

CEK TURNITIN

SKRIPSI Ferdiansyah SI

 SATSET DIGITAL 3

Document Details

Submission ID

trn:oid:::3618:151071579

Submission Date

Sep 9, 2026, 10:15 AM GMT+7

Download Date

Sep 9, 2026, 10:17 AM GMT+7

File Name

SKRIPSI Ferdiansyah SI.pdf

File Size

2.5 MB

75 Pages

12,142 Words

83,436 Characters

36% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

- 25%  Internet sources
- 19%  Publications
- 32%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags

0 Integrity Flags for Review

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 25% Internet sources
- 19% Publications
- 32% Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	repository.unisi.ac.id	5%
2	Internet	proceeding.unpkediri.ac.id	1%
3	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-19	<1%
4	Internet	repository.uin-suska.ac.id	<1%
5	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-06	<1%
6	Student papers	Universitas Negeri Yogyakarta on 2026-08-04	<1%
7	Student papers	Sriwijaya University on 2026-05-04	<1%
8	Student papers	Universitas Pancasila on 2026-09-02	<1%
9	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-04	<1%
10	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-23	<1%
11	Student papers	Universitas Muhammadiyah Palembang on 2026-05-07	<1%

12	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-24	<1%
13	Internet	repository.upnvj.ac.id	<1%
14	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-22	<1%
15	Internet	rama.uniku.ac.id	<1%
16	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-29	<1%
17	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-08-21	<1%
18	Internet	repository.unissula.ac.id	<1%
19	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-26	<1%
20	Student papers	Universitas Khairun on 2026-05-11	<1%
21	Internet	repository.upnjatim.ac.id	<1%
22	Publication	Muhammad Fadli Setiawan. "IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEU...	<1%
23	Student papers	FAKULTAS ILMU KOMPUTER on 2026-07-09	<1%
24	Student papers	Universitas Budi Luhur on 2025-07-10	<1%
25	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-08	<1%

26	Publication	Arlan Tri Handika, Rayhan Atricha Rambe, Raditya Abdillah Putra. "Implementasi ...	<1%
27	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-18	<1%
28	Internet	jurnal.ubd.ac.id	<1%
29	Internet	ojs.selodangmayang.com	<1%
30	Student papers	LL Dikti IX Turnitin Consortium on 2026-09-09	<1%
31	Publication	Sri Damayanti, Husna Sari, Bobby Ardiansyah, Dicky Apdillah. "Analisis Sentimen ...	<1%
32	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-04	<1%
33	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-15	<1%
34	Student papers	Perpustakaan on 2025-08-27	<1%
35	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-10-28	<1%
36	Student papers	Universitas Diponegoro on 2026-03-02	<1%
37	Student papers	Universitas Islam Syekh-Yusuf Tangerang on 2026-07-12	<1%
38	Student papers	Universitas Pancasila on 2026-09-08	<1%
39	Student papers	Universitas Putera Batam on 2025-07-25	<1%

40	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
41	Internet	ejournal.umkla.ac.id	<1%
42	Internet	eprints2.undip.ac.id	<1%
43	Internet	ejournal.siantarcodesacademy.com	<1%
44	Publication	Lalu Maulana Noer Fajrin, Andi Sofyan Anas, Tomi Tri Sujaka. "Klasifikasi Jenis Bu...	<1%
45	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-08-03	<1%
46	Internet	ejurnal.seminar-id.com	<1%
47	Internet	id.scribd.com	<1%
48	Internet	repository.polibatam.ac.id	<1%
49	Internet	repository.umsu.ac.id	<1%
50	Student papers	FAKULTAS ILMU KOMPUTER on 2026-01-12	<1%
51	Student papers	Universitas Andalas on 2026-08-20	<1%
52	Student papers	Universitas Khairun on 2026-07-13	<1%
53	Internet	etheses.uin-malang.ac.id	<1%

54	Internet	lab.tik.pnj.ac.id	<1%
55	Publication	Mardiana, Meizano Ardhi Muhammad, Yessi Mulyani, Martinus Martinus, Muham...	<1%
56	Student papers	UIN Sjech M.Djamil Djambek Bukittinggi on 2026-02-11	<1%
57	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-21	<1%
58	Student papers	Universitas Jember on 2026-04-06	<1%
59	Publication	Yun Muntarti, Alfi Zahra Muharramah, Fiqrah Idhul Dwi, Yabrina Angelika Rant...	<1%
60	Internet	journal.unram.ac.id	<1%
61	Internet	kc.umn.ac.id	<1%
62	Publication	Maryogi Yanto, Alda Cendekia Siregar, Asrul Abdullah. "Klasifikasi Penyakit Daun ...	<1%
63	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-07-17	<1%
64	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-05-13	<1%
65	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-03	<1%
66	Student papers	Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung on 2026-07-10	<1%
67	Student papers	Universitas 17 Agustus 1945 Semarang on 2026-06-09	<1%

68	Student papers	Universitas Muhammadiyah Makassar on 2026-08-13	<1%
69	Student papers	Universitas Pancasila on 2026-01-29	<1%
70	Student papers	Universiti Tun Hussein Onn Malaysia on 2026-01-31	<1%
71	Internet	journal.ubpkarawang.ac.id	<1%
72	Student papers	poltekssn on 2025-07-16	<1%
73	Publication	Delgio Liem Sorongan, Quido C Kainde, SONDY C KUMAJAS. "Web-Based Decision S...	<1%
74	Publication	Muhammad Cahya Rifqi, Intan Kumalasari. "Analisis Efektivitas Model Convolutio...	<1%
75	Student papers	Perpustakaan on 2025-08-06	<1%
76	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-02-25	<1%
77	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-07-17	<1%
78	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-12-15	<1%
79	Student papers	Universitas Jember on 2026-01-11	<1%
80	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-06	<1%
81	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-15	<1%

82	Internet	jurnal.pustakagalerimandiri.co.id	<1%
83	Student papers	Institut Teknologi Sumatera on 2026-07-21	<1%
84	Publication	Satria Junmulyana, Anggun Fergina, Gina Purnama Insany. "Implementasi Convol...	<1%
85	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-18	<1%
86	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-06-08	<1%
87	Publication	Desi Permata Sari, Bambang Irawan. "Implementasi CNN Mobilenetv2 untuk Klas...	<1%
88	Student papers	Perpustakaan on 2025-08-07	<1%
89	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-09-10	<1%
90	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-04-02	<1%
91	Student papers	Universitas Islam Sumatera Utara on 2026-04-20	<1%
92	Student papers	Universitas Negeri Medan on 2026-06-17	<1%
93	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-24	<1%
94	Student papers	Universitas Trunojoyo on 2026-07-07	<1%
95	Internet	journal.uad.ac.id	<1%

96	Internet	repository.um-surabaya.ac.id	<1%
97	Publication	I Gusti Agung Putu Mahendra, Afis Julianto, Agus Tedyyana. "Klasifikasi Citra Top...	<1%
98	Publication	Muhammad Rauf Ramadhan, Lidya Wati. "Klasifikasi Ras Kucing Menggunakan AI...	<1%
99	Student papers	UM Surabaya on 2026-07-21	<1%
100	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-10-31	<1%
101	Student papers	Universitas Jember on 2026-06-21	<1%
102	Student papers	Universitas Khairun on 2026-08-14	<1%
103	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-03	<1%
104	Student papers	Universitas Pertahanan RI on 2025-08-02	<1%
105	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-17	<1%
106	Student papers	LL DIKTI IX Turnitin Consortium Part III on 2026-07-21	<1%
107	Publication	Muhammad Mauladi, Dedy Hermanto. "Klasifikasi Motif Kain Jumputan Palemba...	<1%
108	Student papers	Politeknik Negeri Jember on 2025-12-09	<1%
109	Publication	Rudy Sofian, Heri Purwanto, Rikky Wisnu Nugraha, Ghanim Kanugrahan, Alamsy...	<1%

110	Student papers	Telkom University on 2025-07-01	<1%
111	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-11	<1%
112	Student papers	Universitas Muhammadiyah Buton on 2024-11-30	<1%
113	Student papers	Universitas Muhammadiyah Sukabumi on 2026-07-15	<1%
114	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-06	<1%
115	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2025-05-23	<1%
116	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-17	<1%
117	Internet	eprints.umpo.ac.id	<1%
118	Internet	journal.eng.unila.ac.id	<1%
119	Internet	library.polmed.ac.id	<1%
120	Publication	Edo Ranov Anjasmara, Farniwati Fattah, Andi Widya Mufila Gaffar. "Implementasi...	<1%
121	Student papers	Universitas Khairun on 2026-05-04	<1%
122	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-20	<1%
123	Internet	ejournal.uksw.edu	<1%

124	Internet	journal.ipm2kpe.or.id	<1%
125	Internet	repository.unpar.ac.id	<1%
126	Publication	Alsharif, Bader. "Advances in Real-Time American Sign Language Recognition Sys...	<1%
127	Student papers	East Union High School on 2026-06-30	<1%
128	Publication	Muhammad Sayyidin Hawibowo, Izzati Muhimmmah. "Aplikasi Pendeteksi Tingka...	<1%
129	Publication	Ricky Martin, Faisal Faisal, Ikhsan Nur Aditya, Ahmad Jurnaidi Wahidin, Beni Rah...	<1%
130	Student papers	Telkom University on 2026-01-09	<1%
131	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-17	<1%
132	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-22	<1%
133	Student papers	Universitas Brawijaya on 2016-08-11	<1%
134	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-02-27	<1%
135	Student papers	Universitas Katolik Widya Mandala Surabaya on 2026-06-24	<1%
136	Student papers	Universitas Khairun on 2026-06-09	<1%
137	Student papers	Universitas Malikussaleh on 2026-01-05	<1%

138	Student papers	Universitas Muslim Indonesia on 2025-08-06	<1%
139	Student papers	Universitas Pertamina on 2026-05-09	<1%
140	Internet	cdn.juris.id	<1%
141	Internet	disperindag.jatengprov.go.id	<1%
142	Internet	eprints.polsri.ac.id	<1%
143	Internet	es.scribd.com	<1%
144	Publication	Dadang Iskandar Mulyana, Rifdah Alifah. "Optimasi Deteksi Tumor Otak Menggu...	<1%
145	Publication	Effendi, M. Rokhis Milzam. "Model Kinerja Sdm Berbasis Person Organization Fit d...	<1%
146	Student papers	PASCASARJANA on 2025-08-04	<1%
147	Student papers	UPN Veteran Jakarta on 2026-07-24	<1%
148	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-05	<1%
149	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-03	<1%
150	Student papers	Universitas Airlangga-1 on 2026-03-15	<1%
151	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-04-28	<1%

152	Student papers	Universitas Muhammadiyah Palembang on 2026-05-05	<1%
153	Student papers	Universitas Mulawarman on 2021-08-25	<1%
154	Student papers	Universitas Pancasila on 2025-08-25	<1%
155	Internet	digilib.uin-suka.ac.id	<1%
156	Internet	ejournal.unisbablitar.ac.id	<1%
157	Internet	eprints.itenas.ac.id	<1%
158	Internet	repository.ar-raniry.ac.id	<1%
159	Internet	repository.its.ac.id	<1%
160	Internet	sipora.polije.ac.id	<1%
161	Publication	Christian Cahyaningtyas, Mira, Chandra Gudiato, Maya Sari. "Deteksi Ekspresi W...	<1%
162	Student papers	Fakultas Teknik on 2025-08-21	<1%
163	Publication	M. Saleh, Dwi Yuli Prasetyo. "Analisis Sentimen Konsumen Terhadap Usaha Food ...	<1%
164	Publication	Mehdi Ghayoumi. "Generative Adversarial Networks in Practice", CRC Press, 2023	<1%
165	Publication	Muhammad Febrian Haekal, Tomi Tri Sujaka, Fahry Fahry. "Klasifikasi Citra Kualit...	<1%

166	Student papers	Politeknik Negeri Bandung on 2026-07-28	<1%
167	Publication	Rahandya Cahyo, Alda Cendekia Siregar, Barry Ceasar Octariadi. "Implementasi A...	<1%
168	Publication	Santi Sukkasem, Watchareewan Jitsakul, Phayung Meesad. "Multi-modal expert s...	<1%
169	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2025-07-31	<1%
170	Student papers	Sriwijaya University on 2023-05-30	<1%
171	Student papers	Sriwijaya University on 2023-12-27	<1%
172	Student papers	UNIVERSITAS BUDI LUHUR on 2025-07-24	<1%
173	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-01-05	<1%
174	Student papers	Universitas Bengkulu on 2024-06-10	<1%
175	Student papers	Universitas Brawijaya on 2017-07-13	<1%
176	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-08-22	<1%
177	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-12-04	<1%
178	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-04-30	<1%
179	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-07-28	<1%

180	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-20	<1%
181	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-31	<1%
182	Student papers	Universitas Siliwangi on 2025-06-05	<1%
183	Student papers	Universitas Sultan Ageng Tirtayasa on 2025-04-08	<1%
184	Internet	digilib.ulm.ac.id	<1%
185	Internet	ejournal.techcart-press.com	<1%
186	Internet	eprints.uty.ac.id	<1%
187	Student papers	iGroup on 2012-05-21	<1%
188	Internet	multeks.pppmitpa.or.id	<1%
189	Internet	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id	<1%
190	Internet	repository.teknokrat.ac.id	<1%
191	Internet	repository.unpkediri.ac.id	<1%
192	Internet	santika.upnjatim.ac.id	<1%
193	Internet	www.ejournal.itn.ac.id	<1%

194	Internet	www.techscience.com	<1%
195	Publication	Shazifa Azhari, Nining Rahaningsih, Raditya Danar Dana, Mulyawan .. "PENINGKKA...	<1%
196	Student papers	Telkom University on 2026-06-08	<1%
197	Student papers	UNIVERSITAS BUDI LUHUR on 2026-07-02	<1%
198	Student papers	Universitas Muhammadiyah Purwokerto on 2025-07-09	<1%
199	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-04	<1%
200	Publication	Alfito Herdiansyah, Arief Hermawan, Sutarman. "Implementasi Algoritma Convo...	<1%
201	Publication	Dwi Yuli Prasetyo, Fitri Yunita, Asniati Bindas, Samsudin Samsudin, Muhammad ...	<1%
202	Publication	Husain Rahmani, Dadang Iskandar Mulyana. "Analisis Nutrisi Makanan Berbasis ...	<1%
203	Student papers	Sultan Agung Islamic University on 2017-09-05	<1%
204	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-04-30	<1%
205	Student papers	Universitas Dian Nuswantoro on 2026-01-09	<1%
206	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-10-17	<1%
207	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-15	<1%

208	Student papers	Universitas Negeri Manado on 2025-05-04	<1%
209	Student papers	Universitas Pertahanan RI on 2026-07-02	<1%
210	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-07-25	<1%
211	Internet	repo.unand.ac.id	<1%

**APLIKASI KLASIFIKASI KUALITAS KELAPA LOKAL
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK (CNN)**

TUGAS AKHIR



DI SUSUN OLEH :

FERDIANSYAH

403221010041

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS TEKNIK DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ISLAM INDRAGIRI
2026**

