akurat pada saat pengujian dataset,
2. Menggunakan ukuran gambar yang seragam untuk meningkatkan akurasi model F-CNN,
3. Penelitian selanjutnya disarankan mengeksplorasi arsitektur *deeplearning* lain yang lebih kompleks berbasis *transfer learning* misalnya MobileNet, EffcientNet, ResNet untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kematangan buah,
4. Menggabungkan fitur ekstraksi tekstur LBP dengan fitur warna untuk menghasilkan representasi citra yang lebih informatif

DAFTAR PUSTAKA

- Adhim, D. N. (2018). Pengembangan aplikasi deteksi kematangan buah jambu biji menggunakan Metode Ekstraksi Tekstur Statistik. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, Vol. 2 No. 1. <https://doi.org/10.36040/jati.v2i1.1277>
- Alam, M. S. (2023). *Demystifying model architectures in TensorFlow: A comprehensive guide*. [Medium]. <https://msalamiitd.medium.com/demystifying-model-architectures-in-tensorflow-a-comprehensive-guide-60393d8fa684>
- Arkadia, A., Damayanti, S. A., & Prasvita, D. S. (2021). *Klasifikasi buah mangga badami untuk menentukan tingkat kematangan dengan metode CNN*.
Aohana, M. R., Bimantoro, F., Hidhayah, R. N. L., & Swanjaya, D. (2024, July). Komparasi Algoritma MLP+ LBP dan CNN Sebagai solusi Inovatif Untuk Deteksi Dini Korosi. In *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)* (Vol. 8, No. 1, pp. 528-536).
- Audina, M. T., Utaminingrum, F., & Syauqi, D. (2021). Sistem deteksi dan klasifikasi jenis kendaraan berbasis citra dengan menggunakan metode Faster-RCNN pada Raspberry pi 4B. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 5 No. 2, 814–819.
- Borges Oliveira, D. A., & Viana, M. P. (2017). Fast CNN-Based Document Layout Analysis. *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 1173–1180. <https://doi.org/10.1109/iccvw.2017.142>
- Dina, O. M. A. (2014). Physicochemical and Nutritional Value of Red and White Guava Cultivars Grown in Sudan. *Journal of Agri-food and Applied Science*.
- Endrawala. (2024). *Analisis Penyakit Pohon Pisang Mnegggunakan Metode Convolutional Neural Network*. Fakultas Teknik, Universitas Satya Negara Indonesia.
- Hanifah, A. I., & Hermawan, A. (2023). Klasifikasi kematangan pisang menggunakan metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Sistem*

Komputer, Vol. 12 No. 2. <https://doi.org/10.34010/komputika.v12i2.9999>

Husain, S., Liputo, S. A., & Maaspake, P. N. (2022). Pengaruh penggunaan edible coating berbahan dasar pati pisang (*Musaacuminafe*, Sp) terhadap kualitas buah jambu kristal (*Psidium guajava* L) selama penyimpanan. *Jambura Journal of Food Technology*, Vil. 2 No. 4. <https://doi.org/10.37905/jjft.v4i2.10655>

Id Daqiqil, I. (2021). *Machine Learning: Teori, Studi Kasus dan Impelementasi Menggunakan Python* (Edisi 1). Unri Press.

Johan, N. A., & Fajri, R. (2019). Sistem Deteksi Blur Pada Gambar Digital dengan Metode Discrete Cosine Transform (DCT). *Jurnal TIKa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Almuslim Bireuen*, Vol 4, No 2.

Kartowisastro, I. H. (2014). Pengaruh pencahayaan terhadap segmentasi kinerja. *ComTech: Aplikasi Komputer, Matematika dan Teknik*, Vol. 5 No. 1, 466–472. <https://doi.org/10.21512/comtech.v5i1.2640>

Kristanaya, M., Nariswari, ; Naura Ulayya, Azzahra, ; Melinda Putri, Syah, M. P., Pratama, A. R., & S.J. Saputra, W. (2024). Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Metode VGG19. *Jurnal Komputer Indonesia*, Vol.3 No.2, 87.

Kurniawan Dwi, S., & Junaidi, T. (2022). Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dengan Metode Hue Saturation Value Untuk Pendeteksi Kematangan Buah Jambu. *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 11(3). <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v11i3.3908>.

Kusmanto, R., & Tompunu, A. N. (2011). Pengolahan citra digital untuk mendeteksi obyek menggunakan pengolahan warna model normalisasi RGB. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan komunikasi Terapan 2011*, 1.1.

