

CEK TURNITIN

SKRIPSI SITI NURSEHATI SI

 SATSET DIGITAL 1

Document Details

Submission ID

trn:oid:::3618:150982081

Submission Date

Sep 8, 2026, 3:19 PM GMT+7

Download Date

Sep 8, 2026, 3:32 PM GMT+7

File Name

SKRIPSI SITI NURSEHATI SI.pdf

File Size

2.3 MB

73 Pages

12,264 Words

86,362 Characters

45% Overall Similarity

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

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

- 36%  Internet sources
- 19%  Publications
- 36%  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

- 36% Internet sources
- 19% Publications
- 36% 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	9%
2	Internet	jurnal.univrab.ac.id	2%
3	Internet	digilib.ulm.ac.id	1%
4	Internet	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id	<1%
5	Internet	jurnal.polibatam.ac.id	<1%
6	Internet	journalcenter.org	<1%
7	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-08-21	<1%
8	Internet	repository.upnjatim.ac.id	<1%
9	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-29	<1%
10	Internet	repository.uin-suska.ac.id	<1%
11	Student papers	Sriwijaya University on 2022-08-26	<1%

12	Internet	eprints.umsb.ac.id	<1%
13	Internet	jurnal.umb.ac.id	<1%
14	Internet	proceeding.unpkediri.ac.id	<1%
15	Internet	repository.syekhnurjati.ac.id	<1%
16	Internet	kc.umh.ac.id	<1%
17	Internet	semnas.iti.ac.id	<1%
18	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-23	<1%
19	Internet	repository.unja.ac.id	<1%
20	Publication	Syahril Ramadhan Salman Noor, Jumadil Nangi, Bambang Pramono, Muhammad ...	<1%
21	Internet	repositori.uma.ac.id	<1%
22	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-19	<1%
23	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-22	<1%
24	Student papers	Telkom University on 2026-01-13	<1%
25	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-20	<1%

26	Internet	ejournal.stmik-time.ac.id	<1%
27	Publication	Jonathan Alonso Glenn, Supatman -. "SISTEM INFORMASI HARGA KOST BERBASIS ...	<1%
28	Internet	jurnal.untan.ac.id	<1%
29	Internet	repository.unismabekasi.ac.id	<1%
30	Internet	www.ejournal.itn.ac.id	<1%
31	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-29	<1%
32	Internet	digilib.unila.ac.id	<1%
33	Student papers	Universitas Jember on 2026-04-06	<1%
34	Internet	text-id.123dok.com	<1%
35	Student papers	Universitas Pancasila on 2026-09-02	<1%
36	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-04-30	<1%
37	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-26	<1%
38	Student papers	Universitas Muhammadiyah Palembang on 2026-04-26	<1%
39	Internet	ejurnal.methodist.ac.id	<1%

40	Internet	repository.president.ac.id	<1%
41	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2026-05-18	<1%
42	Internet	repositori.unibos.ac.id	<1%
43	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-08-18	<1%
44	Publication	Ngakan Gde Satria Abirama, Ketut Agus Seputra, I Nyoman Saputra Wahyu Wijay...	<1%
45	Student papers	Erciyes Āniversitesi on 2026-07-09	<1%
46	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-20	<1%
47	Internet	ijtech.eng.ui.ac.id	<1%
48	Internet	sistemasi.ftik.unisi.ac.id	<1%
49	Student papers	LL DIKTI IX Turnitin Consortium Part III on 2026-07-21	<1%
50	Student papers	UNIVERSITAS BUDI LUHUR on 2026-08-04	<1%
51	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-04-02	<1%
52	Student papers	Universitas Khairun on 2026-07-21	<1%
53	Student papers	Universitas Pendidikan Muhammadiyah Sorong on 2026-07-11	<1%

54	Internet	journal.ilmudata.co.id	<1%
55	Internet	journal.trunojoyo.ac.id	<1%
56	Internet	repository.unhas.ac.id	<1%
57	Student papers	UM Surabaya on 2026-07-21	<1%
58	Student papers	Universitas Sebelas Maret on 2026-06-15	<1%
59	Internet	journal.eng.unila.ac.id	<1%
60	Internet	journal.umg.ac.id	<1%
61	Internet	jurnal.polbeng.ac.id	<1%
62	Internet	repository.pnj.ac.id	<1%
63	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-10	<1%
64	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
65	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-29	<1%
66	Internet	jrp.b.unram.ac.id	<1%
67	Internet	repository.ubharajaya.ac.id	<1%

68	Internet	lab.tik.pnj.ac.id	<1%
69	Internet	repository.umsu.ac.id	<1%
70	Student papers	Telkom University on 2026-05-27	<1%
71	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-18	<1%
72	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
73	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-29	<1%
74	Publication	Bagoes Maulana Alfaruq, Danang Erwanto, Iska Yanuartanti. "Klasifikasi Kemata...	<1%
75	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-08-11	<1%
76	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-23	<1%
77	Internet	jurnal.dharmawangsa.ac.id	<1%
78	Internet	repository.unika.ac.id	<1%
79	Publication	Edo Ranov Anjasmara, Farniwati Fattah, Andi Widya Mufila Gaffar. "Implementasi...	<1%
80	Student papers	UIN Sultan Syarif Kasim Riau on 2023-12-04	<1%
81	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-29	<1%

82	Internet	repo.darmajaya.ac.id	<1%
83	Internet	repository.bakrie.ac.id	<1%
84	Internet	www.mdpi.com	<1%
85	Publication	Citha Nastitie, Irma Handayani2. "PERBANDINGAN METODE MOBILENETV2 DAN E...	<1%
86	Student papers	Universitas Jember on 2022-08-11	<1%
87	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-07-25	<1%
88	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
89	Internet	ejournal.unisi.ac.id	<1%
90	Internet	rama.uniku.ac.id	<1%
91	Internet	www.researchgate.net	<1%
92	Student papers	Institut Pertanian Bogor on 2026-08-27	<1%
93	Student papers	Universitas Khairun on 2026-05-19	<1%
94	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-04	<1%
95	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-31	<1%

96	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-17	<1%
97	Publication	Uswatun Hasanah, Erni Rouza, Almaida Almaida, Hana Nafisyah, Saddam Osama,...	<1%
98	Internet	arxiv.org	<1%
99	Internet	docobook.com	<1%
100	Internet	online.jmst.info	<1%
101	Internet	repository.stikespantiwaluya.ac.id	<1%
102	Student papers	Perpustakaan on 2025-08-04	<1%
103	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-06	<1%
104	Student papers	Universitas Brawijaya on 2016-04-20	<1%
105	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-12-04	<1%
106	Student papers	Universitas Pancasila on 2026-03-02	<1%
107	Internet	eprints.untirta.ac.id	<1%
108	Internet	etd.uinsyahada.ac.id	<1%
109	Internet	litapdimas.kemenag.go.id	<1%

110	Publication	Dahniar Dahniar, Edi Mikrianto. "Sustainability Kinerja Perusahaan Kelapa Sawit ..."	<1%
111	Student papers	IAIN Padangsidempuan on 2026-09-03	<1%
112	Student papers	Mount Saint Dominic Academy on 2024-12-04	<1%
113	Student papers	Politeknik Negeri Jember on 2018-07-11	<1%
114	Publication	Robi Aziz Zuama, Arina Selawati. "Analisis Perbandingan Algoritma Artificial Neur..."	<1%
115	Publication	Tiara Adinda Puspita, Adellia Febriyanti, Ardhana Aryaldi Rahmadani, Dicky Apdill...	<1%
116	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-25	<1%
117	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-05-11	<1%
118	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-23	<1%
119	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
120	Internet	ejournal.unama.ac.id	<1%
121	Internet	gadgetren.com	<1%
122	Internet	jurnal.stmikroyal.ac.id	<1%
123	Internet	repository.ub.ac.id	<1%

124	Internet	repository.ulb.ac.id	<1%
125	Student papers	East Union High School on 2026-07-02	<1%
126	Student papers	Forum Perpustakaan Perguruan Tinggi Indonesia Jawa Timur II on 2025-08-20	<1%
127	Student papers	Forum Perpustakaan Perguruan Tinggi Indonesia Jawa Timur on 2025-07-08	<1%
128	Publication	Patricia Gertrudis Manek, Budiman Baso, Biandina Meidyani. "Identifikasi Tingka...	<1%
129	Student papers	Politeknik Negeri Jember on 2018-05-23	<1%
130	Student papers	Sriwijaya University on 2025-11-24	<1%
131	Publication	Syahrul Hakim, Hindayati Mustafidah. "Sistem Informasi Geografis Kantor Dinas ...	<1%
132	Student papers	Syiah Kuala University on 2021-09-11	<1%
133	Student papers	Telkom University on 2026-06-17	<1%
134	Student papers	UIN Sultan Syarif Kasim Riau on 2021-07-17	<1%
135	Student papers	UM Surabaya on 2026-07-21	<1%
136	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-04	<1%
137	Student papers	Universitas Brawijaya on 2023-09-01	<1%

138	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-24	<1%
139	Student papers	Universitas Kristen Duta Wacana on 2026-05-07	<1%
140	Student papers	Universitas Muhammadiyah Makassar on 2026-06-07	<1%
141	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-07-28	<1%
142	Internet	conference.usm.ac.id	<1%
143	Internet	ejournal.undiksha.ac.id	<1%
144	Internet	ejournal2.unud.ac.id	<1%
145	Internet	eprints.ums.ac.id	<1%
146	Internet	jer.or.id	<1%
147	Internet	journals.telkomuniversity.ac.id	<1%
148	Internet	repositori.uin-alaudidin.ac.id	<1%
149	Internet	repository.ar-raniry.ac.id	<1%
150	Internet	repository.itpln.ac.id	<1%
151	Internet	repository.lib.pcr.ac.id	<1%

152	Internet	repository.usd.ac.id	<1%
153	Student papers	East Union High School on 2026-06-30	<1%
154	Publication	Efraim William Solang, I Made Agus Dwi Suarjaya, I Putu Agus Eka Pratama. "SMA...	<1%
155	Student papers	Forum Komunikasi Perpustakaan Perguruan Tinggi Kristen Indonesia (FKPPTKI) o...	<1%
156	Publication	Muhammad Rauf Ramadhan, Lidya Wati. "Klasifikasi Ras Kucing Menggunakan Al...	<1%
157	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-10-01	<1%
158	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-11-14	<1%
159	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-12-22	<1%
160	Student papers	Universitas Airlangga-1 on 2025-12-15	<1%
161	Student papers	Universitas Brawijaya on 2021-07-20	<1%
162	Student papers	Universitas Dian Nuswantoro on 2015-06-17	<1%
163	Student papers	Universitas Dian Nuswantoro on 2026-01-09	<1%
164	Student papers	Universitas Gunadarma on 2026-05-28	<1%
165	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-10-31	<1%

166	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-21	<1%
167	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-29	<1%
168	Student papers	University of Portsmouth on 2026-01-16	<1%
169	Internet	lppm.primakara.ac.id	<1%
170	Internet	repository.machung.ac.id	<1%
171	Internet	repository.polibatam.ac.id	<1%
172	Publication	Fadli Pratama, M.Theo Ari Bangsa, Andreo Yudertha. "Klasifikasi Motif Batik Jamb...	<1%
173	Publication	Gema Umara Muhammad, Erna Zuni Astuti. "Implementation of Convolutional N...	<1%
174	Publication	Nicholas Bagus Pamungkas, Agus Suhendar. "Penerapan Metode Convolutional ...	<1%
175	Publication	Nurhayati Nurhayati, Aditya Kusuma. "PERANCANGAN SISTEM DETEKSI KEMATAN...	<1%
176	Student papers	Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung on 2026-07-10	<1%
177	Publication	Shona Chayy Bilqisth, Rohmatulloh Muhamad Ikhsanuddin. "ANALISIS PERBANDI...	<1%
178	Student papers	Telkom University on 2026-01-23	<1%
179	Student papers	UPN Veteran Jakarta on 2026-07-24	<1%

180	Student papers	Universitas Gadjah Mada on 2025-06-17	<1%
181	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-06	<1%
182	Student papers	Universitas Pendidikan Indonesia on 2013-03-22	<1%
183	Student papers	Universitas Pertahanan RI on 2026-06-18	<1%
184	Student papers	Universitas Pertahanan RI on 2026-07-02	<1%
185	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-08-10	<1%
186	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-13	<1%
187	Internet	cdn.juris.id	<1%
188	Internet	ejournal.poltekharber.ac.id	<1%
189	Internet	gudangmakalah.blogspot.com	<1%
190	Internet	id.123dok.com	<1%
191	Internet	jurnalsyntaxadmiration.com	<1%
192	Internet	libraryeproceeding.telkomuniversity.ac.id	<1%
193	Internet	repository.narotama.ac.id	<1%

194	Internet	repository.unbari.ac.id	<1%
195	Publication	Maryogi Yanto, Alda Cendekia Siregar, Asrul Abdullah. "Klasifikasi Penyakit Daun ...	<1%
196	Publication	Muhammad Mauladi, Dedy Hermanto. "Klasifikasi Motif Kain Jumputan Palemba...	<1%
197	Publication	Rahmawati Rahmawati, Nurhikma Arifin, Wawan Firgiawan. "Perbandingan SVM ...	<1%
198	Student papers	Telkom University on 2026-04-27	<1%
199	Student papers	Universitas Brawijaya on 2019-05-14	<1%
200	Student papers	Universitas Brawijaya on 2019-07-05	<1%
201	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-10-17	<1%
202	Student papers	East Union High School on 2026-07-02	<1%
203	Publication	Hendry Cipta Husada, Adi Suryaputra Paramita. "Analisis Sentimen Pada Maskap...	<1%
204	Student papers	IAKN Palangka Raya on 2026-06-14	<1%
205	Publication	Muhammad Reza Pahlevi, Imam Tahyudin, Ades Tikaningsih. "AUTOMATED EDIBI...	<1%
206	Publication	Riky Priatna Kurniawan. "Klasifikasi Tanaman Liar yang Bisa Dimakan Mengguna...	<1%
207	Student papers	Sriwijaya University on 2019-12-30	<1%

208	Student papers	Universitas Brawijaya on 2017-07-05	<1%
209	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-07-17	<1%
210	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-08	<1%
211	Student papers	Universitas Khairun on 2026-07-13	<1%
212	Student papers	Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara on 2023-12-12	<1%
213	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-30	<1%
214	Student papers	Universiti Teknologi MARA on 2013-12-26	<1%

28

**KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH KELAPA SAWIT
MENGUNAKAN MOBILENETV2 DAN SUPPORT VEKTOR MACHINE
(SVM)**

SKRIPSI



**DI SUSUN OLEH :
SITI NURSEHATI
403221010065**

1

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

28

KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH KELAPA SAWIT MENGUNAKAN MOBILENETV2 DAN SUPPORT VEKTOR MACHINE (SVM)

83

*Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mendapatkan Gelar Sarjana Sistem Informasi Stratal
(SI) Pada Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Islam Indragiri*

SKRIPSI



**DI SUSUN OLEH :
SITI NURSEHATI
403221010065**

1

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

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini menvatakan 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 di suatu 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.