**APLIKASI KLASIFIKASI KUALITAS KELAPA LOKAL
MENGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK (CNN)**

**APPLICATION OF A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
ALGORITHM FOR LOCAL COCONUT QUALITY CLASSIFICATION**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh derajat sarjana S1



DI SUSUN OLEH :

FERDIANSYAH

403221010041

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS TEKNIK DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS ISLAM INDRAGIRI
2026**

PERSETUJUAN
APLIKASI KLASIFIKASI KUALITAS KELAPA LOKAL
MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL

yang dipersiapkan dan disusun oleh

FERDIANSYAH

403221010041

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Tugas Akhir

pada tanggal 11 Desember 2025

Pembimbing Utama

Pembimbing Pendamping

Muh. Rasyid Ridha, S.SI, M.Kom

NIDN. 1013089001

Dwi Yuli Prasetyo, S.Kom, M.Kom

NIDN. 1020078602

Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer

Dr. Bayu Rianto, S.SI, M.Kom

NIPY. 169109321

PENGESAHAN
APLIKASI KLASIFIKASI KUALITAS KELAPA LOKAL
MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK (CNN)

Dipersiapkan dan disusun oleh

FERDIANSYAH

403221010041

Telah Diuji dan Dipertahankan didepan Dewan Penguji
pada Tanggal 14 Juli 2026

Susunan Dewan Penguji

Ketua Dewan Penguji

Dewan Penguji I

Muh. Rasyid Ridha, S.SI., M.Kom

Prof. Dr. H. Abdullah, M.Kom

NIDN. 1013089101

NIDN. 1008037001

Sekretaris Dewan Penguji

Dewan Penguji II

Dwi Yuli Prasetyo, S.Kom., M.Kom

Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom

NIDN. 1020078602

NIDN. 1014039101

Dewan Penguji III

Muhammad Jibril, M.MSi

NIDN. 1028029201

Tugas Akhir ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk menyelesaikan Mata Kuliah Tugas Akhir

Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer

Ka. Prodi Sistem Informasi

Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom

NIPY. 169109321

Fitri Yunita, S.SI., M.Kom

NIPY. 159010293

1

PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan dibawah ini menyatakan bahwa, skripsi ini merupakan karya saya sendiri (ASLI), dan isi dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademis disuatu institusi pendidikan tinggi manapun, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis dan/atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar Pustaka

Segala sesuatu yang terkait dengan naskah dan karya yang telah dibuat adalah menjadi tanggung jawab saya pribadi

Tembilahan, Juli 2026

Ferdiansyah

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan proposal tugas akhir ini dengan baik. Proposal tugas akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri.

Dalam proses penyusunan proposal tugas akhir ini, penulis menyadari bahwa keberhasilan penyusunan tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua penulis, yang telah memberikan doa, dukungan moral, serta motivasi yang tiada henti selama proses perkuliahan hingga penyusunan proposal tugas akhir ini.
2. Bapak Dr. Najamuddin, Lc., M.A., selaku Rektor Universitas Islam Indragiri, yang telah memberikan kesempatan dan fasilitas kepada penulis untuk menempuh pendidikan di Universitas Islam Indragiri.
3. Bapak Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom., selaku Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Islam Indragiri, atas dukungan dan kebijakan yang diberikan selama proses perkuliahan.
4. Ibu Fitri Yunitas, S.SI., M.Kom., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi, yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan dukungan kepada penulis selama menempuh pendidikan.
5. Bapak Muh Rasyid Ridha, S.SI., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing I dan Bapak Dwi Yuli Prasetyo, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing II, yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran dalam memberikan

157

bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berharga dalam penyusunan proposal tugas akhir ini.

117

6. Bapak Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom. selaku Dosen Penguji I, Bapak Ilyas, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Penguji II, dan Bapak Muhammad Jibril, S.Kom., M.MSI selaku Dosen Penguji III, atas saran, kritik, dan masukan yang membangun demi penyempurnaan proposal tugas akhir ini.

76

23

7. Seluruh dosen Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Islam Indragiri, yang telah memberikan ilmu pengetahuan dan pengalaman selama masa perkuliahan.

13

8. Teman-teman seperjuangan Program Studi Sistem Informasi, yang telah memberikan dukungan, motivasi, serta kebersamaan selama proses perkuliahan dan penyusunan proposal tugas akhir ini.

Penulis menyadari bahwa proposal tugas akhir ini masih memiliki keterbatasan dan kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan penelitian ini. Semoga proposal tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca dan menjadi kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang Sistem Informasi.

Tembilahan, 2026

Penulis

Ferdiansyah

119

DAFTAR ISI

COVER

HALAMAN JUDUL

PERSETUJUAN

PENGESAHAN

PERNYATAAN

KATA PENGANTAR i

DAFTAR ISI iii

DAFTAR TABEL vi

DAFTAR GAMBAR vii

ABSTRAK viii

ABSTRAK ix

BAB I PENDAHULUAN 10

1.1 Latar Belakang 10

1.2 Rumusan Masalah 12

1.3 Batasan Penelitian 13

1.4 Tujuan Penelitian 14

1.5 Manfaat Penelitian 14

1.6 Sistematika Penelitian 15

BAB II TINJAUAN LITERATUR 17

2.1 Pendahuluan 17

2.2 Penelitian Terdahulu 17

2.3 Rangkuman 28

BAB III METODE PENELITIAN 30

3.1 Pendahuluan 30

3.2 Kerangka Penelitian 30

42	3.2.1 Studi Literatur	31
	3.2.2 Analisa Pra Penelitian.....	31
	3.2.3 Pengumpulan Data.....	31
	3.2.4 Anotasi Data.....	32
	3.2.5 <i>Pre Processing</i> Data	34
10	3.2.6 Pengembangan Model CNN.....	37
	3.2.7 Pengujian dan Evaluasi Model	37
	3.2.8 Optimasi.....	38
	3.2.9 Uji Ablasi.....	38
	3.2.10 Pembuatan Aplikasi	39
83	BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	41
	4.1 Hasil Pelatihan Model.....	41
	4.1.1 Dataset dan Kelas Klasifikasi	41
5	4.1.2 Proses Pelatihan Model	43
	4.1.3 Hasil Pelatihan Model	45
	4.2 Evaluasi Model.....	46
	4.2.1 Hasil Pengujian Model	46
	4.2.2 Confusion Matrix	48
142	4.2.3 Perhitungan Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score.....	49
	4.2.4 Analisis Kinerja Model	51
1	4.3. Implementasi Aplikasi Android.....	52
	4.3.1 Integrasi Model CNN ke Aplikasi Android.....	53
	4.3.2 Fitur dan Tampilan Aplikasi.....	54
	4.4. Pengujian Sistem	58
	4.4.1 Pengujian Fungsional (Black-Box Testing)	58
	4.4.2 Pengujian Akurasi Model Menggunakan Data Uji.....	60

BAB V PENUTUP	63
5.1 Kesimpulan.....	63
5.2 Saran	63
DAFTAR PUSTAKA	65
LAMPIRAN	67

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 MobileNetV2 Untuk Klasifikasi.....	18
Tabel 2. 2 Klasifikasi Berdasarkan Citra dengan Jumlah Kelas	20
Tabel 2. 3 Rekomendasi	23
Tabel 4. 1 Pembagian Dataset	42
Tabel 4. 2 Hasil Evaluasi Model pada Data Uji.....	47
Tabel 4. 3 Hasil perhitungan precision, recall, dan F1-score.....	50
Tabel 4. 4 Pengujian Fungsional (Black-Box Testing).....	58
Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Model Menggunakan Data Uji.....	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Kerangka Penelitian.....	30
Gambar 3. 2 Ciri-ciri Kelapa Setengah Tua (Imature)	33
Gambar 3. 3 Ciri-ciri Kelapa Tua (Mature).....	33
Gambar 3. 4 Ciri-ciri Kelapa Rusak (Reject).....	34
Gambar 3. 5 Gambar dengan Teknik Rotasi 90°.....	35
Gambar 3. 6 Gambar dengan Teknik Pembalikan	36
Gambar 4. 1 Preprocessing dan Augmentai Data.....	43
Gambar 4. 2 Aritektur Model MobileNetV2	44
Gambar 4. 3 Grafik Akurasi Model.....	45
Gambar 4. 4 Grafik Loss Model.....	46
Gambar 4. 5 Confusion Matrix Hasil Pengujian Model	48
Gambar 4. 6 Alur Integrasi Model CNN ke Aplikasi Android	53
Gambar 4. 7 Tampilan Slash Screen dan Onboarding.....	55
Gambar 4. 8 Tampilan Halaman Utama dan Proses Klasifikasi	56

ABSTRAK

Kualitas kelapa lokal merupakan salah satu faktor penting yang menentukan nilai jual dan pemanfaatannya. Proses klasifikasi kualitas kelapa pada umumnya masih dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual, sehingga hasilnya cenderung bersifat subjektif, kurang konsisten, dan membutuhkan waktu yang relatif lama. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kualitas kelapa lokal menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) sebagai metode pengenalan citra yang mampu mengklasifikasikan kualitas kelapa secara otomatis. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset citra kelapa lokal, proses preprocessing citra, pembagian data menjadi data latih dan data uji, perancangan serta pelatihan model CNN, kemudian dilakukan pengujian untuk mengetahui tingkat performa model. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan kualitas kelapa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma CNN mampu mengenali pola visual pada citra kelapa lokal dan memberikan tingkat akurasi yang baik dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan dapat menjadi alternatif yang efektif untuk membantu proses penentuan kualitas kelapa secara lebih cepat, objektif, dan efisien dibandingkan dengan metode konvensional.

Kata Kunci: Kelapa Lokal, Klasifikasi Citra, Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Pengolahan Citra Digital.

ABSTRAK

The quality of local coconuts is an important factor that determines their market value and utilization. In general, the classification of coconut quality is still carried out manually through visual observation, making the results subjective, inconsistent, and relatively time-consuming. This study aims to develop an automatic classification system for local coconut quality using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm as an image recognition method. The research stages include collecting a dataset of local coconut images, performing image preprocessing, dividing the data into training and testing datasets, designing and training the CNN model, and evaluating the model's performance through testing. The model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics to measure its capability in classifying coconut quality. The results indicate that the CNN algorithm is capable of recognizing visual patterns in local coconut images and achieving good classification performance. Therefore, the proposed system can serve as an effective alternative for determining coconut quality more quickly, objectively, and efficiently compared to conventional manual methods.

Keywords: Local Coconut, Image Classification, Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Digital Image Processing.

78

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

153 Kelapa merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki nilai ekonomi tinggi di Indonesia, khususnya di Kabupaten Indragiri Hilir yang dikenal sebagai salah satu sentra produksi kelapa. Kelapa lokal di wilayah ini banyak dimanfaatkan untuk berbagai kebutuhan, mulai dari konsumsi rumah tangga hingga industri pengolahan pangan, minyak kelapa, dan produk turunannya. Dalam rantai produksi tersebut, penentuan kualitas kelapa menjadi hal yang sangat penting karena perbedaan kualitas buah akan menentukan kegunaan serta nilai jualnya. Namun, hingga saat ini proses penentuan kualitas kelapa di tingkat petani maupun pengepul di Indragiri Hilir masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual. Metode tersebut bersifat subjektif, tidak terstandarisasi, dan rentan menimbulkan ketidakkonsistenan dalam proses sortasi.

2

Pada praktiknya, kelapa lokal yang telah dipanen umumnya berada dalam bentuk kelapa berserabut (*semi-husked coconut*). Kondisi bagian luar buah seperti warna tempurung, tingkat kekeringan, tekstur serabut, serta keberadaan cacat fisik dapat digunakan sebagai indikator untuk membedakan tingkat kematangan dan kualitas. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ciri fisik luar kelapa dapat menjadi penentu tingkat kematangan buah. Studi pada buah kelapa membuktikan bahwa perubahan warna dan tekstur kulit kelapa selaras dengan perubahan kekerasan daging, kandungan air, serta karakteristik internal buah [1]. Dengan demikian, citra luar kelapa dapat dijadikan dasar klasifikasi kualitas secara otomatis melalui teknologi pengolahan citra.

Seiring perkembangan teknologi, pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* semakin banyak digunakan untuk mengatasi permasalahan klasifikasi objek pertanian. CNN mampu mengenali pola visual kompleks seperti warna, tekstur, dan bentuk secara otomatis, sehingga memberikan akurasi yang tinggi dalam tugas klasifikasi citra. Berbagai penelitian menunjukkan keberhasilan CNN dalam mengklasifikasikan kualitas buah dan tanaman. Misalnya, CNN digunakan untuk mengidentifikasi kesegaran buah dan sayuran dengan memanfaatkan perbedaan tekstur serta kondisi visual permukaan objek [2]. CNN juga terbukti efektif dalam menilai kualitas tanaman melalui citra daun sebagai indikator kesehatan dan kematangan [3]. Penelitian lainnya menggunakan CNN seperti *MobileNetV3* untuk klasifikasi penyakit pada buah mangga, dan hasilnya menunjukkan performa sangat baik pada citra beresolusi rendah hingga sedang [4].

Selain itu, penelitian komparatif terhadap beberapa arsitektur CNN seperti *MobileNetV2*, *DenseNet*, *Inception*, dan *Xception* menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki kinerja yang baik dengan kompleksitas model yang rendah, sehingga cocok untuk implementasi pada perangkat aplikasi yang ringan dan efisien [5]. Temuan ini mendukung pemilihan *MobileNetV2* pada penelitian ini, terutama karena model yang ringan sangat dibutuhkan dalam aplikasi klasifikasi yang dapat digunakan langsung oleh pengguna.

Walaupun *Convolutional Neural Network (CNN)* telah banyak digunakan dalam klasifikasi objek pertanian, sebagian besar penelitian masih berfokus pada klasifikasi penyakit tanaman, tingkat kematangan sederhana (dua atau tiga kelas), atau kualitas buah secara umum. Pada komoditas kelapa, penelitian sebelumnya

umumnya masih terbatas pada klasifikasi tingkat kematangan berdasarkan warna kulit luar buah [1], tanpa mempertimbangkan kondisi kelapa lokal dalam bentuk berserabut secara lebih spesifik. Selain itu, belum banyak penelitian yang mengembangkan klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut dengan mempertimbangkan kondisi visual yang lebih relevan di lapangan, seperti kelapa setengah tua, tua, dan rusak. Padahal, perbedaan ketiga kondisi tersebut sangat penting dalam proses sortasi karena berkaitan langsung dengan tujuan penggunaan dan nilai ekonomi kelapa.

Berdasarkan kebutuhan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan aplikasi klasifikasi kualitas kelapa lokal menggunakan algoritma CNN, dengan objek berupa citra kelapa lokal berserabut. Aplikasi ini dirancang untuk membantu proses penentuan kualitas secara otomatis, cepat, dan konsisten, sehingga dapat mengurangi subjektivitas dalam proses sortasi tradisional. Pengembangan aplikasi ini juga diharapkan memberikan manfaat nyata bagi petani, pengepul, dan pelaku usaha UMKM dalam meningkatkan efisiensi serta nilai ekonomi kelapa lokal.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan, maka penulis dapat merumuskan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model klasifikasi kualitas kelapa lokal menggunakan metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2 ke dalam tiga kelas (setengah tua, tua, dan rusak)?
2. Bagaimana tingkat kinerja model CNN MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan kualitas kelapa Lokal berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix?