Kusuma, H. W. (2022). *Penerapan Pi Cam menggunakan program berbasis Raspberry Pi 4*. Universitas Katholik Soegijapranata Semarang.

Madhusri, M., Santhosh, S., Sivaash, R., Selvan, T. T., & Devi, C. (2025). Fruit Sorting and Grading Using CNN and *Local Binary Patterns* (LBP). *International Journal of Innovative Research in Technology*, Vol. 11.

Mufza, H. F., Pribadi, E. M., Miska, Moh. E. E., & Arti, I. M. (2025). Pengaruh Minggu panen terhadap susut bobot dan organoleptik buah jambu biji (*Psidium guajava* L) kristal selama penyimpanan. *Agrointek : Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, 19(1), 39–48. <https://doi.org/10.21107/agrointek.v19i1.18080>

- Nugraha, R. A., Wahyu Hidayat, E., & Nur Shofa, R. (2023). Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor. *Generation Journal*, 7(1), 1–7. <https://doi.org/10.29407/gj.v7i1.17900>.
- Permadi, Y., & Murinto. (2015). Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik. *Jurnal Informatika*, Vol. 9 No.1.
- Pertiwi, S., Hutomo, A. S. F., & Widodo, S. (2023). Estimasi non-destruktif tingkat kematangan buah jambu biji “kristal” dengan spektroskopi fluoresensi pendugaan tingkat kematangan buah jambu kristal secara non destruktif dengan spektroskopi fluoresensi. *Jurnal INMATEH Agricultural Engineering*, Vol.71, No. 3. <https://doi.org/10.35633/inmateh-71-09>.
- Prakasa, E. (2015). Ekstraksi fitur tekstur menggunakan pola biner lokal. *Jurnal Inkom*, Vol. 9, No. 2, 45–48.
- Rahman, S., Sembiring, A., Siregar, D., khair, H., Prahmana, I. G., Puspadini, R., & Zen, M. (2023). *Python: Dasar Dan Pemrograman Berorientasi Objek*. Tahta Media.
- Ramdhona, C., Rochdiani, D., & Setia, B. (2019). Analisis kelayakan usaha tani jambu kristal (Psidium guajava L.) (Studi Kasus pada Pengembang budidaya Jambu Kristal di Desa Bangunsari Kecamatan Pamarican Kabupaten Ciamis). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Agroinfo Galuh*, 6(3), 596. <https://doi.org/10.25157/jimag.v6i3.2536>.
- Ristian, P. A., Ikhwan Ruslianto. (2020). Aplikasi deteksi objek bergerak berbasis citra dengan metode background subtraction dan blob detection (studi kasus: Mami Mart Kubu Raya). *Coding Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 8(1). <https://doi.org/10.26418/coding.v8i1.39203>
- 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>.
- Siskandar, R., Indrawan, N. A., Kusumah, B. R., Santosa, S. H., Irmansyah, I., & Irzaman, I. (2020). Penerapan rekayasa mesin sortir sebagai penentu kematangan buah jeruk dan tomat merah berbasis image processing. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, 9(3), 222. <https://doi.org/10.23960/jtep-l.v9i3.222-236>.
- 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>.

Suryadi, A., Putri, M. V., & Febrianti, E. L. (2022a). Pengolahan citra digital dan logika fuzzy dalam identifikasi teingkat kematangan buah. *Journal Of Science And Social Research*, 5(2), 187.

<https://doi.org/10.54314/jssr.v5i2.863>

Suryadi, A., Putri, M. V., & Febrianti, E. L. (2022b). Pngolahan Citra Digital dan Logika Fuzzy dalam Identifikasi Tingkat Kematangan Buah. *Journal of Science and Social Research*, Vol.2 No.1, 187–191.

van der Walt, S., Schönberger, J. L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J. D., Yager, N., Gouillart, E., Yu, T., & contributors, the scikit-image.

(2014). *scikit-image: Image processing in Python*.

<https://doi.org/10.48550/ARXIV.1407.6245>.

Wahyuni, S., Afidah, M., & Suryanti, S. (2022). Studi Morfologi Organ Vegetatif Dan Generatif Varietas Jambu Biji (Psidium guajava L.). *Bio-Lectura : Jurnal Pendidikan Biologi*, 9(1), 103–113.

<https://doi.org/10.31849/bl.v9i1.9824>.

Wiranda, N., Purba, H. S., & Sukmawati, R. A. (2020). Survei Penggunaan Tensorflow pada Machine Learning untuk Identifikasi Ikan Kawasan

Lahan Basah. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and*

Instrumentation Systems), 10(2), 179. <https://doi.org/10.22146/ijeis.58315>