Tembilahan, 17 Juli 2026

Siti Nursehati

Nim.403221010065

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan inayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Tugas Akhir ini yang berjudul “Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan *MobileNetV2* Dan *Support Vektor Machine (SVM)*”. Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri.

Penulis menyadari bahwa penyusunan Tugas Akhir ini tidak lepas dari dukungan, bimbingan, serta doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. H. Najamuddin, Lc., M.A, selaku Rektor Universitas Islam Indragiri.
2. Bapak Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom, selaku Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer.
3. Bapak Samsudin, S.Kom., M.Kom, selaku dosen pembimbing utama yang telah membimbing dalam penyusunan proposal ini.
4. Ibu Fitri Yunita, S.SI., M.Kom, selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi sekaligus pembimbing pendamping yang memberikan bimbingan dalam penyusunan proposal ini.
5. Seluruh dosen Program Studi Sistem Informasi Universitas Islam Indragiri yang telah membekali penulis dengan ilmu dan wawasan selama masa perkuliahan.
6. Yang tercinta, kedua orang tua dan kakak penulis. Terima kasih atas segala kasih sayang, doa, dan pengorbanan yang tiada pernah berhenti. Terima kasih telah menjadi sumber kekuatan terbesar dalam hidup penulis, yang terus mendorong untuk tidak menyerah, bahkan disaat segala nya terasa berat. Tanpa kehadiran dan cinta tulus kalian, mungkin Langkah ini tak akan pernah sampai sejauh ini. Terima kasih sudah menjadi orang tua dan kakak yang

dapat mengatasi segala rintangan dan situasi kehidupan dunia yang berat ini, sehat dan bahagia selalu bapak mamak dan saudara perempuan satu satu nya, love.

- 111 7. Untuk sepupu sekaligus sahabat baik penulis, Intan Shepira Sandra. Terima Kasih telah menjadi rumah dan tempat pulang ternyaman bagi penulis. Terima kasih untuk doa dan harapan yang selalu diselipkan di setiap doa untuk penulis. Atas telinga yang selalu siap mendengar, atas nasehat dan motivasi yang sering kali datang tepat disaat penulis paling membutuhkannya.
- 29 8. Kepada yang terkasih yang tak kalah penting kehadirannya, Wahyudi Pindra. Yang menjadi salah satu penyemangat karena selalu ada dalam suka maupun duka dan tak henti-hentinya memberikan semangat dan dukungan serta bantuan baik itu tenaga, pikiran, materi maupun moril. Terima kasih telah menjadi bagian dari perjalanan hidup saya, menjadi pendengar yang baik, menghibur, serta senantiasa memberikan cinta dan semangat untuk pantang menyerah. Sukses selalu kedepannya untuk kita berdua, Aamiin.
- 12 9. Kepada Dewi Nawangsari dan Elvi Suciati, terima kasih telah menjadi rumah yang nyaman dan aman untuk pulang diperantauan ini. Di balik kata pedas yang selalu dilontar kan satu sama lain, ada hati malaikat yang selalu siap menyediakan bahu untuk bersandar, dan hadir tanpa syarat dikala suka maupun duka. Terima kasih karena telah menjadi sahabat yang tidak hanya ada saat tawa mengisi hari, tetapi juga saat air mata menemani malam. Kehadiran kalian telah memberi warna, kekuatan, dan semangat tersendiri dalam perjalanan Panjang ini.
- 90 10. Untuk teman baik penulis, Febrina Sari, Jamiya Ranika, Diana Ruvita, dan Nurainah. Penulis ucapkan terima kasih untuk segala sesuatu yang diberikan kepada penulis, dukungan dan kehadiran mereka membuat penulis tidak merasa sendirian diperkuliahan ini.

- 3 11. Terakhir, penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada diri sendiri, Siti Nursehati. Terima kasih karena tidak menyerah dan terus berjuang meskipun badai datang silih berganti. Terima kasih telah percaya bahwa setiap usaha sekecil apapun tetap memiliki arti. Terima kasih karena masih mau melangkah, meski terkadang jalan yang ditempuh seringkali gelap dan penuh ragu. Dibalik lembar demi lembar yang tersusun, tersimpan perjalanan panjang yang penuh rintangan. Tulisan ini bukan hanya hasil kerja keras, tetapi juga bukti bahwa diri ini mampu melewati segala keterbatasan dan luka yang pernah dirasakan. Semoga tulisan sederhana ini menjadi pengingat bahwa dibalik segala keraguan, ternyata ada kekuatan besar yang selama ini tumbuh diam-diam dalam diri.
- 15 Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna, baik dari segi isi maupun penyajiannya. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk perbaikan di masa yang akan datang.
- 42

Tembilahan, Juli 2026

Penulis

1

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL

PERSETUJUAN

PENGESAHAN

PERNYATAAN

KATA PENGANTAR..... i

DAFTAR ISI..... iv

DAFTAR TABEL vii

DAFTAR GAMBAR vii

INTISARI..... ix

ABSTRACT..... x

8

BAB I PENDAHULUAN 1

1.1 Latar Belakang..... 1

1.2 Rumusan Masalah..... 4

1.3 Batasan Masalah 5

1.4 Tujuan Penelitian 5

1.5 Manfaat Penelitian 6

1.6 Sistematika Penulisan 6

BAB II TINJAUAN LITERATUR..... 8

2.1 Kelapa Sawit..... 8

2.2 Pengolahan Citra Digital 9

2.3 Ruang Warna HSV 9

2.4 Convolutional Neural Network (CNN) 10

2.5 Arsitektur <i>MobileNetV2</i>	10
2.6 Arsitektur Support Vector Machine (SVM)	11
2.7 Penelitian Terdahulu.....	11
2.8 Kesimpulan.....	21
BAB III METODE PENELITIAN.....	24
3.1 Jenis Penelitian	24
3.2 Kerangka Penelitian.....	25
3.2.1 Identifikasi Masalah.....	25
3.2.2 Studi Literatur	25
3.2.3 Analisis Pra-Penelitian.....	26
3.2.4 Pengumpulan Data	26
3.2.5 Analisis Data.....	27
3.2.6 Analisis Sistem	29
3.2.7 Perancangan Sistem	30
3.2.8 Implementasi Sistem.....	35
3.2.9 Pengujian Sistem.....	36
3.2.10 Kesimpulan Penelitian	36
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	37
4.1 Proses Pelatihan Model.....	37
4.1.1 PraPemrosesan Citra	37
4.1.2 Arsitektur MobileNetV2	39
4.1.3 Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2	40
4.1.4 Pelatihan Model SVM.....	40

4.1.5 Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model	42
1 4.2 Implementasi Sistem Aplikasi Android.....	45
4.2.1 Integrasi Model ke Android.....	46
4.2.2 Fitur dan Tampilan Aplikasi	46
4.3 Pengujian Sistem	48
4.3.1 Pengujian Fungsional (<i>Black-Box Testing</i>).....	49
4.3.2 Pengujian Prediksi Model Menggunakan Data Uji.....	50
40 BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	53
5.1 Kesimpulan.....	53
5.2 Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN.....	59

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	11
Tabel 3. 1 Pembagian Dataset Buah Kelapa Sawit	27
Tabel 3. 2 Spesifikasi Perangkat Keras	29
Tabel 3. 3 Perangkat Lunak (Software) yang Digunakan	30
Tabel 4. 1 Black-Box Testing Aplikasi Klasifikasi Kematangan Kelapa Sawit	49
Tabel 4. 2 Hasil Prediksi Model Pada Data Uji	51

DAFTAR GAMBAR

	Gambar 4. 1 Hasil Pelatihan Dataset pada PraPemrosesan Citra	38
	Gambar 4. 2 Arsitektur MobileNetV2.....	39
52	Gambar 4. 3 Inisialisasi arsitektur MobileNetV2 sebagai model ekstraksi fitur	39
	Gambar 4. 4 Hasil proses ekstraksi fitur citra menggunakan MobileNetV2	40
51	Gambar 4. 5 Arsitektur Support Vector Machine (SVM)	40
	Gambar 4. 6 Pelatihan model SVM menggunakan GridSearchCV dengan metode 5-fold cross-validation	41
116	Gambar 4. 7 Hasil Evaluasi Model Menggunakan Classification Report pada Data Uji.....	42
	Gambar 4. 8 Confusion Matrix	43
	Gambar 4. 9 Garfik Learning Curve.....	45
123	Gambar 4. 10 Tampilan Splash Screen	47
	Gambar 4. 11 Tampilan Halaman Utama.....	47

INTISARI

Buah kelapa sawit merupakan komoditas penting dalam sektor perkebunan Indonesia. Penentuan tingkat kematangan buah yang masih dilakukan secara manual sering kali bersifat subjektif, memerlukan waktu, dan bergantung pada pengalaman pemanen sehingga berpotensi menurunkan kualitas hasil panen. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kematangan buah kelapa sawit berbasis Android menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 6.000 citra buah kelapa sawit yang diklasifikasikan ke dalam tiga kelas, yaitu Mentah, Matang, dan Busuk. Data diproses melalui tahapan preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan *MobileNetV2*, standardisasi fitur menggunakan *StandardScaler*, serta pelatihan model SVM yang dioptimasi menggunakan *GridSearchCV* dengan metode *5-fold cross-validation*. Hasil evaluasi menunjukkan model memperoleh akurasi sebesar 90,33%, dengan precision 91%, recall 90%, dan F1-score 90%. Model kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi Android sehingga pengguna dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit melalui kamera maupun galeri. Berdasarkan hasil tersebut, kombinasi *MobileNetV2* dan SVM mampu memberikan performa yang baik dalam mengklasifikasikan kematangan buah kelapa sawit serta berpotensi menjadi solusi yang lebih cepat, objektif, dan efisien dalam mendukung proses identifikasi kematangan buah.

Kata Kunci: Klasifikasi, Kematangan Buah Kelapa Sawit, *MobileNetV2*, *Support Vector Machine*, Android.

ABSTRACT

Oil palm fruit is an important commodity in the Indonesian plantation sector. Determining the level of fruit ripeness, which is still done manually, is often subjective, time-consuming, and depends on the harvester's experience, potentially reducing the quality of the harvest. Therefore, this study aims to develop an Android-based oil palm fruit ripeness classification system using a Convolutional Neural Network (CNN) with MobileNetV2 architecture as a feature extractor and a Support Vector Machine (SVM) as a classifier. This study used a dataset of 6,000 images of oil palm fruit classified into three classes: Unripe, Ripe, and Rotten. The data was processed through pre-processing stages, feature extraction using MobileNetV2, feature standardization using StandardScaler, and training an optimized SVM model using GridSearchCV with a 5-fold cross-validation method. The evaluation results showed that the model achieved an accuracy of 90.33%, with a precision of 91%, a recall of 90%, and an F1-score of 90%. The model was then implemented into an Android application that allows users to classify the ripeness of oil palm fruit using the camera or gallery. Based on these results, the combination of MobileNetV2 and SVM performed well in classifying oil palm fruit ripeness and has the potential to be a faster, more objective, and more efficient solution for identifying oil palm ripeness.

Keywords: Classification, Palm Oil Fruit Maturity, MobileNetV2, Support Vector Machine, Android

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas perkebunan utama di Indonesia yang berperan besar dalam penyediaan minyak nabati. Kualitas minyak sawit sangat ditentukan oleh tingkat kematangan buah ketika dipanen. Namun, praktik penentuan tingkat kematangan di lapangan hingga kini masih dilakukan secara manual dengan mengandalkan pengamatan visual. Cara ini bersifat subjektif dan rentan kesalahan, sehingga seringkali buah yang belum matang tercampur dengan buah yang sudah matang. Kondisi tersebut dapat menurunkan kualitas minyak, menambah biaya produksi, serta menurunkan efisiensi panen [1].