3. Bagaimana mengimplementasikan model CNN MobileNetV2 ke dalam aplikasi berbasis Android untuk klasifikasi kualitas kelapa secara otomatis?

1.3 Batasan Penelitian

Beberapa hal yang menjadi batasan dan dasar dalam penelitian tugas akhir ini adalah:

1. Objek penelitian terbatas pada kelapa lokal dalam kondisi berserabut (*semi-husked coconut*), yaitu kelapa yang masih memiliki serabut dan tempurung luar yang tampak secara visual.
2. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Penelitian ini tidak membahas atau membandingkan dengan metode lain seperti *Random Forest*, *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbors* (KNN), YOLO, VGG, ResNet, atau arsitektur CNN lainnya.
3. Data yang digunakan berupa citra digital kelapa berserabut yang dikumpulkan secara manual menggunakan kamera smartphone dan/atau dataset relevan, dengan resolusi yang disesuaikan dengan kebutuhan input *MobileNetV2*.
4. Klasifikasi kualitas kelapa hanya dibatasi pada tiga kelas, yaitu kelapa setengah tua (*Immature*), kelapa tua (*Mature*), dan kelapa rusak (*Reject*), berdasarkan karakteristik visual permukaan luar kelapa.
5. Implementasi sistem dibatasi pada pengembangan aplikasi berbasis Android, sebagai media penerapan model klasifikasi kualitas kelapa berserabut, dan belum mencakup pengembangan aplikasi berbasis web atau iOS.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membangun model klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut menggunakan metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2 ke dalam tiga kelas (setengah tua, tua, dan rusak).
2. Mengetahui dan menganalisis kinerja model CNN MobileNetV2 dalam klasifikasi kualitas kelapa berserabut menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.
3. Mengimplementasikan model CNN MobileNetV2 ke dalam aplikasi berbasis Android untuk melakukan klasifikasi kualitas kelapa secara otomatis.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dalam penelitian pengembangan model klasifikasi ini adalah:

1. Menambah wawasan dan pengetahuan di bidang kecerdasan buatan, khususnya dalam penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi citra digital pada komoditas pertanian seperti kelapa local khususnya dalam kondisi berserabut berserabut.
2. Memberikan solusi teknologi yang dapat membantu proses pemilahan kelapa secara lebih cepat, objektif, dan efisien, sehingga mengurangi ketergantungan pada metode penilaian manual yang memakan waktu dan rentan kesalahan.
3. Menjadi referensi bagi peneliti lain yang ingin melakukan penelitian lanjutan terkait klasifikasi buah bertekstur kompleks, pengembangan model CNN yang

lebih optimal, ataupun implementasi sistem sortasi otomatis di bidang pertanian.

1.6 Sistematika Penelitian

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan penelitian, tujuan penelitian, serta manfaat penelitian. Seluruh komponen pada bab ini memberikan dasar dan alasan pentingnya penelitian dilakukan.

BAB II TINJAUAN LITERATUR

Bab ini memaparkan teori-teori yang mendukung penelitian, termasuk konsep pengolahan citra, *Convolutional Neural Network* (CNN), dan arsitektur *MobileNetV2*. Selain itu, bab ini juga menyajikan penelitian terdahulu dalam bentuk tabel dan narasi serta rangkuman tinjauan pustaka sebagai landasan konseptual penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan langkah-langkah penelitian secara sistematis, meliputi desain penelitian, kerangka penelitian, pengumpulan data, *preprocessing*, pengolahan data, pengembangan model CNN *MobileNetV2*, pengujian model, evaluasi kinerja, serta tahap optimasi dan uji coba lapangan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan proses pelatihan model, hasil evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix, serta implementasi model ke dalam aplikasi Android. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan kelapa ke dalam tiga kategori, yaitu setengah tua (immature), tua (mature), dan rusak (reject), dengan tingkat akurasi sebesar 96%, sehingga

sistem yang dikembangkan dinilai efektif, akurat, dan layak digunakan untuk membantu proses klasifikasi kualitas kelapa secara otomatis.

BAB V PENUTUP

Pada bab ini disimpulkan bahwa algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan kualitas kelapa lokal ke dalam tiga kategori, yaitu setengah tua (immature), tua (mature), dan rusak (reject), dengan tingkat akurasi yang baik sehingga dapat membantu proses klasifikasi secara otomatis, cepat, dan objektif. Selain itu, penulis memberikan saran agar penelitian selanjutnya menggunakan dataset yang lebih banyak dan bervariasi, melakukan pengembangan dengan arsitektur deep learning lainnya, serta menambahkan fitur pada aplikasi agar kinerjanya semakin optimal dan dapat diterapkan secara lebih luas di lapangan.

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1 Pendahuluan

Bab ini membahas landasan teori dan penelitian terdahulu yang menjadi dasar dalam pengembangan sistem klasifikasi citra berbasis deep learning. Pembahasan diawali dengan kajian teori yang berkaitan dengan konsep pengolahan citra digital, *Convolutional Neural Network* (CNN), serta arsitektur *MobileNetV2* sebagai model yang digunakan dalam penelitian ini. Selain itu, bab ini juga menguraikan sejumlah penelitian relevan mengenai klasifikasi objek pertanian, buah, maupun tanaman menggunakan metode CNN khususnya yang memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* sebagai gambaran perkembangan teknologi dan posisi penelitian sebelumnya. Melalui tinjauan ini, dapat terlihat keterbatasan dan celah penelitian yang masih ada, sehingga penelitian mengenai klasifikasi kelapa local dalam keadaan berserabut dengan tiga kelas kualitas memiliki urgensi dan kebaruan yang jelas.

2.2 Penelitian Terdahulu

Berikut ini merupakan penelitian terdahulu yang telah dilakukan dan memiliki tujuan searah dengan penelitian yang akan dibuat dalam tugas akhir ini. Dalam upaya menyempurnakan penelitian ini, maka dilakukan kajian literatur terhadap beberapa penelitian yang relevan, khususnya yang berkaitan dengan klasifikasi citra digital, penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN), serta pemanfaatan arsitektur *MobileNetV2* pada objek pertanian dan objek bertekstur kompleks. Kajian literatur tersebut diuraikan sebagai berikut.

Tabel 2. 1 MobileNetV2 Untuk Klasifikasi

No	Artikel	Masalah	Model
(1)	(2)	(3)	(4)
1	[6]	Klasifikasi varietas mangga berdasarkan citra	<i>MobileNetV2, ResNet50, VGG-19, InceptionV3</i>
2	[7]	Klasifikasi citra daging sapi segar vs busuk	<i>MobileNetV2, EfficientNet-B0, ResNet50</i>
3	[8]	Klasifikasi tingkat kematangan dan kualitas tomat berbasis citra	<i>MobileNetV2</i>
4	[9]	Klasifikasi penyakit daun pada berbagai tanaman (<i>plant disease classification</i>)	<i>MobileNetV2, RTR_Lite_MobileNetV2 (pengembangan MobileNetV2 dengan SENet, ECA, Triplet Attention)</i>
5	[10]	Klasifikasi penyakit dan jenis tanaman menggunakan citra thermal	<i>CNN-16, PlantDXAI (CNN-16 + CAM + Discriminator), Residual Block, GAP, Fully Connected Layer</i>
6	[11]	Klasifikasi jenis kendaraan berbasis citra (<i>car, truck, motorcycle, bicycle, bus</i>)	<i>MobileNetV2 dengan transfer learning, fine-tuning layer atas, Sparse Categorical Cross Entropy</i>
7	[12]	Klasifikasi jenis pohon berdasarkan citra fasad bangunan	<i>MobileNetV2, VGG16, InceptionV3, ResNet50, GoogLeNet</i>
8	[13]	Klasifikasi buah obat herbal Tiongkok berdasarkan citra	<i>MobileNetV2, VGG16, ResNet18, InceptionV3, ShuffleNetV2, SqueezeNet, MobileNetV3, MnasNet</i>
9	[14]	Klasifikasi tingkat kematangan durian	<i>MobileNetV2, InceptionV2, InceptionV3, VGG16, VGG19, ResNet50, ResNet101, ResNet152, MobileNetV3</i>
10	[15]	Klasifikasi varietas dan grading tingkat kualitas pisang	<i>MobileNetV2 (baseline), YOLOv8 (segmentasi), beberapa CNN lain sebagai perbandingan</i>

Tabel 2.1 ditunjukkan berbagai penelitian yang menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dalam klasifikasi citra digital pada beragam objek, baik pada bidang

188 pertanian, pangan, maupun objek umum lainnya. Setiap penelitian menerapkan *MobileNetV2* untuk mengatasi permasalahan klasifikasi yang memiliki karakteristik visual berbeda, seperti variasi warna, tekstur, kondisi pencahayaan, serta jumlah kelas yang cukup kompleks. Selain *MobileNetV2*, beberapa penelitian juga membandingkannya dengan arsitektur lain seperti *ResNet50*, *VGG16*, *VGG19*, *EfficientNet-B0*, *InceptionV3*, hingga model ringan seperti *ShuffleNetV2* dan *MobileNetV3*.

Hasil-hasil penelitian pada tabel tersebut menunjukkan bahwa *MobileNetV2* merupakan arsitektur yang konsisten memberikan performa baik meskipun diterapkan pada objek dan kondisi yang berbeda-beda. Pada klasifikasi varietas mangga, kualitas daging sapi, tingkat kematangan tomat, hingga penyakit daun tanaman, *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi kompetitif. Bahkan pada beberapa penelitian, *MobileNetV2* dipilih sebagai baseline model karena efisiensinya yang tinggi dan kemampuannya bekerja optimal pada jumlah dataset yang besar maupun terbatas. Penerapan *MobileNetV2* juga terbukti efektif pada objek non-pertanian seperti kendaraan dan pohon pada citra fasad bangunan, menunjukkan fleksibilitas model dalam menangani variasi pola visual.

Selain itu, penelitian terdahulu juga mengungkap bahwa modifikasi *MobileNetV2* seperti penambahan *SENet*, *ECA*, dan *Triplet Attention* dapat meningkatkan akurasi secara signifikan, terutama pada dataset yang memiliki kompleksitas tinggi. Studi-studi tersebut memberikan gambaran bahwa *MobileNetV2* tidak hanya unggul dalam efisiensi komputasi, tetapi juga sangat adaptif untuk dikembangkan sesuai kebutuhan klasifikasi tertentu.

Berdasarkan keseluruhan kajian pada Tabel 2.1, dapat disimpulkan bahwa *MobileNetV2* merupakan arsitektur yang sangat potensial untuk digunakan pada klasifikasi kelapa lokal dalam kondisi berserabut. Keunggulannya dalam mengenali fitur visual yang kompleks, efisiensinya dalam penggunaan komputasi, serta kemampuannya beradaptasi pada berbagai jenis dataset menjadikan model ini relevan dan layak diterapkan pada penelitian ini. Dengan memanfaatkan temuan-temuan terdahulu, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi tiga kelas kelapa berserabut yang lebih akurat, ringan, dan dapat diterapkan secara praktis di lapangan.

Tabel 2. 2 Klasifikasi Berdasarkan Citra dengan Jumlah Kelas

No	Artikel	Dataset	Kategori	Jumlah Dataset
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1	[6]	Citra 12 varietas mangga	12 kelas (12 varietas)	±12.888 citra
2	[7]	Citra daging sapi <i>fresh & spoiled</i>	2 kelas (fresh, spoiled)	±10.000 citra
3	[8]	Dataset Kematangan Tomat	2 kelas (<i>Immature, Mature</i>)	1.000 citra asli, 4.000 setelah augmentasi
		Dataset Kualitas Tomat	2 kelas (<i>Fresh, Defect</i>)	1.986 citra asli, 6.000 setelah augmentasi
4	[9]	7 dataset tanaman: <i>Plant Disease, PlantDoc, Coffee, Wheat, Soybean, Sugarcane, PaddyDoctor</i>	<i>Plant Disease</i> (39 kelas), <i>Coffee</i> (3 kelas), <i>Wheat</i> (3 kelas), <i>Soybean</i> (4 kelas), <i>Sugarcane</i> (3 kelas), <i>PaddyDoctor</i> (6 kelas), <i>PlantDoc</i> (13 kelas)	<i>Plant Disease</i> : 61.486 citra; <i>Coffee</i> : ±1.000 citra; <i>Wheat</i> : ±3.000; <i>Soybean</i> : ±4.000; <i>Sugarcane</i> : 100 citra; <i>PlantDoc</i> : ±2.500; <i>PaddyDoctor</i> : ±4.000

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
5	[10]	Dataset Padi (citra thermal tanaman padi)	6 kelas penyakit padi (seperti blast, hispa, bercak daun, tanaman sehat, dan lainnya)	636 gambar (447 data latih, 129 data uji, 60 data validasi)
6	[11]	Kendaraan	5 kelas: mobil, truk, motor, sepeda, bus	Total 8.716 gambar (Dataset asli), 16.437 gambar (setelah augmentasi)
7	[12]	Dataset pohon dari gambar fasad bangunan (diambil menggunakan kamera smartphone)	4 kelas: <i>Crape Myrtle</i> , <i>Metasequoia</i> , <i>Camphor</i> , <i>Magnolia</i>	1862 gambar
8	[13]	<i>NB-TCM-CHM</i> Dataset (Dataset 1 & 2)	20 kelas herbal <i>medicine fruits</i>	Dataset 1: 3384 gambar; Dataset 2: 400 gambar
9	[14]	Durian	4 kelas: mentah, setengah matang, matang, terlalu matang	16.000 citra (1000 asli, 15.000 augmentasi)
10	[15]	Dataset citra dan video tandan pisang	9 kelas (3 <i>varietas</i> × 3 <i>grade</i>): <i>Elakki-bale</i> , <i>Pachbale</i> , <i>Rasbale</i> – masing-masing <i>Grade 1</i> , <i>Grade 2</i> , <i>Grade 3</i>	31.678 gambar (<i>Scale 1</i> = 15.946, <i>Scale 2</i> = 15.732) + 547 video

Tabel 2.2 ditunjukkan ringkasan dataset yang digunakan dalam berbagai penelitian terkait klasifikasi citra digital berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Dataset yang digunakan mencakup beragam objek seperti buah, daging, daun tanaman, kendaraan, *herbal medicine*, hingga durian dan pisang, dengan jumlah kategori dan jumlah citra yang bervariasi mulai dari ratusan hingga puluhan ribu gambar.

Setiap penelitian menggunakan dataset dengan jumlah kelas yang berbedabeda sesuai karakteristik objek yang diklasifikasikan. Sebagai contoh, penelitian pada

170 varietas mangga menggunakan 12 kelas varietas dengan jumlah citra lebih dari 12.000 gambar, sementara studi mengenai kualitas daging sapi hanya terdiri dari dua kelas yaitu *fresh* dan *spoiled*. Pada penelitian tomat, dataset dibagi menjadi dua skema yaitu tingkat kematangan dan kualitas, masing-masing terdiri dari dua kelas dengan ribuan citra hasil augmentasi. Penelitian lain seperti klasifikasi penyakit tanaman memanfaatkan dataset besar dengan jumlah kelas sangat banyak, mulai dari 3 hingga 39 kelas, sehingga mencerminkan kompleksitas visual yang lebih tinggi.

27 Selain itu, terdapat pula penelitian yang menggunakan dataset dengan jumlah kelas menengah hingga tinggi, seperti 20 kelas herbal medicinal fruits, lima kelas kendaraan, empat kelas durian berdasarkan tingkat kematangan, hingga sembilan kelas pisang berdasarkan varietas dan grade kualitas. Variasi jumlah kelas ini menunjukkan bagaimana setiap penelitian menyesuaikan struktur dataset dengan tujuan klasifikasi yang ingin dicapai.

150 Variasi dalam jumlah kelas dan distribusi dataset memiliki pengaruh signifikan terhadap tantangan dalam pelatihan model CNN. Dataset dengan banyak kelas memerlukan jumlah data yang lebih besar dan representatif untuk memastikan model dapat mengenali pola visual secara konsisten. Sementara dataset dengan kelas sedikit membutuhkan strategi tambahan seperti augmentasi untuk meningkatkan variasi data. Perbedaan sumber dataset, mulai dari dataset publik, kamera smartphone, hingga pengumpulan langsung di lapangan, juga memberikan gambaran mengenai keberagaman kondisi dan kualitas citra yang harus dihadapi model.

Dalam konteks penelitian klasifikasi kelapa berserabut, informasi pada Tabel 2.2 memberikan gambaran penting mengenai bagaimana jumlah kelas dan variasi dataset memengaruhi performa model. Semakin kompleks pembagian kelas, semakin besar kebutuhan terhadap dataset yang representatif agar model mampu mengenali perbedaan pola visual secara konsisten. Oleh karena itu, penggunaan dataset yang cukup besar dan mewakili tiga kelas kualitas kelapa berserabut, yaitu setengah tua (*Immature*), tua (*Mature*), dan rusak (*Reject*), menjadi langkah penting untuk meningkatkan akurasi, stabilitas, serta kemampuan generalisasi model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini.

Tabel 2. 3 Rekomendasi

No	Artikel	Kelebihan	Kekurangan	Saran
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1	[6]	Dataset besar (12 kelas), resolusi tinggi, anotasi rapi, mendukung <i>MobileNetV2</i>	Citra hanya dari satu negara, pencahayaan kurang bervariasi	Tambahkan variasi pencahayaan & varietas dari negara lain agar model lebih general.
2	[7]	Dataset cukup besar, <i>MobileNetV2</i> diuji, akurasi tinggi	Hanya 2 kelas & hanya 1 jenis daging	Perlu menambah lebih banyak kelas kualitas dan jenis daging untuk meningkatkan generalisasi model.
3	[8]	Dataset lengkap, variasi kondisi pencahayaan beragam, dan mendukung penggunaan <i>MobileNetV2</i>	Fokus hanya pada tomat dan belum mencakup komoditas buah lainnya	Disarankan menambah objek buah lain serta memperluas variasi kondisi lingkungan agar model lebih general

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
4	[9]	- Model <i>MobileNetV2</i> ditingkatkan dengan <i>SENet</i>, <i>ECA</i>, dan <i>Triplet Attention</i> sehingga akurasi meningkat. - Performa tinggi pada banyak dataset tanaman (hingga 99%). Ringan dan efisien sehingga cocok untuk perangkat terbatas.	- Belum diterapkan khusus pada buah atau kelapa. - Beberapa dataset dunia nyata seperti PlantDoc memiliki akurasi lebih rendah. - Arsitektur lebih kompleks dari <i>MobileNetV2</i> standar.	- Perlu diuji pada komoditas buah atau kelapa berserabut. - Perlu penambahan variasi pencahayaan dan kondisi lingkungan. - Dapat digunakan sebagai acuan pengembangan model klasifikasi buah pada penelitian selanjutnya.
5	[10]	- Menggunakan citra thermal sehingga tetap efektif di kondisi cahaya rendah. - Akurasi tinggi (98,55% untuk plant dataset, 90,04% untuk <i>paddy crop</i>). - Memiliki dataset thermal besar (28 kelas). - Menggunakan CAM untuk menyoroti area penyakit.	- thermal camera sensitif terhadap suhu & kelembaban. - Beberapa kelas sulit dibedakan karena pola thermal mirip. - Kesulitan mendeteksi bercak kecil. mendeteksi bercak kecil.	- Gabungkan thermal + <i>visible images</i> untuk hasil lebih stabil. - Lakukan preprocessing untuk mengurangi <i>noise</i> suhu. - Perlu dataset lebih luas dari kondisi lingkungan berbeda. - Coba model yang lebih kuat seperti <i>EfficientNet</i> / <i>ViT</i>.

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
6	[11]	Menggunakan <i>MobileNetV2</i> yang efisien, dataset besar, evaluasi lengkap (<i>confusion matrix</i> , <i>F1</i> , <i>AUC</i>)	Beberapa kelas sulit dibedakan (mobil–bus–truk), kondisi pencahayaan terbatas, variasi dataset tidak merata	Perlu penambahan data dari kondisi malam/hujan, augmentasi lebih variatif, dan perbaikan balancing antar kelas
7	[12]	Menguji banyak model transfer learning termasuk <i>MobileNetV2</i> . Dataset nyata dengan latar fasad bangunan menghasilkan variasi yang kaya. Akurasi tinggi dengan model <i>InceptionV3</i> .	Jumlah data per kelas tidak seimbang, beberapa gambar memiliki latar belakang kompleks yang mengganggu identifikasi daun. <i>MobileNetV2</i> kurang akurat dibanding model lain.	Perlu penyeimbangan dataset, peningkatan kualitas segmentasi area daun, dan menguji versi <i>MobileNetV3</i> atau <i>EfficientNet</i> untuk performa lebih baik.
8	[13]	Dataset sangat lengkap (20 kelas), gambar beranotasi ahli, dan pengujian banyak model termasuk <i>MobileNetV2</i> .	Jumlah data per kelas tidak seimbang; hanya fokus pada herbal medicine, bukan buah konsumsi.	Perlu penyeimbangan dataset, penambahan variasi objek, dan pengujian lanjutan pada skenario dunia nyata.
9	[14]	- Akurasi <i>MobileNetV2</i> tinggi (95,50%). - Dataset besar dan terstruktur (16.000 citra). - Menggunakan multimodal (citra + teks) untuk hasil lebih akurat.	- Dataset diambil dari satu kebun saja sehingga kurang bervariasi. - Model multimodal relatif berat untuk perangkat berspesifikasi rendah. - Belum diuji secara langsung pada kondisi lapang (<i>real field</i>).	- Tambahkan variasi dataset dari lokasi, kondisi pencahayaan, dan kamera berbeda. - Lakukan pengujian langsung di lapangan. - Terapkan kompresi model atau gunakan <i>MobileNetV3</i> untuk implementasi mobile.

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
		- Evaluasi model lengkap dan komprehensif.		
10	[15]	- Dataset sangat besar (31.678 gambar). - Menggunakan banyak variasi kondisi nyata (cahaya, posisi, latar). - Memiliki 9 kelas yang mendukung klasifikasi kompleks. - Evaluasi baseline menggunakan <i>MobileNetV2</i> dengan akurasi tinggi (98,66%).	- Hanya berfokus pada 3 varietas pisang dari satu wilayah (<i>Mysuru</i>). - Pengambilan data sulit karena ukuran tandan besar. - Tidak membahas implementasi aplikasi atau model real-time.	- Perlu memperluas dataset ke lebih banyak varietas dan lokasi. - Dapat menguji model pada kondisi lapangan secara langsung. - Mempertimbangkan pengembangan aplikasi atau sistem klasifikasi berbasis mobile.

Tabel 2.3 disajikan ulasan mengenai kelebihan, kekurangan, dan rekomendasi yang diperoleh dari berbagai penelitian terdahulu terkait penggunaan arsitektur *MobileNetV2* beserta model-model CNN lainnya dalam klasifikasi citra digital. Kajian ini memberikan gambaran mengenai efektivitas model deep learning dalam menyelesaikan berbagai permasalahan klasifikasi, baik pada objek pertanian, produk pangan, maupun objek visual umum seperti kendaraan dan tanaman herbal.

Setiap penelitian menunjukkan karakteristik yang berbeda-beda, baik dari sisi kompleksitas data, jumlah kelas, teknik pengolahan citra, maupun arsitektur model yang digunakan. Beberapa penelitian menegaskan bahwa *MobileNetV2* memiliki kelebihan dalam efisiensi komputasi dan kecepatan pemrosesan, sehingga cocok

digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas atau aplikasi mobile. Model ini terbukti mampu menghasilkan akurasi yang tinggi meskipun digunakan pada dataset besar maupun dataset dengan variasi pencahayaan terbatas. Selain itu, penelitian yang mengembangkan varian *MobileNetV2* dengan menambahkan *SENet*, *ECA*, atau *Triplet Attention* juga berhasil meningkatkan performa model secara signifikan.

Namun, sejumlah penelitian juga mengungkapkan beberapa kekurangan yang perlu diperhatikan, seperti keterbatasan variasi dataset, ketidakseimbangan jumlah data per kelas, atau kondisi pencahayaan yang kurang beragam. Beberapa studi masih menggunakan dataset dengan cakupan kelas yang sempit atau berasal dari satu lokasi saja, sehingga mengurangi kemampuan model untuk melakukan generalisasi pada kondisi dunia nyata. Tantangan lainnya meliputi kesulitan model dalam membedakan kelas yang memiliki kemiripan visual tinggi, seperti varietas buah, tingkat kematangan, atau jenis tanaman dengan pola daun serupa.

Menyikapi berbagai kelebihan dan kekurangan tersebut, Tabel 2.3 juga memberikan sejumlah saran yang dapat menjadi acuan bagi penelitian berikutnya. Rekomendasi tersebut mencakup perlunya penambahan variasi pencahayaan, penyeimbangan dataset, perluasan cakupan objek, pengujian lapangan secara langsung, serta pengembangan model yang lebih ringan dan adaptif untuk implementasi real-time. Beberapa penelitian juga menyarankan pengujian arsitektur alternatif seperti *EfficientNet* atau *MobileNetV3* untuk mendapatkan performa yang lebih baik pada kondisi tertentu.

Dalam konteks penelitian ini, rekomendasi yang disajikan pada Tabel 2.3 menjadi dasar penting untuk memperkuat metodologi yang digunakan. Dengan

memperhatikan saran-saran tersebut seperti memperluas variasi dataset, meningkatkan kualitas citra, dan melakukan pengujian lapangan, penelitian ini bertujuan menghasilkan model klasifikasi kelapa berserabut yang lebih akurat, efisien, dan dapat diterapkan secara praktis pada proses sortasi di dunia nyata.

2.2 Rangkuman

Berdasarkan tinjauan literatur yang telah dilakukan, diketahui bahwa berbagai penelitian sebelumnya telah berhasil menerapkan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi citra pada beragam objek seperti buah, tanaman, daging, herbal, hingga kendaraan. Mayoritas penelitian tersebut berfokus pada pengenalan tingkat kematangan, penentuan kualitas, atau identifikasi penyakit dengan memanfaatkan arsitektur CNN populer, termasuk *MobileNetV2*. Arsitektur ini terbukti ringan, efisien, dan mampu menangani objek dengan tekstur visual yang kompleks. Hasil penelitian terdahulu juga menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi meskipun diterapkan pada kondisi pencahayaan dan variasi dataset yang berbeda-beda.

Namun demikian, hasil kajian literatur menunjukkan adanya kesenjangan penelitian (*research gap*). Sebagian besar penelitian terdahulu belum secara spesifik membahas komoditas kelapa dalam kondisi berserabut, dan objek penelitian umumnya hanya diklasifikasikan ke dalam dua atau tiga kelas yang bersifat umum, seperti matang dan tidak matang atau segar dan rusak. Selain itu, penelitian yang memanfaatkan *MobileNetV2* lebih banyak difokuskan pada komoditas lain seperti tomat, durian, padi, atau mangga, sehingga kajian terhadap kelapa lokal berserabut yang memiliki karakteristik visual lebih kompleks masih sangat terbatas.

152 Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini diposisikan untuk mengisi celah penelitian dengan mengembangkan model klasifikasi berbasis *MobileNetV2* yang secara khusus dirancang untuk mengidentifikasi kualitas kelapa lokal dalam kondisi berserabut ke dalam tiga kelas kualitas, yaitu setengah tua (*Immature*), tua (*Mature*), dan rusak (*Reject*). Penelitian ini menekankan pada pemanfaatan perbedaan warna, tekstur, dan kondisi serabut sebagai ciri visual utama dalam proses klasifikasi. 18 Dengan demikian, kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada pemilihan objek kelapa berserabut, penetapan tiga kelas kualitas yang relevan dengan praktik sortasi di lapangan, serta pengembangan model klasifikasi yang lebih aplikatif dan efisien untuk diterapkan pada dunia nyata.

BAB III

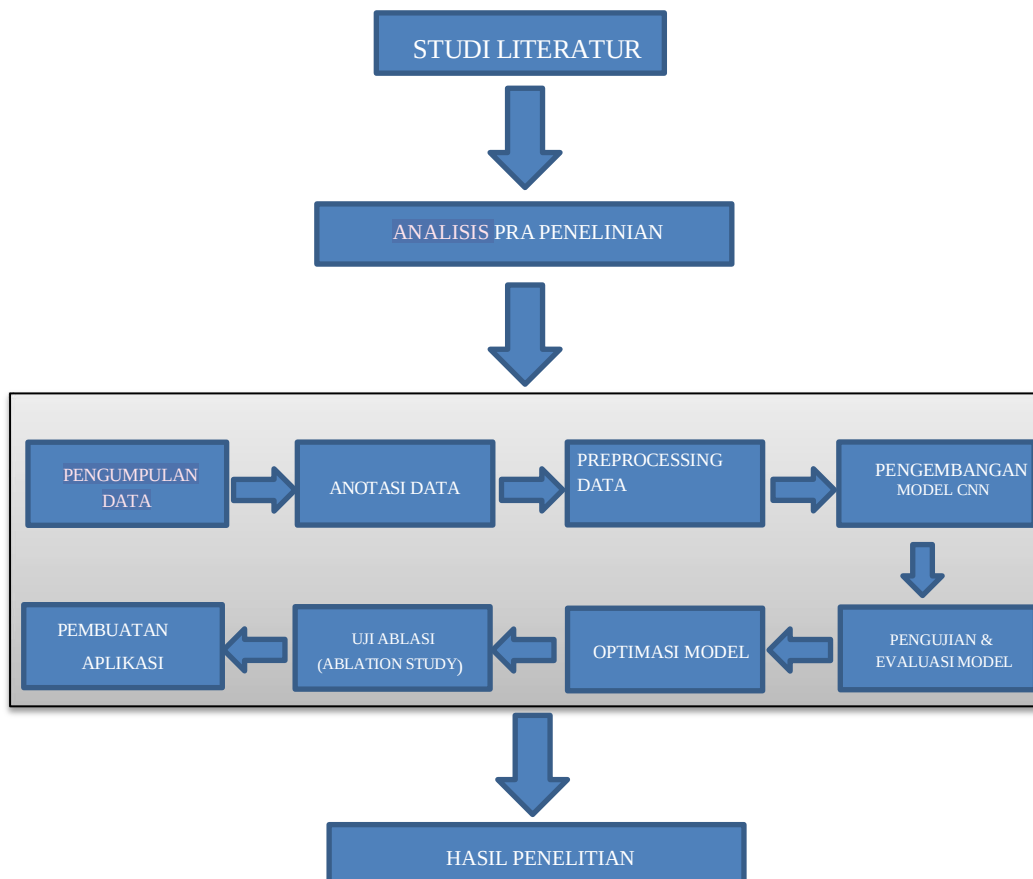
METODE PENELITIAN

3.1 Pendahuluan

Bab ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian klasifikasi kelapa berserabut menggunakan *CNN MobileNetV2*. Tahapan penelitian meliputi studi literatur, pengumpulan dan pengolahan data, pengembangan model, serta proses pengujian dan evaluasi. Metode ini disusun untuk memastikan model yang dihasilkan mampu melakukan klasifikasi tiga kelas kelapa secara akurat dan terstruktur.