Untuk menjawab permasalahan dalam penentuan tingkat kematangan buah kelapa sawit yang selama ini masih bersifat manual dan subjektif, penelitian mulai banyak memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan. *Convolutional Neural Network (CNN)* menjadi salah satu metode *deep learning* yang banyak digunakan karena mampu mengenali pola visual seperti warna, tekstur, dan bentuk secara otomatis, sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional. Penelitian menunjukkan bahwa model *ResNet50* mampu mengklasifikasikan hingga empat tingkat kematangan tandan buah segar kelapa sawit dengan akurasi tinggi, meskipun membutuhkan dataset besar dan komputasi yang kompleks[2]. Untuk mengatasi kendala tersebut, penelitian terkini mengadopsi arsitektur CNN ringan seperti *MobileNet*, yang lebih efisien namun tetap memberikan hasil yang baik. CNN ringan telah terbukti mampu

13 mengklasifikasikan tiga tingkat kematangan buah kelapa sawit, yaitu mentah, matang, dan busuk dengan akurasi yang sangat tinggi[3].

49 Selain CNN, metode *machine learning* lain yang banyak digunakan dalam
191 klasifikasi citra, termasuk penentuan tingkat kematangan buah, adalah *Support Vector*
208 *Machine (SVM)*. SVM memiliki kemampuan unggul dalam menangani permasalahan
26 klasifikasi non-linear melalui penggunaan fungsi kernel untuk menentukan *hyperplane*
74 terbaik sebagai batas pemisah antar kelas. Penelitian menunjukkan bahwa SVM yang
25 dikombinasikan dengan ekstraksi fitur *Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan
74 *Color Moment* mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah tomat dengan akurasi
4 91,1%, presisi 0,91, serta *recall* dan *F-measure* sebesar 0,92[4]. Hasil ini membuktikan
efektivitas SVM dalam memanfaatkan ciri warna dan tekstur yang juga relevan untuk buah
kelapa sawit. Pendekatan serupa juga menerapkan model *hybrid CNN-SVM* pada sistem
prediksi hasil panen tebu dan berhasil mencapai akurasi 89,53% dengan efisiensi
komputasi yang lebih baik dibandingkan model CNN murni[5]. Penelitian lain
memperkenalkan model *CSXAI*, yaitu *lightweight 2D CNN-SVM* untuk deteksi penyakit
tanaman dengan akurasi rata-rata 99,09%, serta visualisasi berbasis *explainable AI* untuk
meningkatkan interpretabilitas model[6].

81 Perkembangan penelitian terkini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *deep*
196 *learning* dan *machine learning* terus berkembang menuju model yang lebih efisien dan
akurat dalam klasifikasi citra pertanian, termasuk buah kelapa sawit. Hasil studi
menunjukkan bahwa arsitektur *deep Convolutional Neural Network* seperti *ResNet50*
4 mampu melakukan klasifikasi empat tingkat kematangan tandan buah segar kelapa sawit
143 dengan akurasi mencapai 97%, menggunakan konfigurasi optimal berupa pembagian data

90/10, *optimizer* Adam, dan *learning rate* 0,0001[7]. Sementara itu, penelitian lain menunjukkan bahwa arsitektur ringan seperti *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi hingga sekitar 87% pada dataset buah sawit menunjukkan potensi implementasi di lapangan dengan kebutuhan komputasi yang rendah[8]. Selain itu, penelitian terkini membuktikan efektivitas kombinasi CNN dan SVM dalam klasifikasi biji gandum, di mana integrasi kedua metode tersebut mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas hasil klasifikasi. Penerapan pendekatan *hybrid* yang menggabungkan CNN sebagai ekstraktor fitur dengan SVM sebagai pengklasifikasi kini menjadi arah pengembangan utama karena mampu mengombinasikan kemampuan ekstraksi fitur otomatis CNN dengan performa klasifikasi optimal dari SVM[9]. Sebagai contoh, model CNN-SVM pada domain agrikultur dan medis dilaporkan mencapai akurasi hingga 95% [10] dan 97,97% [11].

Temuan-temuan ini memperlihatkan bahwa integrasi CNN dan SVM tidak hanya mampu meningkatkan akurasi klasifikasi, tetapi juga mengurangi risiko *overfitting* dan kesalahan klasifikasi pada dataset berukuran kecil dan tidak seimbang. Dengan demikian, kombinasi *MobileNetV2-SVM* menjadi pendekatan yang menjanjikan untuk meningkatkan sistem klasifikasi kematangan buah kelapa sawit yang lebih akurat dan efisien. Oleh karena itu, penggabungan *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dengan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi diharapkan dapat menghasilkan model yang akurat sekaligus efisien untuk mendukung proses klasifikasi kematangan buah kelapa sawit secara otomatis.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan “Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan *MobileNetv2* dan *Support Vector Machine (SVM)*”. CNN ringan *MobileNetV2*

digunakan untuk mengekstraksi fitur visual citra buah sawit secara efisien, sedangkan SVM dimanfaatkan sebagai algoritma klasifikasi yang andal untuk membedakan tiga tingkat kematangan, yaitu mentah, matang, dan busuk. Dengan kombinasi ini, diharapkan tercapai sistem klasifikasi yang tidak hanya akurat, tetapi juga ringan dari sisi komputasi sehingga lebih mudah diterapkan pada kondisi lapangan. Adapun manfaat penelitian ini adalah memberikan kontribusi dalam peningkatan ketepatan pemilahan buah sawit, serta mendukung penerapan teknologi kecerdasan buatan di bidang pertanian modern, khususnya pada industri kelapa sawit di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Proses klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit yang masih dilakukan secara manual memerlukan pengembangan aplikasi berbasis Android agar proses identifikasi dapat dilakukan secara lebih cepat, praktis, dan mengurangi subjektivitas pengguna di lapangan.
2. Belum tersedianya aplikasi *mobile* yang mampu mengintegrasikan metode *MobileNetV2* dan *Support Vector Machine (SVM)* untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara otomatis pada perangkat Android dengan sumber daya terbatas.
3. Kinerja aplikasi klasifikasi kematangan buah kelapa sawit berbasis *MobileNetV2+SVM* perlu diuji untuk mengetahui kemampuan sistem dalam membedakan kategori mentah,

matang, dan busuk secara akurat, konsisten, dan efisien saat digunakan pada kondisi nyata di lapangan.

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah dan memudahkan dalam pembahasan, maka ditetapkan beberapa batasan masalah sebagai berikut:

1. Aplikasi yang dikembangkan hanya difokuskan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit menjadi tiga kategori, yaitu mentah, matang, dan busuk.
2. Sistem klasifikasi pada aplikasi menggunakan model *hybrid MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai metode klasifikasi tanpa membandingkan dengan metode lain.
3. Aplikasi dirancang untuk berjalan pada perangkat Android dan proses identifikasi dilakukan menggunakan citra buah kelapa sawit yang diperoleh dari kamera atau galeri pengguna.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan aplikasi berbasis Android untuk membantu proses klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara otomatis sehingga dapat mempermudah pengguna dalam melakukan identifikasi di lapangan.
2. Menerapkan model *hybrid MobileNetV2* dan *Support Vector Machine (SVM)* pada aplikasi Android untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara efisien dan ringan pada perangkat mobile.
3. Menguji kinerja *Convolutional Neural Network (CNN)* ringan *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi dalam

menghasilkan aplikasi android yang efisien dari segi komputasi, memiliki akurasi tinggi, serta mudah diterapkan di lapangan pada kondisi sumber daya terbatas.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pengguna, khususnya pekerja atau petani kelapa sawit, dalam melakukan identifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara lebih cepat, praktis, dan mengurangi kesalahan akibat penilaian subjektif.
2. Penelitian ini dapat menjadi salah satu penerapan teknologi kecerdasan buatan berbasis *MobileNetV2* dan *Support Vector Machine (SVM)* pada aplikasi Android untuk klasifikasi citra, khususnya pada sektor perkebunan kelapa sawit.
3. Penelitian ini dapat dijadikan referensi dan bahan pengembangan lebih lanjut dalam penelitian terkait sistem klasifikasi citra, computer vision, maupun pengembangan aplikasi mobile berbasis artificial intelligence (AI).

1.6 Sistematika Penulisan

Untuk memudahkan pemahaman terhadap laporan penelitian ini, pembahasan disusun dalam beberapa bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi uraian mengenai latar belakang penelitian, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan laporan.

BAB II TINJAUAN LITERATUR

Bab ini membahas teori-teori dan penelitian terdahulu yang mendasari penelitian. Uraian meliputi pengertian kelapa sawit dan tingkat kematangannya, konsep pengolahan citra digital, ruang warna yang relevan (misalnya HSV dan RGB), arsitektur *Convolutional*

Neural Network (CNN), arsitektur CNN ringan MobileNetV2, algoritma Support Vector Machine (SVM), serta penelitian-penelitian sebelumnya yang terkait dengan klasifikasi kematangan buah maupun pendekatan hybrid MobileNetV2-SVM.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode dan pendekatan yang digunakan dalam penelitian, dimulai dari studi literatur, pengumpulan dan persiapan dataset citra buah kelapa sawit, proses pelabelan tingkat kematangan, tahapan ekstraksi fitur menggunakan CNN MobileNetV2, klasifikasi menggunakan SVM dengan kernel tertentu, serta evaluasi kinerja model menggunakan confusion matrix dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil dari implementasi sistem klasifikasi kematangan buah kelapa sawit berbasis Android. Uraian mencakup pelatihan model MobileNetV2, SVM, integrasi model ke aplikasi Android, tampilan antarmuka pengguna, serta evaluasi performa sistem berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan dan saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

Bab ini membahas penelitian terdahulu terkait klasifikasi buah dengan pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan sebagai dasar dan pembanding penelitian berjudul “Klasifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan *MobileNetV2* dan *Support Vector Machine (SVM)*”. Penelitian sebelumnya banyak menggunakan ekstraksi fitur manual seperti warna dan tekstur yang diklasifikasikan dengan algoritma klasik, namun hasilnya kurang konsisten. CNN kemudian digunakan karena mampu mengekstraksi fitur otomatis dengan akurasi tinggi, meski arsitektur kompleksnya membutuhkan komputasi besar. Perkembangan berikutnya menghadirkan CNN ringan seperti *MobileNet* yang lebih efisien, bahkan beberapa penelitian mengombinasikan CNN dengan SVM untuk meningkatkan kinerja. Perbedaan penelitian ini adalah fokus pada kombinasi CNN *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dengan SVM sebagai pengklasifikasi untuk mengklasifikasikan tiga tingkat kematangan buah kelapa sawit, sehingga diharapkan menghasilkan model yang akurat, efisien, dan praktis diterapkan di lapangan.

2.1 Kelapa Sawit

Buah kelapa sawit merupakan bagian utama tanaman sawit yang menyusun Tandan Buah Segar (TBS) dan menjadi sumber minyak sawit mentah (CPO) serta minyak inti sawit (PKO), dengan kandungan minyak utama berada pada bagian mesocarp yang kaya pigmen karotenoid. Tingkat kematangan buah sangat memengaruhi kualitas minyak, yang diklasifikasikan menjadi buah mentah, matang, lewat matang, dan memar. Buah matang dan lewat matang memiliki kandungan karotenoid yang lebih tinggi dan stabil, sehingga

menghasilkan warna minyak yang lebih baik dan tahan terhadap pemanasan, sedangkan buah mentah dan memar memiliki kadar air tinggi serta kerusakan jaringan yang mempercepat degradasi pigmen dan oksidasi, sehingga menurunkan mutu CPO. Dengan demikian, kematangan buah sawit menjadi faktor kunci dalam penentuan kualitas dan kestabilan warna minyak sawit selama pengolahan[12].

2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah cabang ilmu komputer yang memanfaatkan algoritma untuk memanipulasi dan menganalisis citra yang direpresentasikan sebagai matriks piksel tujuannya meliputi peningkatan kualitas (denoising, kontras), pemulihan, segmentasi objek, ekstraksi fitur, dan klasifikasi untuk pengambilan keputusan otomatis; pendekatannya mencakup metode tradisional (filter, transformasi, morfologi) dan model berbasis pembelajaran mendalam yang kini dominan dalam tugas-tugas kompleks seperti deteksi dan rekonstruksi 3D[13]. Selain itu, beberapa studi juga menegaskan bahwa rekonstruksi 3D yang sebelumnya sangat bergantung pada metode geometri tradisional kini lebih akurat dan efisien dengan model deep learning seperti MVSNet, NeRF, dan depth CNN. Secara keseluruhan, seluruh referensi mendukung bahwa pembelajaran mendalam telah menjadi pendekatan utama dalam menganalisis dan memanipulasi citra untuk pengambilan keputusan otomatis[14].

2.3 Ruang Warna HSV

Ruang warna HSV lebih intuitif dibanding RGB karena mendekati persepsi manusia: komponen *Hue* menunjukkan rona warna, *Saturation* menunjukkan intensitas atau kejenuhan warna, dan *Value* menunjukkan kecerahan warna, sehingga sangat efektif untuk analisis visual (misalnya klasifikasi daging segar dan busuk)[15]. Selain itu, HSV

memungkinkan ekstraksi fitur warna dari citra wajah dengan lebih baik karena pemisahan jelas antara warna dasar (*hue*), kejenuhan, dan kecerahan, yang berguna untuk meningkatkan akurasi analisis citra[16].

2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur *deep learning* yang dirancang khusus untuk menganalisis citra dengan mengekstraksi pola visual seperti tekstur, tepi, dan warna secara otomatis melalui lapisan konvolusi dan pooling. CNN bekerja dengan menguraikan fitur penting dari gambar tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual, kemudian memprosesnya melalui lapisan *fully connected* untuk melakukan klasifikasi. Struktur ini membuat CNN sangat efektif dalam mengenali objek dan pola kompleks, terbukti dengan keberhasilannya mencapai akurasi tinggi hingga 95,84% dalam tugas klasifikasi citra, sehingga menjadi metode yang andal dan efisien dalam pengolahan citra digital[17].

2.5 Arsitektur *MobileNetV2*

MobileNetV2 merupakan arsitektur CNN yang dirancang khusus untuk menghasilkan model klasifikasi yang sangat ringan melalui penggunaan *depthwise separable convolution*, yaitu pemisahan proses konvolusi per-kanal dan penggabungan kembali menggunakan *pointwise convolution* untuk mengurangi komputasi secara drastis. Ciri utama *MobileNetV2* adalah penggunaan *Inverted Residual Block* dan *Linear Bottleneck*, di mana jumlah channel diperluas terlebih dahulu kemudian dipersempit kembali sambil mempertahankan informasi penting melalui koneksi residual, sehingga model tetap stabil dan efisien. Arsitektur ini menghasilkan tujuh lapisan fitur dari ukuran 64×64 hingga 1×1 , kemudian diproses menggunakan *Global Average Pooling* dan *Softmax*

untuk klasifikasi, dan terbukti mampu mencapai akurasi validasi 89% pada deteksi kecelakaan CCTV, menunjukkan efisiensi tinggi *MobileNetV2* dalam ekstraksi fitur visual secara *real-time*[18].

2.6 Arsitektur Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik untuk memisahkan data dengan margin terbesar antara kelas, sehingga menghasilkan keputusan yang lebih presisi. SVM menggunakan *support vectors* sebagai titik penentu batas keputusan dan menerapkan *kernel trick* seperti RBF untuk menangani data non-linear dengan memetakan fitur ke ruang berdimensi lebih tinggi. Keunggulan ini membuat SVM sangat efektif pada data kompleks dan berdimensi tinggi, terbukti dalam penelitian bahwa SVM memberikan akurasi paling stabil dalam klasifikasi penyakit liver dibandingkan metode KNN dan ANN[19].

2.7 Penelitian Terdahulu

Berikut ini adalah beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi citra, khususnya pada bidang pertanian dan objek biologis.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Judul Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
1	Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> Oleh : Nur Rali Rahma Wati, Asrul Abdullah,	Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat kematangan buah kelapa sawit berbasis <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .	Model CNN yang dikembangkan berhasil mengklasifikasikan tingkat kematangan buah sawit dengan akurasi rata-rata 76,52%, dan akurasi optimal 82,61% pada pengujian terbaik. Nilai evaluasi performa menunjukkan <i>precision</i> = 0,77, <i>recall</i> = 0,77, dan <i>F1-score</i> = 0,76. Hasil analisis citra mengungkap adanya korelasi kuat antara nilai RGB dengan tahapan kematangan biologis: kategori

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu Lanjutan

No	Judul Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
	dan Sucipto (2025)		ekstrem seperti mentah dan matang memiliki tingkat akurasi >95%, sedangkan kategori setengah matang lebih sulit diklasifikasikan karena kemiripan visual. Sistem <i>CNN</i> diintegrasikan ke dalam <i>GUI MATLAB</i> dan berhasil melewati pengujian <i>black-box</i> dengan tingkat keberhasilan 100%, menunjukkan bahwa aplikasi siap digunakan dalam skenario operasional[20].
2	<i>Deep Convolutional Neural Networks for Palm Fruit Maturity Classification</i> Oleh : Mingqiang Han dan Chunlin Yi (2025)	Penelitian ini menggunakan pendekatan <i>deep learning</i> berbasis <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Tiga model <i>CNN</i> diterapkan dan dibandingkan, yaitu <i>shallow CNN</i> sebagai <i>baseline</i> , <i>ResNet50</i> , dan <i>InceptionV3</i> , di mana dua model terakhir dilatih menggunakan <i>transfer learning</i> dan <i>fine-tuning</i> .	Hasil pengujian menunjukkan bahwa model <i>transfer learning</i> memberikan performa jauh lebih tinggi daripada <i>baseline CNN</i> . <i>ResNet50</i> menjadi model terbaik, dengan akurasi pengujian 86,41%, diikuti <i>InceptionV3</i> dengan 85,24%, sedangkan <i>baseline CNN</i> hanya mencapai 70,89%. <i>F1-score</i> untuk seluruh kategori kematangan pada <i>ResNet50</i> berada di atas 0,8, dan nilai <i>AUC ROC</i> mendekati 1, menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam membedakan kelas kematangan. Model mampu bekerja tanpa memerlukan <i>preprocessing</i> tambahan seperti penghilangan <i>background</i> atau peningkatan pencahayaan[21].
3	Pengklasifikasi Bibit Kelapa Menggunakan Algoritma <i>Deep Learning Convolutional Neural Network</i> Oleh: Muhammad Amin dan Asniati Bindas (2023)	Penelitian menggunakan <i>Deep Learning</i> berbasis <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> dan juga dilakukan perbandingan dengan <i>MobileNetV2</i> .	Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa <i>CNN</i> dan <i>MobileNetV2</i> mampu mengklasifikasikan bibit kelapa dengan sangat baik, dibuktikan oleh akurasi pelatihan 97.3%, akurasi validasi 96.5%, dan akurasi pengujian 99.14% dengan <i>F1-score</i> 0.99. Model juga menunjukkan konsistensi prediksi melalui <i>confusion matrix</i> dengan nilai 0.97–1.00 pada seluruh kelas. Meskipun demikian, penelitian memiliki keterbatasan, antara lain

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu Lanjutan

No	Judul Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
			ketergantungan pada kualitas citra yang diambil dengan perangkat dan pencahayaan tertentu, sehingga performa model mungkin menurun pada kondisi berbeda. Selain itu, dataset hanya berasal dari satu wilayah sehingga keragaman bibit dari daerah lain belum terwakili, yang membatasi generalisasi model. Dengan demikian, meskipun CNN terbukti efektif, perluasan data dan pengujian lintas-kondisi masih diperlukan[22].
4	Klasifikasi Pasien Kanker Payudara Menggunakan Metode <i>Support Vector Machine</i> dengan <i>Backward Elimination</i> Oleh: Rina Resmiati dan Toni Arifin (2021)	Penelitian menggunakan <i>Support Vector Machine (SVM)</i> sebagai metode klasifikasi, kemudian dioptimalkan dengan <i>Backward Elimination</i> sebagai seleksi fitur.	Penelitian ini menemukan bahwa metode SVM hanya menghasilkan akurasi 65,22% dan AUC 0,700 pada klasifikasi kanker payudara, namun setelah dioptimalkan dengan <i>Backward Elimination</i> akurasinya meningkat drastis menjadi 95,65% dengan AUC 1,000 karena fitur yang tidak relevan berhasil dieliminasi. Meski performanya sangat tinggi, penelitian ini memiliki kelemahan berupa ukuran dataset yang kecil dan kurang bervariasi sehingga membatasi kemampuan generalisasi model. Selain itu, penelitian hanya menguji SVM tanpa membandingkannya secara langsung dengan algoritma lain, sehingga ruang evaluasi performa masih terbatas[23].
5	Klasifikasi Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Konvolusi untuk Deteksi Hama pada Kangkung Oleh: Riki Hikmianto dan Ema Utami (2025)	Penelitian ini menggunakan pendekatan <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> untuk mendeteksi hama pada tanaman kangkung dengan membandingkan dua arsitektur, yakni	Hasil eksperimen menunjukkan bahwa <i>MobileNetV2</i> mencapai performa terbaik pada epoch 25 dengan akurasi 84% dan loss 59,64%, sedangkan VGG16 meraih akurasi 83% pada epoch 25 dengan waktu komputasi yang jauh lebih lama. Evaluasi confusion matrix mengkonfirmasi bahwa <i>MobileNetV2</i> memiliki keseimbangan prediksi antar kelas

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu Lanjutan

No	Judul Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
		<i>MobileNetV2</i> dan <i>VGG16</i> .	yang lebih stabil dengan nilai <i>precision</i> , <i>recall</i> , dan <i>F1-score</i> berada di 84%, sementara <i>VGG16</i> menunjukkan <i>precision</i> dan <i>recall</i> sebesar 83% serta <i>F1-score</i> 82%. Secara keseluruhan, <i>MobileNetV2</i> terbukti lebih unggul karena memberikan performa klasifikasi yang baik dengan waktu komputasi lebih rendah dibandingkan <i>VGG16</i> [24].
6	<i>Object Detection Algorithms for Ripeness Classification of Oil Palm Fresh Fruit Bunch</i> Oleh: Mohamed Yasser Mohamed Ahmed Mansour, Katrina D. Dambul, dan Kan Yeep Choo (2022)	Metode yang diuji meliputi <i>MobileNetV2-SSD</i> , <i>EfficientDet-Lite</i> (0,1,2), dan <i>YOLOv5</i> (n, s, m), dengan dataset berisi 4 kelas kematangan: <i>unripe</i> , <i>half-ripe</i> , <i>ripe</i> , dan <i>over-ripe</i> .	Hasil penelitian menunjukkan bahwa <i>YOLOv5m</i> memberikan performa terbaik dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan TBS kelapa sawit, dengan nilai mAP 0.842, lebih tinggi dibandingkan model <i>YOLOv5</i> lainnya seperti <i>YOLOv5s</i> (mAP 0.832) dan <i>YOLOv5n</i> (mAP 0.781). Model ini juga mengungguli seluruh varian <i>EfficientDet-Lite</i> , yang menghasilkan mAP antara 0.743–0.812, serta jauh lebih baik daripada <i>MobileNetV2-SSD</i> yang hanya mencapai mAP 0.478. <i>YOLOv5m</i> mampu mengekstraksi fitur lebih dalam dan mendeteksi objek pada berbagai skala secara lebih stabil, meskipun membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama[25].
7	Metode Klasifikasi Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit: Sebuah Tinjauan Sistematis Oleh: Nurita Evitarina dan Kusrini Kusrini (2024)	Metode berbasis citra dengan pendekatan ANN dan CNN, metode klasik seperti SVM, KNN, Naïve Bayes dan <i>deep learning modern</i> seperti <i>MobileNet</i> , <i>EfficientNet</i> , dan YOLO.	Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode klasifikasi kematangan TBS memiliki performa yang bervariasi, dengan tingkat akurasi berada pada kisaran 81% hingga 99%, tergantung jenis metode dan kualitas citra yang digunakan. Pendekatan berbasis ANN dan CNN umumnya memberikan akurasi tertinggi karena mampu menangkap pola warna dan tekstur secara lebih mendalam, sementara metode klasik

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu Lanjutan

No	Judul Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
			seperti SVM, KNN, dan Naïve Bayes menunjukkan akurasi lebih rendah pada kondisi pencahayaan yang berubah-ubah. Penelitian yang memanfaatkan model deep learning modern seperti MobileNet, EfficientNet, dan YOLO juga melaporkan performa yang stabil pada data lapangan, menjadikan metode ini lebih unggul dalam proses identifikasi tingkat kematangan TBS secara otomatis[26].
8	<i>Application of MobileNetV2 and SVM Combination for Enhanced Accuracy in Pneumonia Classification</i> Oleh: Eka Putra Agus Meindiawan dan Muljono (2024)	Tiga skema pengujian dilakukan: SVM langsung pada dataset yang telah diseimbangkan, Sobel edge detection sebagai metode ekstraksi fitur diikuti klasifikasi SVM, dan MobileNetV2 sebagai feature extractor yang dipadukan dengan SVM.	Hasil penelitian menunjukkan perbedaan performa yang signifikan antara ketiga pendekatan. Skema 1 (SVM langsung) mencapai akurasi 97%, membuktikan bahwa balancing dataset memberikan performa yang baik. Skema 2 (Sobel + SVM) justru mengalami penurunan akurasi menjadi 95% karena metode Sobel hanya menekankan tepi citra dan menghilangkan detail penting sehingga fitur tekstur paru tidak terekstraksi optimal. Skema 3 (MobileNetV2 + SVM) mencapai performa terbaik dengan akurasi 98%, precision dan sensitivity rata-rata 0,98, menjadikannya pendekatan paling efektif untuk diagnosis pneumonia berbasis citra X-ray[27].
9	<i>Coffee leaf rust disease detection using MobileNetV2-based feature extractor, SVM classifier and visualization technique</i>	Penelitian ini menggunakan pendekatan hybrid dengan memanfaatkan MobileNetV2 sebagai feature extractor dan Support Vector Machine (SVM) sebagai classifier untuk mendeteksi	Hasil pengujian menunjukkan bahwa MobileNetV2 merupakan feature extractor dengan kinerja terbaik dengan akurasi 94,74% pada dataset RoCoLe2, mengungguli MobileNet dan NASNetMobile. Ketika fitur MobileNetV2 dikombinasikan dengan SVM sebagai classifier, akurasi meningkat menjadi 97,13% pada

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu Lanjutan

No	Judul Penelitian	Metode Penelitian	Hasil Penelitian
	Oleh: Le Thi Thu Hong, Doan Quang Tu, Ngo Duy Do, dan Nguyen Sinh Huy (2024)	penyakit karat daun kopi berdasarkan citra daun.	dataset <i>RoCoLe2</i> dan 96,17% pada dataset <i>RoCoLe1</i> , lebih tinggi dibanding <i>classifier SoftMax</i> , <i>RandomForest</i> , dan <i>DecisionTree</i> . Hasil visualisasi <i>Grad-CAM</i> memperkuat bahwa model mampu menyoroti area daun yang terinfeksi secara tepat pada dataset <i>RoCoLe2</i> , sehingga meningkatkan performa dibanding <i>RoCoLe1</i> [28].
10	Klasifikasi Antraknosa Dan Buah Busuk Pada Citra Cabai Rawit Menggunakan Metode <i>MOBILENETV2</i> dengan SVM Oleh: Anas Chairudin Satyo Nugroho dan Ozzi Suria (2025)	Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan <i>MobileNetV2</i> , lalu digunakan sebagai input untuk algoritma <i>Support Vector Machine (SVM)</i> kernel linear sebagai pengklasifikasi.	Hasil evaluasi pada data validasi menunjukkan akurasi sebesar 98% dengan <i>precision</i> dan <i>recall</i> rata-rata 98%. Pada data pengujian, performa model meningkat menjadi sempurna dengan akurasi 100%, <i>precision</i> 100%, <i>recall</i> 100%, dan <i>F1-score</i> 100%, serta seluruh 153 citra pada data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa satu pun kesalahan, sebagaimana ditunjukkan melalui <i>confusion matrix</i> . Model ini juga terbukti unggul dibandingkan pendekatan penelitian terdahulu seperti <i>CNN</i> , <i>YOLOv5</i> , dan <i>MobileNetV2</i> murni, menjadikan metode <i>hybrid MobileNetV2-SVM</i> sebagai alternatif yang sangat akurat untuk klasifikasi citra cabai rawit[29].