3.2 Kerangka Penelitian

Langkah – Langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah :



Gambar 3. 1 Kerangka Penelitian

3.2.1 Studi Literatur

Tahap studi literatur dilakukan untuk memperoleh pemahaman dan landasan teori yang mendukung penelitian. Pada tahap ini peneliti mengumpulkan referensi dari jurnal, buku, artikel ilmiah, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi citra, kelapa berserabut, *Convolutional Neural Network (CNN)*, serta arsitektur *MobileNetV2*. Studi literatur membantu peneliti memahami perkembangan teknologi yang relevan, menentukan metode yang tepat, serta mengidentifikasi kekurangan atau celah pada penelitian sebelumnya sehingga penelitian ini memiliki arah yang jelas.

3.2.2 Analisa Pra Penelitian

Tahap analisis pra-penelitian dilakukan untuk mengidentifikasi permasalahan utama yang menjadi dasar penelitian ini, yaitu kesulitan dalam menentukan kualitas kelapa local terutama dalam kondisi berserabut secara manual akibat variasi tekstur, warna, dan kondisi permukaan yang beragam. Pada tahap ini peneliti menentukan ruang lingkup penelitian, yaitu klasifikasi kelapa berserabut menjadi tiga kelas kualitas: setengah tua, tua, dan rusak.

Selain itu, pada tahap ini juga dilakukan peninjauan awal terhadap kebutuhan data, metode pengolahan citra, serta pemilihan arsitektur CNN yang sesuai. Hasil analisis pra-penelitian menjadi landasan untuk menyusun langkah penelitian selanjutnya agar proses yang dilakukan lebih terarah dan sesuai tujuan penelitian.

3.2.3 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh citra kelapa berserabut yang akan digunakan sebagai bahan pelatihan dan pengujian model. Data yang dikumpulkan berupa gambar kelapa local dalam kondisi berserabut dari berbagai kondisi fisik dan tingkat kualitas. Proses pengambilan gambar dilakukan secara manual menggunakan kamera smartphone dengan pengaturan jarak, sudut pandang, dan pencahayaan yang cukup agar citra yang diperoleh memiliki kualitas yang baik.

Setiap gambar kemudian dikelompokkan sesuai lima kelas yang menjadi fokus penelitian, yaitu: setengah tua, tua, dan rusak. Selain data dari dokumentasi mandiri, dataset tambahan dapat digunakan jika relevan dengan kebutuhan penelitian. Tahap pengumpulan data ini dilakukan secara hati-hati agar menghasilkan citra yang representatif dari setiap kelas dan sesuai dengan kebutuhan analisis selanjutnya.

3.2.4 Anotasi Data

Proses anotasi data dilakukan untuk memberikan label pada setiap citra kelapa lokal berserabut sesuai kategori kualitas yang digunakan dalam penelitian. Tahap ini bertujuan memastikan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mempelajari pola visual secara tepat berdasarkan kelas yang telah ditetapkan. Anotasi dilakukan secara manual dengan memperhatikan ciri visual kelapa, meliputi warna kulit, kondisi serabut, kekeringan permukaan, serta tekstur luar buah.

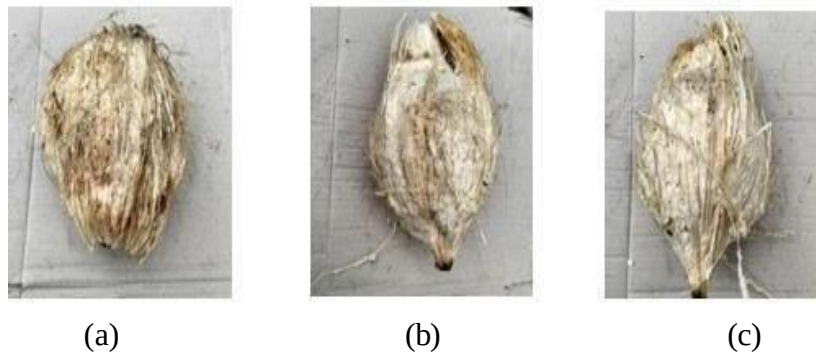
Penetapan kelas mengacu pada karakteristik visual kelapa pada berbagai tingkat kematangan yang dijelaskan dalam penelitian sebelumnya. Kelapa setengah tua umumnya berwarna kuning merata, sedangkan kelapa tua memiliki warna coklat tua pada seluruh permukaan kulit luar [1]. Perubahan warna dan tekstur tersebut menjadi indikator utama pembeda kelas. Selain itu, tingkat kekeringan serabut dan ketidakwajaran warna (misalnya bercak gelap atau permukaan tidak merata) juga digunakan sebagai dasar untuk mengidentifikasi kelapa sangat tua dan kelapa rusak. Penelitian terdahulu menegaskan bahwa ciri visual merupakan parameter yang relevan dalam menentukan kualitas dan tingkat kematangan kelapa [1].

Berdasarkan kajian literatur dan pengamatan langsung terhadap dataset, ditetapkan tiga kelas kualitas kelapa, yaitu Setengah tua (*Immature*), tua (*mature*), dan rusak (*reject*). Dapat dilihat sebagai berikut:

1. Kelapa Setengah Tua (*Immature*)

Kelapa setengah tua menunjukkan warna kulit kuning merata atau kombinasi antara hijau dan kuning. kualitas gambar buah yang sesuai dengan algoritma pemrosesan

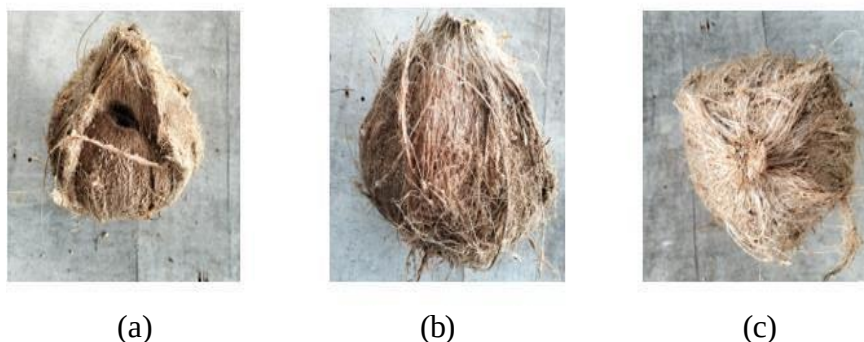
seperti pada tingkat sensitivitas pencahayaan, posisi pengambilan gambar citra kelapa, pengaruh jarak pengambilan gambar yang memberi hasil untuk identifikasi.[1] Serabut mulai mengering namun belum terlalu keras. Pada fase ini perubahan warna menjadi indikator paling jelas untuk membedakannya dari kelapa muda maupun tua.



Gambar 3. 2 Ciri-ciri Kelapa Setengah Tua (Imature)

2. Kelapa Tua (*Mature*)

Hasil penelitian menunjukkan bahwa semakin tua umur kelapa maka akan mengandung kadar lemak yang semakin tinggi pada daging kelapa.[1] Kelapa tua ditandai dengan warna coklat merata pada seluruh permukaan kulit, sesuai karakteristik yang ditemukan dalam citra kelas tua, dengan ciri serabut tampak lebih kering, kasar, dan lebih padat.

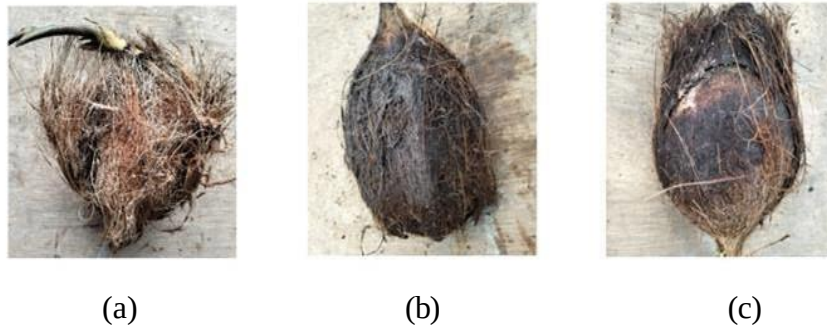


Gambar 3. 3 Ciri-ciri Kelapa Tua (Mature)

3. Kelapa Rusak (*Reject*)

Kelapa rusak biasanya menunjukkan warna kulit tidak merata, terdapat bercak hitam, area busuk, atau permukaan serabut yang menghitam lebih cepat, kerusakan

bervariasi dari ringan sampai berat.[1]Beberapa bagian kulit dapat tampak lembek atau terlalu gelap. Penelitian terdahulu menyatakan bahwa perbedaan warna dan tekstur ekstrem pada objek kelapa sering kali menandakan ketidakwajaran kondisi buah, sehingga dapat digunakan sebagai dasar penentuan kelas rusak



Gambar 3. 4 Ciri-ciri Kelapa Rusak (Reject)

Melalui proses anotasi yang memperhatikan karakteristik ini, setiap citra dalam dataset dapat diberi label secara konsisten. Hal ini memastikan bahwa model CNN yang dikembangkan nantinya mampu mempelajari pola visual kelapa lokal berserabut dengan akurat dan sesuai dengan lima kategori kualitas yang ditetapkan dalam penelitian.

3.2.5 Pre Processing Data

Tahap *preprocessing* dan olah data dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh citra kelapa lokal berserabut berada dalam kondisi yang siap, bersih, dan konsisten sebelum digunakan pada proses pelatihan model CNN. Adapun langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. *Resize Citra*

Setiap gambar diubah ke ukuran input standar *MobileNetV2*, misalnya 224×224 piksel atau 1:1, agar seluruh citra memiliki resolusi yang seragam.

2. *Normalisasi Nilai Piksel*

Nilai piksel pada citra dinormalisasi ke rentang tertentu, biasanya 0–1, agar model dapat memproses data dengan lebih stabil dan cepat.

3. Augmentasi Data

Augmentasi data diterapkan untuk menambah keragaman citra kelapa lokal berserabut dengan mensimulasikan variasi orientasi, posisi, dan sudut pengambilan gambar melalui teknik rotasi dan pembalikan (flip). Teknik ini dilakukan untuk menciptakan variasi data latih yang lebih representatif terhadap kondisi nyata di lapangan. Dengan adanya augmentasi, model *Convolutional Neural Network* (CNN) diharapkan mampu mengenali karakteristik visual kelapa secara lebih konsisten serta memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik saat dihadapkan pada data baru.

- Teknik Rotasi (diputari 90°)

Teknik rotasi dilakukan dengan memutar citra kelapa berserabut sebesar 90°. Rotasi ini bertujuan menambah variasi orientasi objek tanpa mengubah karakteristik visual yang menjadi ciri kelas. Dengan rotasi 90°, model menjadi lebih robust dalam mengenali pola permukaan kelapa meskipun posisi objek berubah-ubah saat pengambilan gambar. Teknik ini sangat membantu karena buah kelapa memiliki bentuk yang memungkinkan perubahan orientasi tanpa menghilangkan fitur penting seperti warna, tekstur serabut, dan tingkat kekeringan.



Gambar 3. 5 Gambar dengan Teknik Rotasi 90°

- Teknik Pembalikan (Flip Kiri-Kanan)

Teknik flip dilakukan dengan membalik citra secara horizontal (kiri–kanan) untuk mensimulasikan variasi sudut pandang kamera. Pembalikan ini

menambah keragaman dataset sekaligus mencegah model hanya mengenali pola pada satu arah tertentu. Dengan adanya flip, model CNN dapat mengidentifikasi fitur kualitas kelapa seperti warna, tekstur, dan kondisi serabut secara konsisten meskipun orientasi objek berubah. Teknik ini sangat efektif untuk meningkatkan generalisasi model terhadap citra kelapa pada kondisi nyata di lapangan.



Gambar 3. 6 Gambar dengan Teknik Pembalikan

4. Pembersihan Citra (*Cleaning*)

Dataset diperiksa untuk memastikan kualitas visual citra, termasuk:

- menghapus gambar yang buram, terlalu gelap, terlalu terang, atau tidak fokus;
- menghapus objek yang tidak sesuai atau tidak mencerminkan kelas kualitas sebenarnya.

5. Penghapusan Duplikasi

Citra yang sama atau sangat mirip dihilangkan agar tidak menimbulkan bias dalam proses pelatihan dan evaluasi model.

6. Validasi Label

Setiap citra diperiksa ulang untuk memastikan bahwa label kelas (Setengah tua (*immature*), tua (*mature*), dan rusak (*reject*)) sesuai dengan kondisi objek kelapa berserabut yang tampak pada gambar.

7. Pemisahan Dataset

Citra dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *training set*, *validation set*, dan *test set*, dengan komposisi tertentu agar pengujian dan pelatihan berjalan efektif.

8. Penyeimbangan Jumlah Data Perkelas

Jika terdapat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, dilakukan augmentasi tambahan atau penambahan citra baru untuk memperoleh distribusi kelas yang lebih seimbang. Proses preprocessing ini memastikan bahwa semua citra berada dalam kondisi yang konsisten dan siap digunakan dalam tahap pengembangan model.

3.2.6 Pengembangan Model CNN

Pada penelitian ini model yang digunakan adalah model *MobileNetV2*. Tahap pengembangan model CNN menggunakan *MobileNetV2* merupakan proses membangun, melatih, dan menyesuaikan arsitektur *Convolutional Neural Network* agar mampu melakukan klasifikasi kualitas kelapa berserabut. *MobileNetV2* dipilih karena merupakan arsitektur CNN yang ringan, efisien, dan dirancang untuk bekerja optimal pada lingkungan komputasi yang terbatas tanpa mengurangi performa klasifikasi.