Berdasarkan hasil perbandingan jurnal yang disajikan dalam Tabel 2.1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode CNN mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit secara otomatis dan objektif dengan akurasi rata-rata 76,52% dan akurasi optimal 82,61%, didukung performa *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang seimbang, serta implementasi *GUI MATLAB* yang lulus uji black-box dengan

keberhasilan 100%. Namun, penelitian ini masih memiliki kelemahan berupa akurasi yang belum stabil di setiap pengujian, kesalahan klasifikasi terutama pada kategori setengah matang yang secara visual mirip dengan kategori lain, keterbatasan dataset yang hanya berasal dari sumber internet sehingga belum sepenuhnya mewakili kondisi lapangan, serta belum adanya integrasi sistem dengan perangkat kamera atau sensor untuk pemakaian real-time di industri. Selain itu, metode CNN dalam penelitian ini juga memiliki keterbatasan karena hanya mengandalkan ekstraksi fitur otomatis berbasis citra tanpa mempertimbangkan faktor pendukung lain seperti tekstur fisik atau kondisi lingkungan, sehingga model rentan terhadap perubahan pencahayaan dan sudut pengambilan gambar serta belum terintegrasi dengan perangkat kamera atau sensor untuk mendukung penggunaan real-time di industri.

4 Penelitian ini menunjukkan bahwa *deep CNN*, khususnya *ResNet50* dengan transfer learning, mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit secara akurat dengan akurasi pengujian mencapai 86,41%, *F1-score* di atas 0,8 untuk seluruh kelas, serta nilai *AUC* mendekati 1 sehingga layak digunakan sebagai sistem pendukung keputusan panen untuk meningkatkan efisiensi dan konsistensi kualitas produksi minyak sawit. Namun, metode yang digunakan masih memiliki keterbatasan, yaitu model bergantung pada dataset citra berlabel dalam jumlah besar untuk menjaga performa, rentan mengalami *overfitting* pada model tertentu seperti *InceptionV3* yang mencapai akurasi pelatihan 100% tetapi akurasi pengujian sekitar 85%, serta masih menghadapi kesulitan dalam membedakan kelas kematangan yang bersifat transisi seperti *under-ripe* dan *medium-ripe*. Selain itu, CNN membutuhkan sumber daya komputasi tinggi dan belum diuji dalam

kondisi *real-time* di lapangan, sehingga integrasi dengan kamera atau sistem robot pemanen masih memerlukan penelitian lanjutan.

Penelitian oleh Amin & Bindas (2023) dari Universitas Islam Indragiri mengembangkan sistem klasifikasi bibit kelapa menggunakan algoritma *Deep Learning* jenis *Convolutional Neural Network (CNN)* serta *MobileNetV2* sebagai pembanding. Dataset bibit kelapa diberi label empat kelas (A1, A2, B1, B2) dan diproses melalui tahapan normalisasi, augmentasi, serta pembagian data latih, validasi, dan uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *CNN* dan *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik, ditunjukkan oleh akurasi training 97.3%, akurasi validasi 96.5%, dan akurasi pengujian 99.14% dengan *F1-score* 0.99, serta performa yang stabil pada *confusion matrix* (0.97–1.00). Meskipun demikian, model memiliki kelemahan berupa ketergantungan tinggi pada kualitas citra dan kondisi pencahayaan saat pengambilan gambar, sehingga performanya dapat menurun ketika diaplikasikan pada lingkungan nyata yang berbeda. Secara keseluruhan, *CNN* terbukti sangat efektif untuk klasifikasi bibit kelapa dan berpotensi membantu petani dalam menilai kualitas bibit secara cepat dan akurat, namun peningkatan variasi data dan pengujian lintas-kondisi masih dibutuhkan.

Penelitian menyimpulkan bahwa *SVM* efektif digunakan untuk klasifikasi pasien kanker payudara, dan performanya meningkat signifikan ketika dikombinasikan dengan Backward Elimination karena seleksi fitur menghasilkan subset atribut yang lebih relevan sehingga akurasi naik drastis dari kategori *fair* menjadi *excellent*. Penelitian ini juga menegaskan bahwa pemilihan fitur yang tepat sangat berpengaruh terhadap kinerja model, serta membuka peluang bagi penelitian selanjutnya untuk menguji metode lain seperti *Decision Tree* atau Regresi Linear sebagai pembanding. Namun demikian, model memiliki

kelemahan, yaitu performanya sangat dipengaruhi oleh ukuran dataset yang relatif kecil dan kurang bervariasi, sehingga berpotensi mengurangi kemampuan generalisasi pada data nyata. Selain itu, penelitian hanya mengevaluasi *SVM* tanpa perbandingan langsung dengan algoritma lain, sehingga validitas performa model masih terbatas pada satu pendekatan saja.

112 Penelitian ini menyimpulkan bahwa CNN dapat diterapkan secara efektif untuk
mendeteksi hama pada tanaman kangkung, dan di antara arsitektur yang diuji,
43 *MobileNetV2* merupakan pilihan paling tepat karena mencapai akurasi tertinggi sebesar
84% sekaligus menawarkan efisiensi komputasi yang lebih baik dibandingkan *VGG16*,
94 sehingga sangat potensial untuk diterapkan pada sistem deteksi berbasis perangkat dengan
148 sumber daya terbatas. Namun, metode yang digunakan masih memiliki beberapa
kelemahan, seperti ukuran dataset yang relatif kecil (1.600 gambar untuk empat kelas)
sehingga belum mencerminkan variasi kondisi nyata di lapangan, serta indikasi *overfitting*
pada kedua arsitektur di mana akurasi pelatihan lebih tinggi dibandingkan akurasi validasi.
Selain itu, proses pengoptimalan hyperparameter belum dilakukan secara mendalam, dan
penelitian juga belum menguji performa model pada aplikasi nyata berbasis kamera real-
time, sehingga peningkatan dataset, teknik augmentasi, regularisasi, dan pengujian
lapangan diperlukan pada penelitian selanjutnya untuk meningkatkan generalisasi dan
kesiapan implementasi industri.

45 Penelitian ini mengevaluasi beberapa algoritma deteksi objek untuk klasifikasi
tingkat kematangan tandan buah segar (TBS) kelapa sawit. Metode yang diuji meliputi
MobileNetV2-SSD, *EfficientDet-Lite (0,1,2)*, dan *YOLOv5 (n, s, m)*, dengan dataset berisi
160 4 kelas kematangan: *unripe*, *half-ripe*, *ripe*, dan *over-ripe*. Hasil penelitian menunjukkan

bahwa *YOLOv5m* memberikan performa terbaik, dengan mAP 0.842, mengungguli *EfficientDet-Lite* (mAP 0.743–0.812) dan *MobileNetV2-SSD* (mAP 0.478). *YOLOv5m* mampu mengekstraksi fitur lebih dalam dan melakukan deteksi multi-skala secara lebih stabil, meskipun membutuhkan waktu pelatihan lebih lama. Secara keseluruhan, penelitian menyimpulkan bahwa *YOLOv5m* adalah model paling efektif untuk klasifikasi kematangan TBS karena akurasinya tinggi, kecepatan inferensinya cepat, dan cocok untuk implementasi di perangkat mobile. Namun, kelemahannya adalah waktu pelatihan yang lebih panjang, ukuran model lebih besar dibanding versi ringan (n/s), serta dataset yang masih terbatas (hanya gambar di tanah, belum mencakup kondisi di pohon, variasi cahaya, dan sudut pengambilan). Model seperti *MobileNetV2-SSD* dan *EfficientDet* lebih ringan, tetapi kurang kuat dalam mengekstraksi fitur kompleks, sehingga akurasinya lebih rendah pada data TBS.

Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa berbagai metode klasifikasi kematangan TBS menghasilkan akurasi yang cukup tinggi, yakni berada pada kisaran 81% hingga 99%, dengan performa terbaik umumnya dicapai oleh *ANN* dan *CNN* yang mampu mempelajari pola warna serta tekstur secara lebih mendalam. Metode *deep learning modern* seperti *MobileNet*, *EfficientNet*, dan *YOLO* juga terbukti memberikan hasil yang stabil pada kondisi lapangan berkat kemampuan ekstraksi fitur otomatis. Namun, pendekatan-pendekatan tersebut masih memiliki kelemahan, seperti ketergantungan pada kualitas pencahayaan, dataset yang terbatas, serta risiko *overfitting* pada model *deep learning* ketika variasi data rendah. Sementara itu, metode klasik seperti *SVM*, *KNN*, dan *Naïve Bayes* cenderung menghasilkan akurasi lebih rendah karena masih bergantung pada

ekstraksi fitur manual yang mudah terpengaruh perubahan lingkungan dan tidak mampu menangkap pola kompleks pada citra TBS.

16 Penelitian ini menunjukkan bahwa pemilihan teknik ekstraksi fitur berperan besar dalam peningkatan akurasi diagnosis pneumonia berbasis citra *X-ray*, di mana kombinasi *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai *classifier* menghasilkan performa terbaik dengan akurasi hingga 98%, sehingga lebih unggul dibandingkan skema *SVM* langsung maupun kombinasi *Sobel* + *SVM*, dan berpotensi mendukung sistem diagnosis otomatis yang cepat, presisi, dan hemat komputasi di fasilitas medis dengan sumber daya terbatas.

41 Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai *classifier* mampu mendeteksi penyakit karat daun kopi secara efektif dengan akurasi tertinggi 97,13% dan ukuran model yang ringan sehingga ideal untuk diintegrasikan ke aplikasi mobile, sedangkan visualisasi *Grad-CAM* memberikan transparansi dalam proses klasifikasi.

27 Penelitian ini menyimpulkan bahwa kombinasi *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *SVM* sebagai klasifikator mampu memberikan performa terbaik dalam klasifikasi citra cabai rawit, terbukti dengan akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 100% pada data pengujian, sehingga efektif untuk membedakan cabai sehat, cabai antraknosa, dan cabai busuk secara otomatis dan berpotensi diimplementasikan dalam sistem deteksi digital bagi petani maupun industri hortikultura.

2.8 Kesimpulan

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode klasifikasi citra seperti CNN arsitektur berat (*ResNet50*, *VGG16*, *InceptionV3*), model deteksi objek (*YOLOv5*,

151 *EfficientDet*), serta algoritma klasik (*SVM*, *KNN*, *Naïve Bayes*) telah terbukti mampu menghasilkan akurasi yang tinggi pada berbagai kasus klasifikasi di bidang pertanian, kesehatan, dan kualitas komoditas. *CNN* konvensional unggul dalam mempelajari fitur visual secara mendalam, sementara *YOLO* dan *EfficientDet* mampu menggabungkan klasifikasi dengan deteksi objek secara *real-time*. Namun demikian, metode-metode tersebut memiliki sejumlah keterbatasan, seperti kebutuhan komputasi yang tinggi pada *CNN* berat dan *YOLO* sehingga kurang ideal untuk perangkat lapangan, ketergantungan kuat terhadap pencahayaan dan variasi citra pada model berbasis dataset internet, serta risiko overfitting pada arsitektur yang kompleks ketika jumlah data terbatas. Sementara itu, metode klasik seperti *SVM* atau *KNN* yang berdiri sendiri kurang mampu menangkap pola visual yang kompleks karena tidak memiliki mekanisme ekstraksi fitur otomatis, sehingga performanya sering lebih rendah pada citra bertekstur kompleks seperti tandan buah sawit atau penyakit tanaman.

127 Meninjau keterbatasan tersebut, penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid* yang menggabungkan ekstraksi fitur *CNN* ringan dengan klasifikator yang kuat seperti *SVM* memberikan hasil yang lebih stabil dan efisien. Di antara berbagai arsitektur ringan, *MobileNetV2* terbukti konsisten menghasilkan fitur representatif dengan ukuran model kecil, kecepatan tinggi, dan kebutuhan komputasi rendah, sehingga sangat cocok untuk implementasi perangkat bergerak. Ketika fitur yang diekstraksi *MobileNetV2* diklasifikasikan menggunakan *SVM*, performa meningkat signifikan dengan akurasi yang mencapai 90-100% pada berbagai studi, menunjukkan bahwa *SVM* mampu membentuk *hyperplane* yang lebih optimal untuk data fitur yang telah direduksi dan distandarkan oleh *MobileNetV2*. Meskipun demikian, belum banyak penelitian yang menerapkan kombinasi

11 *MobileNetV2* + *SVM* secara khusus untuk klasifikasi kematangan buah kelapa sawit, terutama dengan dataset lapangan yang bervariasi dan mencakup kondisi pencahayaan, 152 sudut, dan latar belakang yang berbeda. Oleh karena itu, penelitian ini muncul untuk 11 menguji dan memvalidasi efektivitas kombinasi *MobileNetV2* + *SVM* dalam konteks klasifikasi kematangan buah kelapa sawit guna mengatasi kelemahan metode lain yang kurang efisien, kurang stabil, atau memerlukan komputasi besar.

99

BAB III

METODE PENELITIAN

213

125

10

3.1 Jenis Penelitian

26

5

147

65

97

202

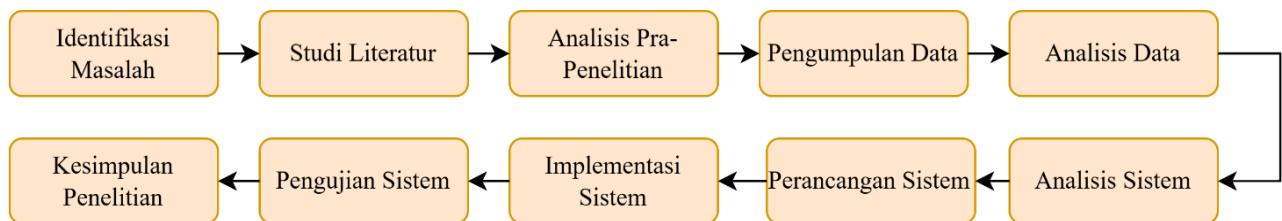
150

Pada bab ini dipaparkan secara rinci prosedur penelitian yang meliputi pengumpulan data, preprocessing citra, ekstraksi fitur dengan *MobileNetV2*, normalisasi fitur, pengklasifikasi menggunakan SVM, evaluasi performa sistem, serta analisis hasil. Selain itu, bab ini juga menjelaskan lokasi dan waktu penelitian, serta perangkat yang digunakan dalam proses eksperimen.

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah Penelitian dan Pengembangan (*Research and Development/R&D*) dengan pendekatan eksperimen kuantitatif. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi Android yang dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*, khususnya arsitektur *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi. Proses penelitian meliputi pengumpulan dataset citra buah kelapa sawit yang terdiri dari kategori mentah, matang, dan busuk, kemudian dilakukan tahap preprocessing, ekstraksi fitur, pelatihan model, serta implementasi model ke dalam aplikasi Android. Selanjutnya, sistem yang telah dikembangkan diuji dan dievaluasi untuk mengetahui kemampuannya dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara otomatis. Pendekatan eksperimen kuantitatif digunakan untuk mengukur kinerja model dan aplikasi secara objektif berdasarkan nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, sehingga dapat diketahui tingkat efektivitas sistem yang dibangun dalam membantu proses klasifikasi kematangan buah kelapa sawit.

3.2 Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian dirancang memberikan panduan yang sistematis dan terstruktur dalam pelaksanaan penelitian. Kerangka alur penelitian ini disajikan dalam Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Kerangka Pemikiran

3.2.1 Identifikasi Masalah

Tahap identifikasi masalah dilakukan untuk mengetahui permasalahan yang terjadi dalam proses penentuan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Saat ini, proses identifikasi umumnya masih dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual, sehingga hasil penilaian sangat bergantung pada pengalaman dan subjektivitas pengguna. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat membantu melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah secara otomatis.

3.2.2 Studi Literatur

Studi literatur adalah langkah awal dalam penelitian ini untuk mendapatkan pemahaman yang komprehensif mengenai pembahasan klasifikasi kematangan buah kelapa sawit menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Tahapan ini melibatkan penelusuran berbagai referensi seperti jurnal internasional dan nasional, buku, dan artikel terkait untuk mengidentifikasi penelitian sebelumnya. proses pengumpulan dilakukan dengan menggunakan kata kunci "klasifikasi kematangan buah kelapa sawit" "klasifikasi

menggunakan *cnn mobilenetv2* dan *svm*” “klasifikasi menggunakan model *hybrid*” serta kata kunci lainnya.

3.2.3 Analisis Pra-Penelitian

Dalam analisis pra-penelitian ditemukan beberapa permasalahan yang perlu diperhatikan sebelum metode utama diterapkan, yaitu belum adanya ukuran yang jelas dan konsisten mengenai perbedaan ciri visual antar tingkat kematangan buah kelapa sawit sehingga meskipun terdapat perubahan warna, tekstur, dan pola permukaan, belum dapat dipastikan apakah karakteristik tersebut cukup stabil untuk dipelajari oleh model. Peneliti juga meninjau ketersediaan data citra yang akan digunakan, mencakup jumlah foto, variasi sudut pengambilan gambar, kondisi pencahayaan, dan kualitas resolusi, sehingga dapat dipastikan bahwa dataset representatif dan memadai untuk kebutuhan klasifikasi. Selain itu, analisis pra-penelitian mencakup penilaian kesesuaian metode yang dipilih, terutama kecocokan *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur yang efisien dan kemampuan SVM dalam memisahkan kelas berdasarkan fitur yang dihasilkan. Melalui analisis awal ini, peneliti mendapatkan pemahaman mendasar mengenai kebutuhan data, potensi kendala, serta kelayakan pendekatan yang digunakan, sehingga penelitian dapat dirancang lebih terarah dan sesuai dengan karakteristik objek yang diteliti.

3.2.4 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan tiga kelas berdasarkan kondisi fisik buah, yaitu buah kelapa sawit mentah, buah kelapa sawit matang, dan buah kelapa sawit busuk. Seluruh citra di peroleh langsung

dari beberapa tempat yang ada di Kecamatan Kempas. Pengambilan gambar dilakukan dari berbagai sudut pandang menggunakan kamera *smartphone* Samsung A26 5G dengan resolusi 12MP, yang dilakukan secara outdoor dengan pencahayaan alami untuk mencerminkan kondisi nyata. Perangkat *smartphone* digunakan secara terbatas sebagai alat dokumentasi karena kemudahan akses dan kemampuan menghasilkan citra beresolusi tinggi yang sesuai untuk proses pengolahan citra.

3.2.5 Analisis Data

Tahap analisis data dimulai dengan proses seleksi citra (image selection) terhadap gambar minyak Pertalite yang telah dikumpulkan sebelumnya. Dari total 7014 citra, sebanyak 6000 citra terpilih berdasarkan kualitas visual terbaik, seperti ketajaman gambar, pencahayaan merata, dan posisi objek yang konsisten. Seleksi ini dilakukan untuk memastikan hanya citra dengan kualitas tinggi yang digunakan dalam pelatihan model, guna meningkatkan akurasi dan keandalan klasifikasi.

Citra terpilih terdiri dari tiga kelas yang seimbang, yaitu 2000 citra buah kelapa sawit mentah, 2000 citra buah kelapa sawit matang dan 2000 citra buah kelapa sawit busuk. Selanjutnya, dataset ini dibagi ke dalam tiga subset: training (70%), validation (15%), dan testing (15%). Pembagian ini ditampilkan pada Tabel 3.2 berikut.

Tabel 3. 1 Pembagian Dataset Buah Kelapa Sawit

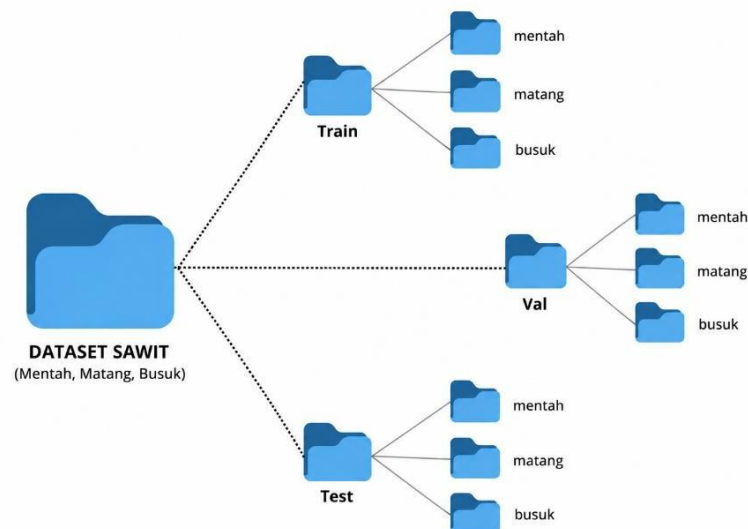
Kategori	Training	Validation	Testing	Total
Sawit Mentah	1.400	300	300	2000
Sawit Matang	1.400	300	300	2000

Tabel 3.1 Pembagian Dataset Buah Kelapa Sawit Lanjutan

Kategori	Training	Validation	Testing	Total
Sawit Busuk	1.400	300	300	2000
Total	4.200	900	900	6000

1

Setelah pembagian, seluruh dataset disusun dalam direktori yang terstruktur dan diunggah ke Google Drive untuk mempermudah proses pelatihan model menggunakan Google Colaboratory. Struktur direktori tersebut disusun seperti gambar 3.2 berikut



Gambar 3. 2 Direktori Dataset

Pengunggahan dataset ke Google Drive dilakukan untuk mempermudah proses penyimpanan dan akses data pada lingkungan Google Colab. Google Drive berfungsi sebagai media penyimpanan berbasis cloud yang memungkinkan dataset digunakan secara langsung dalam proses preprocessing, ekstraksi fitur menggunakan *MobileNetV2*, pelatihan model SVM, serta pengujian model klasifikasi. Selain itu, penggunaan Google Drive membantu menjaga ketersediaan

31

data, memudahkan pengelolaan struktur dataset, dan mengurangi kebutuhan penyimpanan lokal pada perangkat pengguna.

3.2.6 Analisis Sistem

Tahapan ini mencakup pemilihan perangkat keras dan perangkat lunak yang sesuai untuk mendukung seluruh proses penelitian, mulai dari pelatihan model, konversi model, hingga implementasi dalam bentuk aplikasi mobile. Pemilihan spesifikasi sistem didasarkan pada efisiensi, kompatibilitas dengan framework yang digunakan, serta keterbatasan sumber daya pada perangkat Android kelas menengah.

Berikut ini adalah rincian perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan:

Tabel 3. 2 Spesifikasi Perangkat Keras

Komponen	Spesifikasi
Merk & Tipe	Axioo HYPE 5
Prosesor	Intel(R) Core™i5-1235U
GPU	Intel Iris Xe Graphics
RAM	16 GB
Internal	512 SSD
Sistem Operasi	Windows 11 Pro
Perangkat Tambahan	Smartphone Android (Pengujian Aplikasi) dan Flashdisk (Tempat Penyimpanan awal Dataset)

Laptop digunakan untuk proses pengolahan data, pelatihan model CNN menggunakan Google Colaboratory, serta pembuatan aplikasi Android

menggunakan Android Studio. Sementara itu, smartphone Android digunakan sebagai perangkat uji untuk menjalankan dan menguji aplikasi klasifikasi secara langsung.

Tabel 3. 3 Perangkat Lunak (Software) yang Digunakan

Nama Perangkat Lunak	Fungsi
Google Drive	Penyimpanan dataset untuk kemudahan akses saat pelatihan
Google Colaboratory	Pelatihan model berbasis cloud menggunakan Python dan TensorFlow
OpenCV	Preprocessing citra seperti resize, normalisasi, dan augmentasi
TensorFlow	Membangun dan menjalankan model <i>MobileNetV2</i> sebagai ekstraktor fitur citra
Scikit-learn	Implementasi algoritma SVM sebagai metode klasifikasi
Android Studio	Platform pengembangan aplikasi Android dan integrasi model

3.2.7 Perancangan Sistem

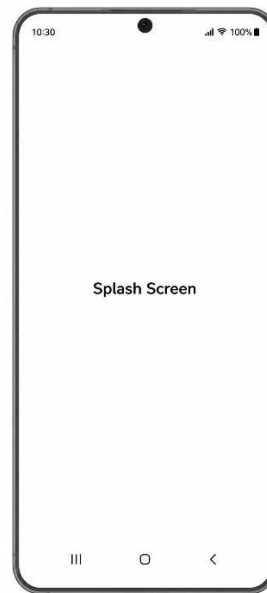
Perancangan ini mencakup antarmuka pengguna (User Interface), alur interaksi pengguna (User Flow), dan model fungsional sistem berbasis diagram. Aplikasi ini dirancang dengan pendekatan antarmuka yang sederhana dan intuitif agar mudah digunakan oleh berbagai kalangan pengguna.