Pada tahap ini, model *MobileNetV2* digunakan sebagai base model dan dimodifikasi pada bagian akhir agar sesuai dengan kebutuhan klasifikasi lima kelas kelapa, yaitu: setengah tua, tua, dan rusak. Proses pengembangan mencakup pemilihan parameter pelatihan, penyesuaian layer output, serta tahap training menggunakan dataset citra kelapa berserabut. Melalui proses ini, model dilatih untuk mengenali pola tekstur, warna, dan permukaan kelapa yg dalam kondisi berserabut sehingga mampu menghasilkan hasil klasifikasi yang akurat.

3.2.7 Pengujian dan Evaluasi Model

Tahap pengujian dan evaluasi model dilakukan untuk menilai performa *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi kualitas kelapa dalam kondisi berserabut.

Pada tahap ini, model yang telah dilatih diuji menggunakan test set yang tidak digunakan selama proses training, sehingga hasil evaluasi dapat menggambarkan kemampuan model dalam mengenali data baru secara

Proses evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, antara lain:

1. Akurasi (*Accuracy*)

Mengukur persentase prediksi model yang benar terhadap seluruh data uji.

2. *Precision, Recall, dan F1-Score*

Digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan setiap kelas (setengah tua (*immature*), tua (*mature*), dan rusak (*reject*)), terutama jika terdapat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas.

3. *Confusion Matrix*

Menunjukkan distribusi prediksi model untuk setiap kelas sehingga memudahkan identifikasi kelas yang sering salah diprediksi.

Selain evaluasi menggunakan metrik di atas, dilakukan juga analisis terhadap pola kesalahan model untuk memahami perbedaan visual mana yang sulit dibedakan oleh CNN. Hasil evaluasi ini digunakan sebagai dasar untuk melakukan optimasi pada tahap berikutnya agar performa model semakin meningkat.

3.2.8 Optimasi

Optimasi model pada penelitian ini dilakukan dengan dua langkah utama. Pertama, dilakukan penyetelan *hyperparameter*, seperti pengaturan *learning rate*, jumlah *epoch*, dan *batch size*, untuk mendapatkan kombinasi yang paling sesuai agar model CNN dapat belajar secara lebih efektif dan stabil. Kedua, dilakukan penambahan dataset melalui augmentasi, yaitu memanfaatkan teknik rotasi dan pembalikan citra untuk menambah variasi data tanpa mengubah label. Penambahan data ini membantu model mengenali pola visual kelapa berserabut dalam berbagai kondisi sehingga meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model.

3.2.9 Uji Ablasi

Uji ablasi dilakukan untuk mengetahui sejauh mana setiap komponen dalam proses pelatihan memberikan kontribusi terhadap kinerja model klasifikasi kualitas kelapa berserabut. Tahap ini penting untuk memastikan bahwa model yang digunakan benar-

benar bekerja optimal dan bahwa setiap langkah dalam pipeline pemodelan memiliki peran yang jelas dalam meningkatkan akurasi.

Pada tahap ini, peneliti melakukan beberapa percobaan dengan mengubah atau menghilangkan komponen tertentu secara terkontrol. Pertama, model dilatih tanpa menggunakan augmentasi data, kemudian dibandingkan dengan model yang dilatih menggunakan augmentasi. Perbandingan ini membantu melihat apakah penambahan variasi citra benar-benar meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap objek kelapa dalam berbagai kondisi.

Selanjutnya dilakukan pengujian dengan mengubah beberapa *hyperparameter*, seperti nilai *learning rate*, ukuran *batch size*, dan jumlah *epoch*. Setiap konfigurasi diuji untuk melihat kombinasi mana yang menghasilkan akurasi dan stabilitas terbaik selama proses pelatihan.

Selain itu, dilakukan perbandingan antara model sebelum dan sesudah fine-tuning. Pada model awal, hanya lapisan klasifikasi yang dilatih, sedangkan pada tahap *fine-tuning* beberapa lapisan *MobileNetV2* dibuka untuk menyesuaikan bobotnya dengan karakteristik citra kelapa berserabut. Perbandingan hasil kedua kondisi ini menunjukkan dampak fine-tuning terhadap kemampuan model dalam mengenali pola visual kelapa secara lebih spesifik.

Melalui rangkaian uji ablasi ini, peneliti dapat mengidentifikasi konfigurasi dan komponen yang paling berpengaruh terhadap peningkatan performa, sehingga model terbaik yang diperoleh dapat digunakan sebagai model final dalam aplikasi klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut.

3.2.10 Pembuatan Aplikasi

Pada tahap ini dilakukan pengembangan aplikasi Android sebagai media implementasi dari model klasifikasi kualitas kelapa berserabut. Model CNN berbasis *MobileNetV2* yang telah dilatih dan dioptimasi dikonversi ke format *TensorFlow Lite* agar dapat dijalankan secara efisien pada perangkat mobile.

58 Aplikasi dirancang dengan antarmuka sederhana yang memungkinkan pengguna mengambil gambar kelapa melalui kamera atau memilihnya dari galeri. Setiap citra yang 59 dimasukkan akan diproses melalui tahapan *preprocessing* seperti *resize* dan normalisasi kemudian diklasifikasikan oleh model untuk menentukan kualitas kelapa ke dalam lima kelas yang tersedia.

Setelah integrasi model selesai, aplikasi diuji pada beberapa perangkat Android untuk memastikan proses pemuatan model, pengambilan gambar, dan penampilan hasil klasifikasi berjalan dengan cepat dan stabil. Aplikasi ini menjadi prototipe solusi praktis 180 yang dapat digunakan untuk membantu proses identifikasi kualitas kelapa lokal secara langsung di lapangan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil penelitian yang telah dilakukan, mulai dari proses pelatihan model klasifikasi kualitas kelapa menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 hingga implementasi model ke dalam aplikasi berbasis Android. Pada tahap ini, model yang telah dilatih akan dievaluasi untuk mengetahui tingkat akurasi dan kemampuannya dalam mengklasifikasikan kelapa ke dalam tiga kategori, yaitu setengah matang, matang, dan rusak.

Selain itu, pada bab ini juga dibahas implementasi sistem dalam bentuk aplikasi Android yang memungkinkan pengguna melakukan klasifikasi secara langsung melalui kamera atau galeri. Selanjutnya, dilakukan pengujian sistem untuk memastikan bahwa aplikasi berjalan dengan baik dan mampu memberikan hasil yang sesuai. Hasil dari pengujian tersebut kemudian dianalisis untuk mengetahui kelebihan serta keterbatasan sistem yang telah dikembangkan.

4.1 Hasil Pelatihan Model

4.1.1 Dataset dan Kelas Klasifikasi

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra buah kelapa berserabut yang dikumpulkan dan dikelompokkan berdasarkan tingkat kematangannya. Dataset ini terdiri dari tiga kelas utama, yaitu kelapa setengah matang (immature), kelapa matang (mature), dan kelapa rusak (reject). Setiap kelas memiliki karakteristik yang berbeda, baik dari segi warna, tekstur, maupun kondisi fisik kelapa.

Secara keseluruhan, dataset yang digunakan berjumlah sekitar 3000 citra yang diperoleh dari proses pengumpulan data yang relevan dengan objek penelitian. Dataset tersebut kemudian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan (training), data validasi (validation), dan data pengujian (testing). Pembagian dataset dilakukan dengan perbandingan 70% untuk data pelatihan, 15% untuk data validasi, dan 15% untuk data pengujian.

Data pelatihan digunakan untuk melatih model dalam mengenali pola dan karakteristik dari masing-masing kelas kelapa. Data validasi digunakan untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan berlangsung, sedangkan data pengujian digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Distribusi jumlah data pada masing-masing kelas dapat dilihat pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4. 1 Pembagian Dataset

No	Kelas	Jumlah Data
1	Setengah Matang (Immature)	1000
2	Matang (Mature)	1000
3	Rusak (Reject)	1000
Total		3000

Selain itu, setiap citra pada dataset memiliki ukuran yang beragam, sehingga dilakukan proses penyesuaian ukuran (resize) menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan kebutuhan input model MobileNetV2. Proses ini bertujuan untuk menjaga konsistensi data serta meningkatkan efisiensi dalam proses pelatihan model.

Dengan pengolahan dataset yang sistematis dan pembagian data yang tepat, diharapkan model yang dihasilkan mampu memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengklasifikasikan kualitas kelapa berdasarkan citra yang diberikan.

4.1.2 Proses Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya menggunakan dataset ImageNet (pretrained). Penggunaan pretrained model bertujuan untuk mempercepat proses pelatihan serta meningkatkan performa model dalam mengenali fitur citra.

Sebelum dilakukan pelatihan, data citra terlebih dahulu melalui tahap preprocessing dan augmentasi. Proses augmentasi dilakukan untuk meningkatkan variasi data pelatihan sehingga model dapat lebih robust dalam mengenali berbagai kondisi citra. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi normalisasi nilai piksel, rotasi citra, dan pembalikan horizontal.

Berikut merupakan implementasi preprocessing dan pembacaan dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

```
40 train_datagen = ImageDataGenerator(  
41     rescale=1./255,  
42     rotation_range=20,  
43     horizontal_flip=True  
44 )  
45  
46 val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)  
47 test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)  
48  
49 train_data = train_datagen.flow_from_directory(  
50     train_dir,  
51     target_size=img_size,  
52     batch_size=batch_size,  
53     class_mode="categorical"  
54 )  
55  
56 val_data = val_datagen.flow_from_directory(  
57     val_dir,  
58     target_size=img_size,  
59     batch_size=batch_size,  
60     class_mode="categorical"  
61 )
```

Gambar 4. 1 Preprocessing dan Augmentai Data

Dataset kemudian dibaca menggunakan metode flow_from_directory dengan ukuran citra yang disesuaikan menjadi 224x224 piksel dan batch size sebesar 32.

Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data validasi digunakan untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan berlangsung.

Model klasifikasi dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2 sebagai feature extractor. Pada penelitian ini, parameter trainable pada base model diatur menjadi false sehingga bobot pada layer dasar tidak mengalami perubahan selama proses pelatihan. Selanjutnya, ditambahkan beberapa layer tambahan seperti GlobalAveragePooling2D dan Dense untuk melakukan proses klasifikasi ke dalam tiga kelas.

Berikut merupakan implementasi arsitektur model yang digunakan.

```
76 base_model = MobileNetV2(  
77     weights="imagenet",  
78     include_top=False,  
79     input_shape=(224, 224, 3)  
80 )  
81  
82 base_model.trainable = False # freeze base model  
83  
84 x = base_model.output  
85 x = GlobalAveragePooling2D()(x)  
86 x = Dense(128, activation="relu")(x)  
87 output = Dense(3, activation="softmax")(x)  
88  
89 model = Model(inputs=base_model.input, outputs=output)
```

Gambar 4. 2 Aritektur Model MobileNetV2

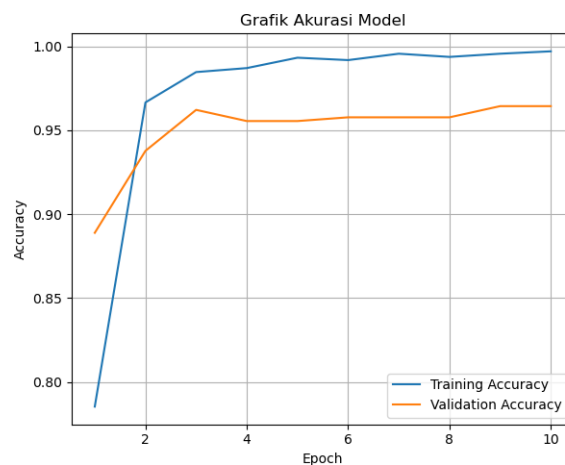
Setelah model dibangun, langkah selanjutnya adalah melakukan proses kompilasi dan pelatihan model. Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0.0001 serta fungsi loss categorical crossentropy. Proses pelatihan dilakukan selama 10 epoch dengan memanfaatkan data pelatihan dan validasi.

Dengan konfigurasi tersebut, model diharapkan mampu mempelajari pola dari citra kelapa secara optimal serta menghasilkan performa klasifikasi yang baik.

4.1.3 Hasil Pelatihan Model

Hasil pelatihan model ditunjukkan melalui grafik akurasi dan grafik loss selama proses pelatihan berlangsung. Grafik tersebut memberikan gambaran mengenai perkembangan performa model pada setiap epoch, baik pada data pelatihan maupun data validasi.

Gambar 4.3 menunjukkan grafik akurasi model selama proses pelatihan. Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa nilai akurasi pada data pelatihan mengalami peningkatan yang signifikan sejak epoch awal hingga mencapai nilai mendekati 1,00 pada epoch terakhir. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan sangat baik.

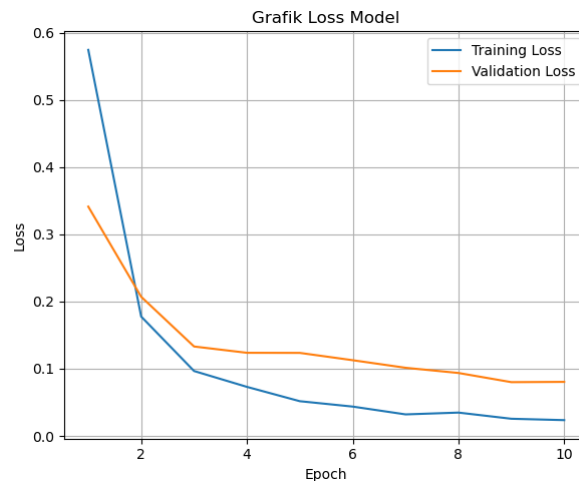


Gambar 4. 3 Grafik Akurasi Model

Sementara itu, nilai akurasi pada data validasi juga mengalami peningkatan yang stabil dan berada pada kisaran di atas 0,95. Data validasi merupakan data yang digunakan selama proses pelatihan untuk mengevaluasi performa model pada setiap epoch. Kondisi ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan.

Gambar 4.4 menunjukkan grafik loss model selama proses pelatihan. Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa nilai loss pada data pelatihan

mengalami penurunan yang signifikan seiring bertambahnya jumlah epoch. Penurunan nilai loss ini menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model semakin berkurang selama proses pelatihan berlangsung.



Gambar 4. 4 Grafik Loss Model

Selain itu, nilai loss pada data validasi juga menunjukkan tren penurunan yang relatif stabil, meskipun terdapat sedikit fluktuasi pada beberapa epoch. Perbedaan antara kurva training dan validation tidak terlalu signifikan, sehingga dapat disimpulkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang berarti.

Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan citra kelapa ke dalam tiga kategori yang telah ditentukan, yaitu setengah matang, matang, dan rusak.

4.2 Evaluasi Model

4.2.1 Hasil Pengujian Model

Setelah proses pelatihan model selesai, tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian model menggunakan data uji (test set). Data uji merupakan data yang benar-benar belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan maupun validasi. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra kelapa yang belum pernah digunakan pada proses pelatihan maupun validasi, sehingga hasil

yang diperoleh dapat mencerminkan kemampuan generalisasi model secara objektif.