1. Desain Antarmuka Pengguna (User Interface)

Desain antarmuka pengguna dibuat untuk menggambarkan tampilan dan interaksi pengguna dengan aplikasi klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Seluruh elemen dirancang agar kompatibel dengan perangkat Android dan ramah bagi pengguna awam.

a. Splash Screen Aplikasi

Halaman ini berfungsi untuk menampilkan identitas aplikasi dan memberikan waktu bagi sistem untuk memuat komponen yang diperlukan sebelum masuk ke halaman utama.



Gambar 3. 3 Tampilan Splash Screen

b. Halaman Utama dan Hasil Klasifikasi

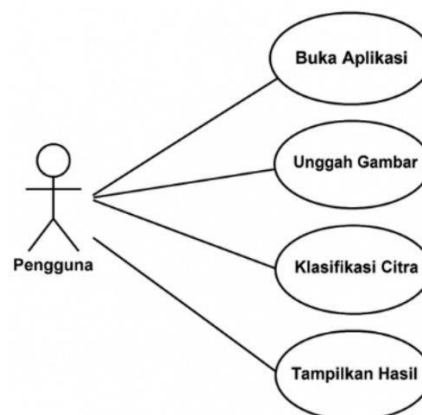
Pada halaman ini, pengguna dapat mengambil gambar menggunakan kamera atau memilih gambar dari galeri. Setelah proses klasifikasi selesai, aplikasi akan menampilkan hasil identifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit beserta nilai kepercayaan (*confidence*) dari hasil prediksi.



Gambar 3. 4 Tampilan Halaman Utama dan Hasil Klasifikasi

2. Diagram Use Case

Diagram use case digunakan untuk menggambarkan interaksi antara pengguna (actor) dan sistem. Diagram ini menunjukkan fungsi-fungsi yang tersedia dalam aplikasi, seperti memilih gambar, melakukan klasifikasi, dan melihat hasil klasifikasi.

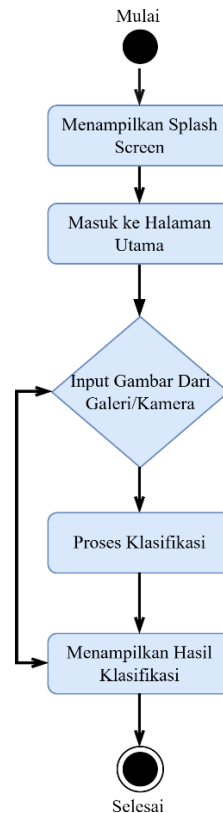


Gambar 3. 5 Diagram Use Case Sistem Klasifikasi Sawit

Diagram use case di atas menggambarkan interaksi antara pengguna dan aplikasi klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Pengguna berperan sebagai aktor utama yang dapat mengakses seluruh fungsi yang tersedia dalam aplikasi. Proses dimulai ketika pengguna membuka aplikasi pada perangkat Android, kemudian mengunggah atau memilih gambar buah kelapa sawit yang akan dianalisis. Setelah gambar berhasil dipilih, sistem akan melakukan proses klasifikasi citra. Selanjutnya, hasil klasifikasi akan ditampilkan kepada pengguna beserta informasi tingkat kepercayaan (*confidence*) dari hasil prediksi. Dengan demikian, diagram use case ini menunjukkan alur penggunaan aplikasi mulai dari membuka aplikasi hingga memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis.

3. Diagram Aktivitas

Diagram aktivitas digunakan untuk menggambarkan alur kerja sistem secara berurutan, mulai dari pengguna memilih atau mengambil gambar, sistem melakukan proses klasifikasi, hingga menampilkan hasil klasifikasi kepada pengguna.



Gambar 3. 6 Diagram Aktivitas Sistem Klasifikasi Sawit

Diagram aktivitas di atas menggambarkan alur kerja aplikasi klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Proses dimulai saat pengguna menjalankan aplikasi, kemudian sistem menampilkan splash screen sebagai halaman pembuka. Setelah itu, pengguna diarahkan ke halaman utama aplikasi. Pada halaman tersebut, pengguna dapat memasukkan gambar buah kelapa sawit melalui kamera atau galeri perangkat. Gambar yang dipilih kemudian diproses oleh sistem pada tahap klasifikasi menggunakan model yang telah dikembangkan. Setelah proses klasifikasi selesai, sistem akan menampilkan hasil klasifikasi kepada pengguna. Jika pengguna ingin melakukan klasifikasi kembali, pengguna

dapat kembali memilih gambar baru dan mengulangi proses yang sama. Proses berakhir ketika pengguna selesai menggunakan aplikasi dan menutup sistem

3.2.8 Implementasi Sistem

Tahap implementasi sistem merupakan fase realisasi dari hasil analisis dan perancangan sistem yang telah dilakukan sebelumnya. Pada tahap ini, sistem dibangun menggunakan pendekatan Waterfall, yaitu metode pengembangan perangkat lunak yang dilakukan secara berurutan mulai dari analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, hingga pengujian. Proses ini dimulai dengan pelatihan model klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan dataset citra yang telah dikumpulkan dan diproses sebelumnya. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yaitu *MobileNetV2* untuk memperoleh representasi fitur dari citra buah kelapa sawit. Selanjutnya, fitur tersebut digunakan sebagai input untuk algoritma *Support Vector Machine (SVM)* yang berfungsi sebagai classifier untuk menentukan kelas kematangan buah, yaitu mentah, matang, dan busuk. Proses pelatihan dilakukan menggunakan platform Google Colaboratory dengan bantuan framework TensorFlow dan Scikit-learn. Setelah model selesai dilatih, dilakukan proses evaluasi untuk mengukur performa sistem menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Model yang telah optimal kemudian diimplementasikan ke dalam sistem aplikasi menggunakan android studio agar dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi secara otomatis terhadap gambar buah kelapa sawit yang diunggah pengguna. Implementasi dilakukan secara sistematis sesuai tahapan Waterfall dan menjadi dasar untuk

proses pengujian sistem pada tahap berikutnya.

3.2.9 Pengujian Sistem

Tahap pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi kinerja dan keakuratan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit yang telah dikembangkan. Proses ini dilakukan menggunakan dataset pengujian (testing) yang telah dipisahkan sebelumnya dari keseluruhan dataset. Model yang menggunakan ekstraksi fitur *MobileNetV2* dan klasifikasi SVM dievaluasi untuk mengetahui sejauh mana sistem mampu membedakan kelas kematangan buah kelapa sawit, yaitu mentah, matang, dan busuk secara akurat. Evaluasi kinerja sistem dilakukan dengan menggunakan metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengukur performa model dalam melakukan klasifikasi. Selain itu, digunakan *confusion matrix* untuk menganalisis distribusi hasil prediksi serta mengidentifikasi kesalahan klasifikasi seperti false positive dan false negative pada setiap kelas. Pengujian sistem juga dilakukan melalui uji coba langsung pada aplikasi, dengan mengunggah citra buah kelapa sawit dari kamera maupun galeri. Hasil prediksi kemudian ditampilkan secara real-time untuk memastikan bahwa sistem klasifikasi berjalan dengan baik sesuai dengan yang diharapkan.

3.2.10 Kesimpulan Penelitian

Kesimpulan adalah bagian akhir yang memuat rangkuman hasil penelitian atau pembahasan, sekaligus memberikan jawaban terhadap rumusan masalah yang telah diajukan. Kesimpulan disusun secara singkat, padat, dan berdasarkan data atau analisis yang telah dilakukan, tanpa menambahkan informasi baru.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil penelitian dan pembahasan yang diperoleh dari proses pengembangan aplikasi klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi berbasis Android. Pada bab ini dibahas tahapan penelitian yang meliputi pengumpulan dataset, analisis data, dan perancangan sistem, implementasi aplikasi, serta pengujian model dan sistem yang telah dikembangkan. Hasil yang diperoleh kemudian dianalisis untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan buah kelapa sawit ke dalam kategori mentah, matang, dan busuk. Selain itu, pembahasan dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan aplikasi yang dibangun dalam mendukung proses identifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara otomatis, sehingga dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih objektif dan efisien.

4.1 Proses Pelatihan Model

Pada tahap ini dilakukan proses pelatihan model untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan metode *MobileNetV2* dan *Support Vector Machine (SVM)*. *MobileNetV2* digunakan untuk mengekstraksi ciri atau fitur dari setiap citra buah kelapa sawit, kemudian fitur yang diperoleh digunakan sebagai masukan bagi algoritma SVM untuk mempelajari pola dari masing-masing kelas, yaitu mentah, matang, dan busuk. Proses pelatihan ini bertujuan menghasilkan model yang mampu mengenali perbedaan karakteristik setiap tingkat kematangan sehingga dapat digunakan pada tahap pengujian dan evaluasi kinerja model.

4.1.1 PraPemrosesan Citra

Pada tahap prapemrosesan citra dilakukan persiapan dataset sebelum memasuki proses pelatihan model. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan

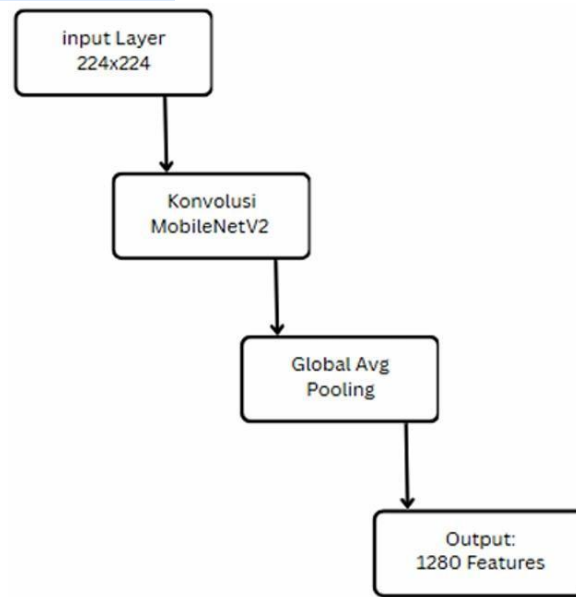
seluruh data citra telah tersusun dengan baik sehingga dapat diproses oleh model MobileNetV2. Selain itu, pada tahap ini dilakukan pembacaan data berdasarkan folder kelas sehingga setiap citra memiliki label yang sesuai dengan tingkat kematangannya.

```
Found 4200 images belonging to 3 classes.  
Found 900 images belonging to 3 classes.  
Found 900 images belonging to 3 classes.  
Label: {'Busuk': 0, 'Matang': 1, 'Mentah': 2}
```

Gambar 4. 1 Hasil Pelatihan Dataset pada PraPemrosesan Citra

Berdasarkan hasil pelatihan prapemrosesan pada Gambar 4.1, sistem berhasil membaca seluruh dataset yang terdiri dari tiga kelas, yaitu Busuk, Matang, dan Mentah. Data latih (training) berjumlah 4.200 citra, sedangkan data validasi (validation) dan data uji (testing) masing-masing berjumlah 900 citra. Selanjutnya, sistem secara otomatis memberikan label numerik pada setiap kelas, yaitu Busuk = 0, Matang = 1, dan Mentah = 2. Pemberian label ini bertujuan agar kelas yang awalnya berupa teks dapat dikenali oleh model pada saat proses pelatihan dan pengujian. Dengan demikian, total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 6.000 citra yang telah siap digunakan pada tahap ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2.

4.1.2 Arsitektur MobileNetV2



Gambar 4. 2 Arsitektur MobileNetV2

Pada tahap ini dilakukan inisialisasi arsitektur *MobileNetV2* sebagai model dasar yang digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra buah kelapa sawit. *MobileNetV2* dipilih karena memiliki arsitektur yang ringan, efisien, dan mampu menghasilkan representasi fitur yang baik.

```
base_model = MobileNetV2(weights='imagenet', include_top=False, pooling='avg')
```

Gambar 4. 3 Inisialisasi arsitektur MobileNetV2 sebagai model ekstraksi fitur

Berdasarkan hasil kodingan pada Gambar 4.3, model *MobileNetV2* diinisialisasi menggunakan bobot awal *ImageNet* (`weights='imagenet'`), sehingga model memanfaatkan pengetahuan yang telah dipelajari dari jutaan citra pada dataset *ImageNet*. Parameter `include_top=False` menunjukkan bahwa lapisan klasifikasi bawaan *MobileNetV2* tidak digunakan karena proses klasifikasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Sementara itu, parameter `pooling='avg'` menerapkan *Global Average Pooling*

untuk mengubah hasil ekstraksi fitur menjadi vektor fitur yang lebih ringkas dan siap digunakan sebagai masukan pada proses pelatihan model SVM. Dengan konfigurasi tersebut, *MobileNetV2* berperan sebagai feature extractor, sedangkan proses klasifikasi dilakukan oleh SVM.

4.1.3 Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

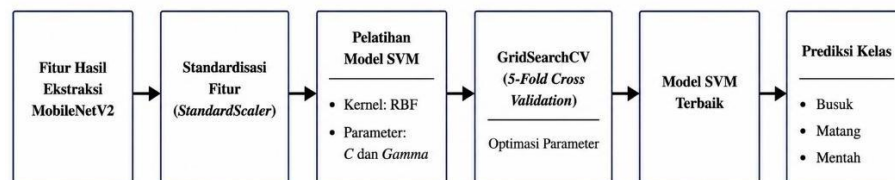
Tujuan dari tahap ini adalah mengubah citra menjadi sekumpulan fitur yang dapat merepresentasikan karakteristik setiap tingkat kematangan. Fitur yang dihasilkan selanjutnya digunakan sebagai data masukan pada proses pelatihan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*.