Dataset uji yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 450 citra kelapa yang terdiri dari tiga kelas, yaitu kelapa setengah tua (immature), kelapa tua (mature), dan kelapa rusak (reject). Data uji ini diperoleh dari pembagian dataset sebelumnya dengan proporsi 15% dari total data.

Proses pengujian dilakukan dengan memasukkan data uji ke dalam model yang telah dilatih, kemudian model akan menghasilkan prediksi kelas untuk setiap citra. Hasil prediksi tersebut dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung performa model.

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 memperoleh nilai akurasi sebesar 96% dan nilai loss sebesar 0,1098 pada data uji.

Hasil evaluasi model pada data uji disajikan pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4. 2 Hasil Evaluasi Model pada Data Uji

Metrik Evaluasi	Nilai
Test Accuracy	96%
Test Loss	0,1098

Berdasarkan hasil pada Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan citra kelapa. Nilai akurasi yang mencapai 96% menunjukkan bahwa sebagian besar citra pada data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

Selain itu, nilai loss yang relatif rendah menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model berada pada level yang kecil. Hal ini menandakan

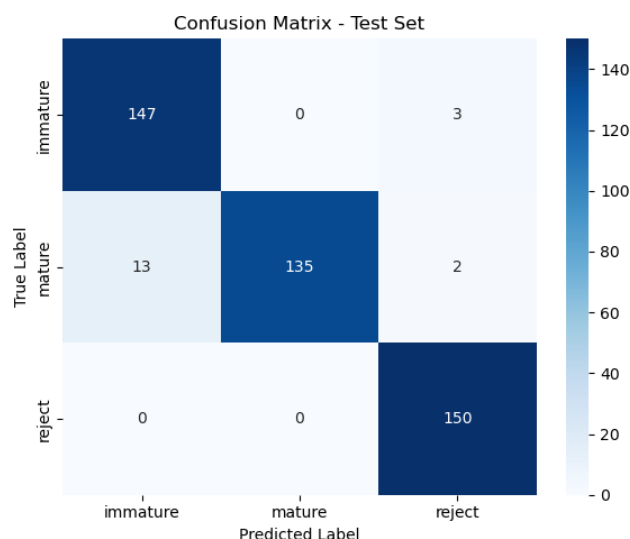
bahwa model telah mampu mempelajari pola visual citra kelapa dengan baik dan menghasilkan prediksi yang konsisten.

Perbandingan antara performa pada data pelatihan, validasi, dan data uji yang relatif seimbang menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan. Dengan demikian, model yang dihasilkan dapat dikatakan memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan layak untuk digunakan dalam proses klasifikasi kualitas kelapa pada data baru.

4.2.2 Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan setiap kelas secara lebih rinci. Melalui confusion matrix, dapat diketahui jumlah prediksi yang benar maupun salah pada masing-masing kelas, sehingga memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai performa model.

Gambar 4.5 menunjukkan confusion matrix hasil pengujian model pada data uji.



Gambar 4. 5 Confusion Matrix Hasil Pengujian Model

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar pada setiap kelas. Pada kelas setengah tua (immature), terdapat 147 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 3 data salah diklasifikasikan sebagai kelas rusak (reject). Pada kelas tua (mature), model berhasil mengklasifikasikan 135 data dengan benar, namun terdapat 13 data yang salah diklasifikasikan sebagai kelas setengah tua (immature) dan 2 data sebagai kelas rusak (reject). Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan antara kelas setengah tua dan kelas tua karena memiliki karakteristik visual yang cukup mirip.

Sementara itu, pada kelas rusak (reject), model menunjukkan performa yang sangat baik dengan mengklasifikasikan seluruh 150 data secara benar tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Hal ini mengindikasikan bahwa ciri-ciri visual pada kelapa rusak lebih mudah dikenali oleh model dibandingkan dengan kelas lainnya. Secara keseluruhan, confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan mampu membedakan setiap kelas dengan baik, meskipun masih terdapat sedikit kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan karakteristik visual.

4.2.3 Perhitungan Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score

Selain menggunakan confusion matrix, evaluasi kinerja model juga dilakukan dengan menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score. Ketiga metrik ini digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih detail mengenai performa model dalam mengklasifikasikan setiap kelas.

Precision menunjukkan tingkat ketepatan model dalam melakukan prediksi pada suatu kelas, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi benar terhadap

seluruh prediksi pada kelas tersebut. Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar pada suatu kelas. Sedangkan F1-score merupakan nilai rata-rata harmonis antara precision dan recall yang digunakan untuk menyeimbangkan kedua metrik tersebut.

Hasil perhitungan precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas disajikan pada Tabel 4.3 berikut.

Tabel 4. 3 Hasil perhitungan precision, recall, dan F1-score

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Immature	0.92	0.98	0.95
Mature	1.00	0.90	0.95
Reject	0.97	1.00	0.98
Macro Average	0.96	0.96	0.96
Weighted Average	0.96	0.96	0.96

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa model memiliki performa yang sangat baik pada setiap kelas. Pada kelas setengah tua (immature), nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada kelas tersebut dengan baik, meskipun nilai precision sedikit lebih rendah yang mengindikasikan adanya beberapa kesalahan prediksi.

Pada kelas tua (mature), nilai precision mencapai 1,00 yang menunjukkan bahwa seluruh prediksi pada kelas ini benar, namun nilai recall yang sedikit lebih rendah menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa data yang tidak berhasil dikenali sebagai kelas tua.

Sementara itu, pada kelas rusak (reject), model menunjukkan performa terbaik dengan nilai recall sebesar 1,00 dan F1-score tertinggi dibandingkan kelas lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat baik dalam mengenali karakteristik kelapa rusak.

Secara keseluruhan, nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik dan mampu mengklasifikasikan citra kelapa dengan tingkat akurasi yang tinggi serta kesalahan yang relatif rendah.

4.2.4 Analisis Kinerja Model

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan melalui confusion matrix serta perhitungan precision, recall, dan F1-score, dapat dianalisis bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan citra kelapa ke dalam tiga kelas, yaitu setengah tua (immature), tua (mature), dan rusak (reject).

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kelas rusak (reject) memiliki tingkat akurasi paling tinggi dengan seluruh data berhasil diprediksi secara tepat. Hal ini menunjukkan bahwa karakteristik visual pada kelapa rusak lebih mudah dikenali oleh model dibandingkan kelas lainnya.

Pada kelas setengah tua (immature), model juga menunjukkan performa yang baik dengan tingkat recall yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar data pada kelas tersebut berhasil dikenali oleh model, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi.

Sementara itu, pada kelas tua (mature), model menunjukkan tingkat precision yang sangat tinggi, namun nilai recall yang sedikit lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi seluruh data pada kelas tua secara sempurna.

Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya terjadi antara kelas setengah tua (immature) dan kelas tua (mature). Hal ini disebabkan oleh adanya kemiripan

karakteristik visual antara kedua kelas tersebut, seperti warna dan tekstur permukaan kelapa yang relatif serupa.

Jika dibandingkan antara hasil pelatihan dan hasil pengujian, performa model menunjukkan kestabilan yang baik. Perbedaan nilai akurasi antara data pelatihan, validasi, dan pengujian tidak terlalu signifikan, sehingga dapat disimpulkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang berarti.

Secara keseluruhan, model yang dibangun memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan mampu mengklasifikasikan citra kelapa dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan demikian, model ini dapat digunakan sebagai dasar dalam pengembangan sistem klasifikasi kualitas kelapa berbasis citra.

4.3. Implementasi Aplikasi Android

Pada tahap implementasi, model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dilatih diterapkan ke dalam aplikasi berbasis Android agar dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Aplikasi dikembangkan menggunakan framework Flutter dan memanfaatkan TensorFlow Lite untuk menjalankan model klasifikasi pada perangkat mobile.

Aplikasi yang dibangun memiliki beberapa fitur utama, seperti splash screen, onboarding screen, halaman utama, fitur pengambilan gambar melalui kamera maupun galeri, serta tampilan hasil klasifikasi kualitas kelapa. Model CNN MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya digunakan untuk mengklasifikasikan citra kelapa ke dalam kategori immature, mature, dan reject.

Pada bagian ini akan dibahas implementasi tampilan aplikasi, integrasi model CNN ke dalam sistem Android, serta proses klasifikasi citra pada aplikasi yang telah dikembangkan.

4.3.1 Integrasi Model CNN ke Aplikasi Android

Pada tahap implementasi aplikasi Android, model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah melalui proses pelatihan kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile agar dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Integrasi dilakukan menggunakan TensorFlow Lite sehingga model dapat dijalankan pada perangkat Android dengan performa yang lebih ringan dan efisien. Proses integrasi ini meliputi tahapan konversi model, penerapan framework Flutter, hingga implementasi model ke dalam aplikasi Android.



Gambar 4. 6 Alur Integrasi Model CNN ke Aplikasi Android

Berdasarkan Gambar 4.6, proses integrasi dimulai dari model hasil pelatihan dengan format .h5 yang kemudian dikonversi menggunakan TensorFlow Lite Converter menjadi format .tflite. Proses konversi dilakukan agar model dapat digunakan pada perangkat mobile dengan penggunaan sumber daya yang lebih optimal.

Setelah model berhasil dikonversi, file model TensorFlow Lite diintegrasikan ke dalam aplikasi yang dibangun menggunakan framework Flutter. Selanjutnya, aplikasi Android dapat menjalankan model CNN untuk melakukan proses klasifikasi citra kelapa secara otomatis berdasarkan gambar yang diperoleh dari kamera maupun galeri pengguna. Dengan adanya integrasi ini, sistem dapat melakukan prediksi kualitas kelapa secara real-time pada perangkat Android.

4.3.2 Fitur dan Tampilan Aplikasi

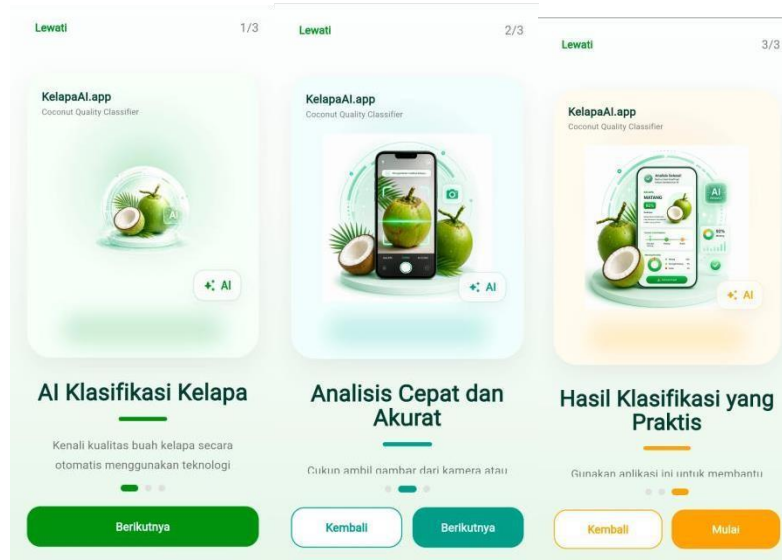
Implementasi fitur dan tampilan aplikasi dilakukan untuk membangun antarmuka sistem yang dapat digunakan pengguna pada perangkat Android. Aplikasi dirancang dengan tampilan sederhana dan modern agar memudahkan pengguna dalam melakukan proses klasifikasi kualitas kelapa menggunakan teknologi Convolutional Neural Network (CNN).

Fitur utama pada aplikasi meliputi onboarding screen, halaman utama, fitur kamera dan galeri, serta proses klasifikasi citra kelapa secara otomatis. Pada bagian ini akan dibahas tampilan aplikasi serta fungsi dari setiap fitur yang telah diimplementasikan.

1. Tampilan Splash Screen dan Onboarding

Implementasi tampilan splash screen dan onboarding dilakukan sebagai bagian dari antarmuka awal aplikasi sebelum pengguna masuk ke halaman utama sistem. Tampilan ini dirancang untuk memberikan pengenalan mengenai fungsi aplikasi, cara penggunaan, serta tujuan utama dari sistem klasifikasi kualitas kelapa berbasis Android. Selain itu, desain antarmuka dibuat dengan tampilan modern dan sederhana agar pengguna lebih mudah memahami alur penggunaan aplikasi.

Pada tahap onboarding, aplikasi menampilkan tiga halaman pengenalan yang berisi informasi mengenai klasifikasi kualitas kelapa, proses analisis citra, serta hasil klasifikasi yang dapat diperoleh pengguna. Setiap halaman dilengkapi dengan ilustrasi, deskripsi singkat, indikator halaman, serta tombol navigasi untuk berpindah ke halaman berikutnya.



Gambar 4. 7 Tampilan Slash Screen dan Onboarding

Berdasarkan Gambar 4.7, halaman pertama menampilkan informasi mengenai fungsi utama aplikasi dalam melakukan klasifikasi kualitas kelapa menggunakan teknologi kecerdasan buatan. Halaman kedua menjelaskan proses analisis citra yang dilakukan secara otomatis melalui kamera maupun galeri pengguna. Selanjutnya, halaman ketiga menampilkan informasi mengenai hasil klasifikasi yang dapat membantu pengguna membedakan kualitas kelapa berdasarkan kategori yang tersedia.

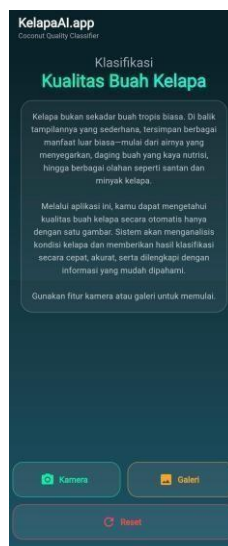
Selain berfungsi sebagai media pengenalan aplikasi, tampilan onboarding juga dirancang untuk meningkatkan pengalaman pengguna melalui desain antarmuka yang interaktif dan mudah digunakan. Setelah pengguna menyelesaikan proses onboarding, aplikasi akan mengarahkan pengguna menuju halaman utama untuk melakukan proses klasifikasi citra kelapa.

2. Implementasi Halaman Utama dan Proses Klasifikasi

Halaman utama merupakan tampilan inti dari aplikasi klasifikasi kualitas buah kelapa berbasis Android. Pada halaman ini, pengguna dapat melakukan

proses klasifikasi citra kelapa melalui fitur kamera maupun galeri yang telah disediakan. Selain itu, halaman utama juga menampilkan informasi singkat mengenai fungsi aplikasi dan cara penggunaan sistem agar pengguna lebih mudah memahami proses klasifikasi yang dilakukan.

Tampilan halaman utama dirancang menggunakan antarmuka yang sederhana dan modern dengan kombinasi warna yang menyesuaikan tema aplikasi. Implementasi halaman ini bertujuan untuk memberikan kemudahan bagi pengguna dalam melakukan proses identifikasi kualitas kelapa secara praktis dan real-time.



Gambar 4. 8 Tampilan Halaman Utama dan Proses Klasifikasi

Berdasarkan Gambar 4.8, halaman utama aplikasi terdiri dari beberapa bagian dan fitur utama sebagai berikut.

a. Judul dan Identitas Aplikasi

Pada bagian atas aplikasi ditampilkan nama aplikasi yaitu KelapaAI.app beserta deskripsi singkat Coconut Quality Classifier.

Bagian ini berfungsi sebagai identitas aplikasi klasifikasi kualitas kelapa berbasis Android.

b. Informasi dan Deskripsi Aplikasi

Bagian tengah aplikasi menampilkan informasi mengenai manfaat buah kelapa serta penjelasan fungsi aplikasi. Informasi ini bertujuan untuk memberikan pemahaman kepada pengguna mengenai proses klasifikasi kualitas kelapa yang dilakukan secara otomatis menggunakan teknologi kecerdasan buatan.

c. Fitur Kamera

Tombol kamera digunakan untuk mengambil gambar kelapa secara langsung menggunakan kamera perangkat Android. Setelah gambar diambil, sistem akan memproses citra tersebut untuk dilakukan klasifikasi menggunakan model CNN MobileNetV2 yang telah diintegrasikan ke dalam aplikasi.

d. Fitur Galeri

Tombol galeri digunakan untuk memilih gambar kelapa yang telah tersimpan pada penyimpanan perangkat. Gambar yang dipilih kemudian akan diproses oleh sistem untuk menghasilkan prediksi kualitas kelapa berdasarkan model CNN.

e. Fitur Reset

Tombol reset berfungsi untuk menghapus hasil klasifikasi maupun gambar yang sebelumnya telah diproses. Fitur ini memudahkan pengguna apabila ingin melakukan proses klasifikasi ulang menggunakan citra yang berbeda.

f. Proses Klasifikasi Citra

Setelah pengguna memilih gambar melalui kamera atau galeri, sistem akan melakukan preprocessing citra sebelum gambar dimasukkan ke model CNN MobileNetV2. Selanjutnya, aplikasi akan menghasilkan prediksi kualitas kelapa berdasarkan kategori immature, mature, dan reject yang ditampilkan secara otomatis pada aplikasi.

4.4. Pengujian Sistem

4.4.1 Pengujian Fungsional (Black-Box Testing)

Pengujian fungsional dilakukan untuk mengetahui apakah setiap fitur pada aplikasi klasifikasi kualitas kelapa berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian ini berfokus pada hasil keluaran sistem berdasarkan input yang diberikan oleh pengguna tanpa melihat proses internal program. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh fitur utama aplikasi dapat berjalan dengan baik.

Tabel 4. 4 Pengujian Fungsional (Black-Box Testing)

No	Fitur yang Diuji	Input	Hasil yang Diharapkan	Status
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1	Tampilan onboarding screen	Aplikasi dijalankan pertama kali	Tampil halaman onboarding 1, 2, dan 3 sebelum masuk ke halaman utama	Berhasil
2	Tombol Lewati	Tombol Lewati ditekan	Pengguna langsung diarahkan ke halaman utama	Berhasil
3	Tombol Berikutnya	Tombol Berikutnya ditekan pada onboarding	Halaman berpindah ke slide onboarding berikutnya	Berhasil
4	Tombol Kembali	Tombol Kembali ditekan pada onboarding	Halaman kembali ke slide sebelumnya	Berhasil

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
5	Tombol Mulai	Tombol Mulai ditekan pada onboarding terakhir	Pengguna diarahkan ke halaman utama aplikasi	Berhasil
6	Tampilan halaman utama	Aplikasi masuk ke home page	Tampil judul aplikasi, deskripsi, tombol kamera, tombol galeri, dan tombol reset	Berhasil
7	Tombol Kamera	Tombol Kamera ditekan	Aplikasi membuka kamera perangkat dan menampilkan gambar hasil tangkapan	Berhasil
8	Tombol Galeri	Tombol Galeri ditekan	Aplikasi membuka galeri perangkat untuk memilih gambar	Berhasil
9	Proses klasifikasi gambar	Gambar dipilih dari kamera atau galeri	Sistem melakukan klasifikasi dan menampilkan hasil prediksi kualitas kelapa	Berhasil
10	Tampilan hasil klasifikasi	Proses prediksi selesai	Sistem menampilkan label hasil, persentase akurasi, dan deskripsi hasil klasifikasi	Berhasil
11	Tombol Reset	Tombol Reser ditekan	Gambar dan hasil klasifikasi sebelumnya dihapus, lalu aplikasi kembali ke kondisi awal	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.4 di atas, seluruh fitur utama aplikasi telah berjalan sesuai dengan fungsi yang dirancang. Onboarding screen berhasil menampilkan tiga halaman pengenalan aplikasi sebelum pengguna masuk ke halaman utama. Tombol navigasi seperti Lewati, Berikutnya, Kembali, dan Mulai juga berfungsi dengan baik sesuai alur yang telah ditetapkan.

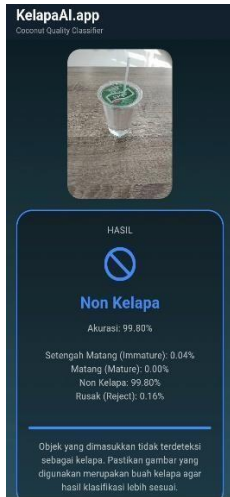
Pada halaman utama, fitur kamera dan galeri berhasil digunakan untuk mengambil serta memilih gambar kelapa. Selanjutnya, sistem dapat memproses citra yang dimasukkan dan menampilkan hasil klasifikasi sesuai kategori yang tersedia. Tombol reset juga berfungsi dengan baik untuk menghapus hasil sebelumnya sehingga pengguna dapat melakukan pengujian ulang dengan gambar yang berbeda.

4.4.2 Pengujian Akurasi Model Menggunakan Data Uji

Pengujian akurasi model menggunakan data uji dilakukan untuk mengetahui sejauh mana model yang telah dilatih mampu mengenali citra baru yang belum digunakan pada proses pelatihan. Pada tahap ini, beberapa citra kelapa dari masing-masing kelas dimasukkan ke dalam aplikasi untuk melihat kesesuaian antara hasil prediksi model dengan label sebenarnya. Hasil pengujian ini disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Model Menggunakan Data Uji

No	Kelas Kelapa	Gambar Citra	Hasil Prediksi	Status
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1	Immature (Kelapa Setengah Matang)		Immature (Kelapa Setengah Matang)	Prediksi Sesuai
2	Mature (Kelapa Matang)		Mature (Kelapa Matang)	Prediksi Sesuai

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
3	Reject (Kelapa Rusak)		Reject (Kelapa Rusak)	Prediksi Sesuai
4	Non Kelapa		Non Kelapa	Sesuai Prediksi

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 4.5 tersebut, model mampu memberikan hasil prediksi yang sesuai terhadap citra uji yang diberikan. Pada citra pertama dengan kelas Immature (Kelapa Setengah Matang), model berhasil mengenali citra tersebut sebagai kelas Immature dengan status prediksi sesuai. Pada citra kedua dengan kelas Mature (Kelapa Matang), model juga mampu menghasilkan prediksi yang tepat sesuai dengan kelas sebenarnya.

Selanjutnya, pada citra ketiga dengan kelas Reject (Kelapa Rusak), model kembali menunjukkan hasil yang sesuai dengan label asli. Selain itu, pada citra

keempat yang merupakan Non Kelapa, model dapat mengenali citra tersebut sebagai non kelapa sehingga hasil prediksi juga dinyatakan sesuai. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan objek kelapa dan non kelapa berdasarkan karakteristik visual citra yang diberikan. Secara keseluruhan, hasil pengujian ini menunjukkan bahwa model CNN MobileNetV2 yang diimplementasikan pada aplikasi mampu melakukan klasifikasi citra dengan baik sesuai kelas yang ditentukan. Dengan demikian, model dapat digunakan sebagai dasar dalam proses deteksi kualitas kelapa pada aplikasi Android yang dikembangkan.

3

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai aplikasi klasifikasi kualitas kelapa lokal menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi kualitas kelapa lokal berserabut menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 yang mampu mengelompokkan kelapa ke dalam tiga kelas, yaitu setengah tua (Immature), tua (Mature), dan rusak (Reject) berdasarkan karakteristik visual berupa warna, tekstur, dan kondisi permukaan kelapa.

2. Model MobileNetV2 yang dikembangkan telah dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix, sehingga dapat digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan klasifikasi kualitas kelapa secara otomatis. Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, model menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali pola visual pada masing-masing kelas kelapa.

3. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model CNN MobileNetV2 ke dalam sebuah aplikasi berbasis Android yang mampu melakukan proses klasifikasi kualitas kelapa lokal secara otomatis melalui citra digital, sehingga dapat membantu proses sortasi kelapa menjadi lebih cepat, konsisten, dan mengurangi subjektivitas penilaian secara manual.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan sebagai pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan objek kelapa dengan kondisi yang lebih beragam, tidak hanya terbatas pada kelapa berserabut (semi-husked coconut), tetapi juga kelapa tanpa serabut atau jenis kelapa lainnya sehingga model memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih luas.

91

2. Penelitian berikutnya dapat membandingkan performa MobileNetV2 dengan arsitektur deep learning lainnya seperti EfficientNet, MobileNetV3, ResNet, DenseNet, maupun Vision Transformer (ViT) untuk memperoleh model dengan performa yang lebih optimal.
3. Jumlah dataset dapat diperbanyak dengan variasi lokasi pengambilan gambar, jenis kamera, latar belakang, serta kondisi pencahayaan yang lebih beragam agar kemampuan generalisasi model semakin baik pada kondisi nyata di lapangan.
4. Pengujian aplikasi dapat dilakukan secara langsung pada lingkungan perkebunan, tempat pengepul, maupun industri pengolahan kelapa dengan berbagai kondisi pencahayaan dan lingkungan yang berbeda sehingga dapat diketahui tingkat keandalan sistem pada penggunaan sebenarnya.
5. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan parameter selain citra visual, seperti ukuran buah, berat, kandungan air, atau ketebalan daging kelapa, sehingga proses klasifikasi kualitas dapat dilakukan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.
6. Pengembangan aplikasi tidak hanya terbatas pada platform Android, tetapi juga dapat dikembangkan dalam bentuk aplikasi web, iOS, maupun sistem berbasis Internet of Things (IoT) agar dapat digunakan pada berbagai perangkat dan kebutuhan industri.
7. Penelitian berikutnya dapat mengembangkan sistem klasifikasi secara real-time dengan integrasi kamera dan sistem sortasi otomatis sehingga dapat dimanfaatkan dalam proses pemilahan kelapa secara cepat pada skala industri maupun UMKM.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Farooq *et al.*, “Klasifikasi Buah Kelapa Berdasarkan Warna Kulit untuk Mengidentifikasi Ketebalan Daging pada Berbagai Tingkat Kematangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST),” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 12, no. 4, p. hal 747-758, 2025.
- [2] E. A. N. Munfaati and A. Witanti, “Klasifikasi Buah dan Sayuran Segar atau Busuk Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 1, p. hal 27-38, 2024.
- [3] M. Rahman, Asriyani, and A. Pambudi, “Identifikasi Citra Daun Selada dalam Menentukan Kualitas Tanaman Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *JITET (Jurnal Inform. dan Tek. Elektro Ter.)*, vol. 11, no. 3, p. hal 851-858, 2023.
- [4] G. T. Yehulu *et al.*, “Mango fruit disease detection and classification using MobileNetV3 _ large model,” *Sci. African*, vol. 30, no. e03061, p. hal 1-10, 2025, doi: 10.1016/j.sciaf.2025.e03061.
- [5] A. M. Nugroho, H. Mustafidah, M. A. Fitriani, and Supriyono, “Perbandingan MobileNetV2, DenseNet121, InceptionV3, dan Xception pada Klasifikasi Citra Panel Surya Bersih dan Berdebu,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 12, no. 4, p. hal 433-442, 2025, doi: 10.30865/jurikom.v12i4.8688.
- [6] S. Rahman *et al.*, “MangoClassify-12 : A high-resolution image dataset of twelve indigenous Bangladeshi mango cultivars,” *Data Br.*, vol. 62, no. 112037, p. Hal 1-8, 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.112037.
- [7] R. O. Mensah, M. Appiah, K. Owusu-agyemang, L. Amoako-banning, K. Takyi, and P. Appiahene, “MeatScan : An image dataset for machine learning-based classification of fresh and spoiled cow meat,” *Data Br.*, vol. 62, no. 112045, p. Hal 1-10, 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.112045.
- [8] T. Khatun, A. Razzak, S. Islam, and M. S. Uddin, “An extensive real-world in field tomato image dataset involving maturity classification and recognition of fresh and defect tomatoes,” *Data Br.*, vol. 51, no. 109688, p. Hal 1-11, 2023, doi: 10.1016/j.dib.2023.109688.
- [9] S. Duhan, P. Gulia, N. Singh, and E. Narwal, “RTR _ Lite _ MobileNetV2 : A lightweight and efficient model for plant disease detection and classification,” *Curr. Plant Biol.*, vol. 42, no. 100459, p. Hal 1-13, 2025, doi: 10.1016/j.cpb.2025.100459.
- [10] G. Batchuluun, S. H. Nam, and K. R. Park, “Deep learning-based plant classification and crop disease classification by thermal camera,” *J. King Saud Univ. - Comput. Inf.*

- Sci.*, vol. 34, no. 10, pp. 10474–10486, 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2022.11.003.
- [11] D. Kobiela, J. Groth, M. Hajdasz, and M. Erezman, “Vehicle type recognition: a case study of MobileNetV2 for an image Vehicle type recognition: a case study of MobileNetV2 for an image classification task,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 246, pp. 3947–3956, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.09.169.
 - [12] S. Sultana, A. Moon, S. M. N. Nobel, M. Kabir, and M. F. Mridha, “XAI-FruitNet : An explainable deep model for accurate fruit classification,” *J. Agric. Food Res.*, vol. 18, no. October, pp. 1–13, 2024.
 - [13] D. Tian, C. Zhou, Y. Wang, R. Zhang, and Y. Yao, “NB-TCM-CHM : Image dataset of the Chinese herbal medicine fruits and its application in classification through deep learning,” *Data Br.*, vol. 54, pp. 1–11, 2024, doi: 10.1016/j.dib.2024.110405.
 - [14] S. Sukkasem, W. Jitsakul, and P. Meesad, “Multi-modal expert system for automated durian ripeness classification using deep learning,” *Intell. Syst. with Appl.*, vol. 27, no. June, pp. 1–11, 2025, doi: 10.1016/j.iswa.2025.200563.
 - [15] D. S. Guru and N. Saritha, “Banana bunch image and video dataset for variety classification and grading,” *Data Br.*, vol. 60, pp. 1–9, 2025, doi: 10.1016/j.dib.2025.111478.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Dokumentasi



Gambar Lampiran 1 . Menjelaskan dokumentasi pengambilan dataset kelapa Immature.

Lampiran 2 Dokumentasi



Gambar Lampiran 2 . Menjelaskan dokumentasi pengambilan dataset kelapa Maturre.

Lampiran 3 Dokumentasi



Gambar Lampiran 3 . Menjelaskan dokumentasi pengambilan dataset kelapa Reject