132/132	_____	283s 2s/step
29/29	_____	45s 2s/step
29/29	_____	44s 2s/step

Gambar 4. 4 Hasil proses ekstraksi fitur citra menggunakan MobileNetV2

Berdasarkan hasil proses ekstraksi fitur pada Gambar 4.4, *MobileNetV2* berhasil mengekstraksi fitur dari seluruh dataset yang terdiri atas data latih, data validasi, dan data uji. Proses ekstraksi pada data latih ditunjukkan dengan 132/132 batch yang berhasil diproses dalam waktu sekitar 283 detik, sedangkan data validasi dan data uji masing-masing terdiri dari 29/29 batch dengan waktu pemrosesan sekitar 45 detik dan 44 detik.

4.1.4 Pelatihan Model SVM



Gambar 4. 5 Arsitektur Support Vector Machine (SVM)

5

Pada tahap ini dilakukan proses pelatihan model *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan fitur yang telah diekstraksi menggunakan *MobileNetV2*.

```
Fitting 5 folds for each of 9 candidates, totalling 45 fits
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 25.2s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.9s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.4s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.5s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.7s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 15.5s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 14.6s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 14.7s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 15.4s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 15.8s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 16.8s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 19.0s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 17.6s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 16.5s
[CV] END .....C=0.1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 15.9s
[CV] END .....C=1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.1s
[CV] END .....C=1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.9s
[CV] END .....C=1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.6s
[CV] END .....C=1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 22.1s
[CV] END .....C=1, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.8s
[CV] END .....C=1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 10.6s
[CV] END .....C=1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 9.5s
[CV] END .....C=1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 10.5s
[CV] END .....C=1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 10.9s
[CV] END .....C=1, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 10.5s
[CV] END .....C=1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 7.1s
[CV] END .....C=1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 6.9s
[CV] END .....C=1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 7.3s
[CV] END .....C=1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 7.1s
[CV] END .....C=1, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 7.4s
[CV] END .....C=10, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 21.1s
[CV] END .....C=10, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 22.3s
[CV] END .....C=10, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 27.7s
[CV] END .....C=10, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 22.4s
[CV] END .....C=10, gamma=0.01, kernel=rbf; total time= 23.0s
[CV] END .....C=10, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 11.1s
[CV] END .....C=10, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 11.3s
[CV] END .....C=10, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 11.5s
[CV] END .....C=10, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 13.7s
[CV] END .....C=10, gamma=0.001, kernel=rbf; total time= 10.8s
[CV] END .....C=10, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 5.3s
[CV] END .....C=10, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 4.4s
[CV] END .....C=10, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 4.0s
[CV] END .....C=10, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 5.3s
[CV] END .....C=10, gamma=0.0001, kernel=rbf; total time= 4.2s
Best Params: {'C': 10, 'gamma': 0.0001, 'kernel': 'rbf'}
```

Gambar 4. 6 Pelatihan model SVM menggunakan GridSearchCV dengan metode 5-fold cross-validation

Berdasarkan hasil proses pelatihan yang ditunjukkan pada Gambar 4.6, *GridSearchCV* berhasil melakukan pencarian parameter terbaik untuk algoritma *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan metode *5-fold cross-validation*. Proses ini menguji 9 kombinasi parameter yang terdiri dari variasi nilai C (0,1; 1; dan 10) serta gamma (0,01; 0,001; dan 0,0001) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Setiap kombinasi parameter diuji sebanyak lima kali sehingga total proses pelatihan yang dilakukan mencapai 45 kali (45 fits). Hasil pencarian menunjukkan bahwa kombinasi parameter

terbaik adalah $C = 10$, $\gamma = 0,0001$, dan kernel = rbf. Nilai parameter tersebut dipilih karena memberikan performa terbaik selama proses validasi silang, sehingga selanjutnya digunakan sebagai konfigurasi model SVM pada tahap pengujian untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit.

4.1.5 Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model

a. Evaluasi Model Menggunakan Data Uji

Setelah proses pelatihan model selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah pengujian model menggunakan data uji (*testing data*) yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model *MobileNetV2* dan *Support Vector Machine (SVM)* dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score, sehingga diperoleh gambaran mengenai tingkat ketepatan model pada setiap kelas.

Accuracy: 0.9033333333333333				
	precision	recall	f1-score	support
Busuk	0.89	0.92	0.91	300
Matang	0.84	0.89	0.86	300
Mentah	0.99	0.90	0.95	300
accuracy			0.90	900
macro avg	0.91	0.90	0.90	900
weighted avg	0.91	0.90	0.90	900

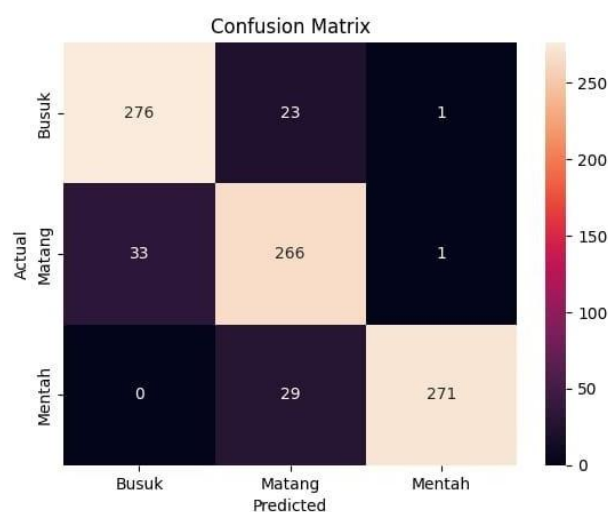
Gambar 4. 7 Hasil Evaluasi Model Menggunakan Classification Report pada Data Uji

Berdasarkan hasil pengujian pada Gambar 4.7, model memperoleh nilai akurasi sebesar 90,33%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 813 dari 900 data uji dengan benar. Pada kelas Busuk, model menghasilkan nilai precision 0,89, recall 0,92, dan F1-score 0,91, yang menunjukkan bahwa sebagian besar citra busuk berhasil dikenali dengan baik. Pada kelas Matang, diperoleh precision 0,84, recall 0,89, dan F1-score 0,86, sehingga

kelas ini memiliki performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Sementara itu, kelas Mentah memperoleh hasil terbaik dengan precision 0,99, recall 0,90, dan F1-score 0,95, yang menunjukkan bahwa hampir seluruh prediksi untuk kelas mentah dilakukan dengan sangat tepat. Selain itu, nilai macro average dan weighted average masing-masing sebesar 0,90 untuk recall dan F1-score, serta 0,91 untuk precision, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dan relatif seimbang dalam mengklasifikasikan ketiga tingkat kematangan buah kelapa sawit.

b. Confusion Matrix

Setelah diperoleh hasil evaluasi model melalui nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score, langkah selanjutnya adalah menganalisis hasil klasifikasi menggunakan Confusion Matrix. Confusion Matrix digunakan untuk mengetahui jumlah prediksi yang benar maupun yang salah pada setiap kelas, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai kemampuan model dalam membedakan tingkat kematangan buah kelapa sawit.



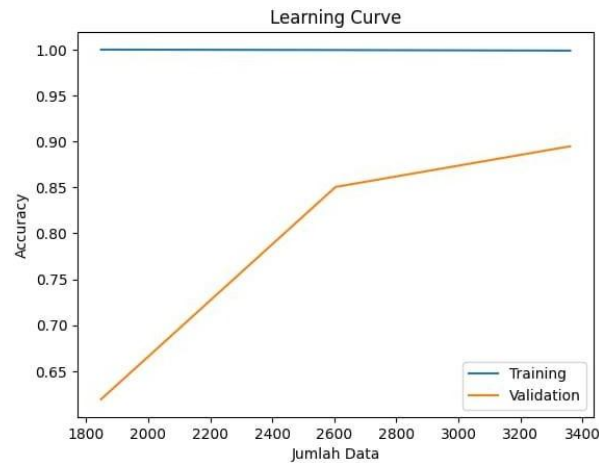
Gambar 4. 8 Confusion Matrix

Dari gambar 4.8 terlihat bahwa kelas Matang merupakan kelas yang paling sulit dikenali, karena memiliki jumlah kesalahan prediksi paling banyak (34 citra), di mana kelas Matang memiliki nilai F1-score sebesar 0,86, lebih rendah dibandingkan kelas Busuk (0,91) dan Mentah (0,95). Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan membedakan karakteristik visual buah kelapa sawit pada tingkat kematangan Matang dengan kelas Busuk maupun Mentah, sedangkan kelas Mentah merupakan kelas yang paling mudah dikenali oleh model karena tidak terdapat citra yang salah diklasifikasikan sebagai Busuk. Untuk akurasi Confusion Matrik dilakukan dengan menerapkan perhitungan persamaan 1 pada rumus berikut:

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\ \text{Accuracy} &= \frac{276 + 266 + 271}{276 + 23 + 1 + 33 + 266 + 1 + 0 + 29 + 271} \times 100 \\ &= \frac{813}{900} \times 100 \\ &= 0,9033 \times 100 \\ &= 90,33\% \end{aligned}$$

c. Learning Curve

Learning Curve digunakan untuk menggambarkan hubungan antara jumlah data latih dengan kinerja model selama proses pelatihan dan validasi. Melalui grafik ini dapat diketahui apakah model telah belajar dengan baik serta mengidentifikasi kemungkinan terjadinya *overfitting* atau *underfitting*.



Gambar 4. 9 Garfik Learning Curve

Berdasarkan grafik *Learning Curve* pada Gambar 4.9, akurasi training tetap berada pada nilai 100%, sedangkan akurasi validation meningkat dari sekitar 62% menjadi 89% seiring bertambahnya jumlah data latih. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan data memberikan pengaruh positif terhadap performa model pada data validasi. Meskipun masih terdapat selisih antara kurva training dan validation yang mengindikasikan adanya kecenderungan overfitting, model tetap memiliki kemampuan klasifikasi yang baik karena akurasi validasi mencapai sekitar 89%, sejalan dengan hasil pengujian yang memperoleh akurasi 90,33%.

4.2 Implementasi Sistem Aplikasi Android

Setelah proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi kematangan buah kelapa sawit selesai, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan model tersebut ke dalam aplikasi Android. Implementasi ini bertujuan untuk mempermudah pengguna dalam mengklasifikasikan buah kelapa sawit secara langsung melalui perangkat seluler. Proses

ini mencakup konversi model ke format yang kompatibel dengan Android, serta integrasi ke dalam antarmuka aplikasi yang telah dirancang

4.2.1 Integrasi Model ke Android

Proses implementasi dimulai dengan mengonversi model *MobileNetV2* yang telah dilatih menjadi format *TensorFlow Lite (.tflite)* agar dapat dijalankan pada perangkat Android. Selanjutnya, parameter model SVM terbaik yang diperoleh dari proses pelatihan menggunakan *GridSearchCV* dengan *5-fold cross-validation* diimplementasikan ke dalam aplikasi Android. Ketika pengguna mengambil gambar buah kelapa sawit, gambar terlebih dahulu dipraproses, kemudian diproses oleh *MobileNetV2* untuk mengekstraksi fitur. Fitur tersebut distandardisasi menggunakan *StandardScaler*, lalu diklasifikasikan oleh SVM menjadi salah satu kelas, yaitu Busuk, Matang, atau Mentah. Hasil klasifikasi kemudian ditampilkan pada layar aplikasi. Seluruh proses dilakukan secara offline tanpa memerlukan koneksi internet.

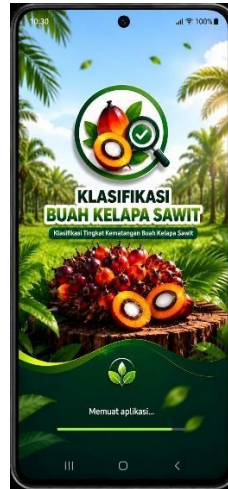
4.2.2 Fitur dan Tampilan Aplikasi

Aplikasi Android yang dikembangkan dirancang dengan antarmuka yang sederhana dan mudah dipahami, untuk memudahkan pengguna dalam mengklasifikasikan kematangan buah kelapa sawit secara cepat. Berikut adalah tampilan-tampilan utama dalam aplikasi:

1. Splash Screen

Splash Screen merupakan tampilan awal yang muncul saat aplikasi dijalankan. Halaman ini berfungsi sebagai identitas aplikasi sekaligus memberikan waktu bagi sistem untuk mempersiapkan proses sebelum masuk ke halaman utama. Pada tampilan ini ditampilkan logo, nama aplikasi "Klasifikasi Buah Kelapa Sawit", serta indikator

proses pemuatan (*loading*).



Gambar 4. 10 Tampilan Splash Screen

2. Tampilan Halaman Utama

Halaman utama merupakan pusat utama interaksi antara pengguna dengan sistem klasifikasi kematangan buah kelapa sawit. Pada halaman ini, pengguna dapat langsung menggunakan fitur-fitur utama aplikasi. Tampilan yang minimalis dan intuitif dibuat agar mudah digunakan oleh semua kalangan pengguna, termasuk masyarakat umum



Gambar 4. 11 Tampilan Halaman Utama

a. Preview Gambar

Berfungsi untuk menampilkan gambar buah kelapa sawit yang akan diklasifikasikan. Gambar dapat berasal dari kamera maupun galeri.

b. Tombol “Kamera”

Digunakan untuk mengambil gambar buah kelapa sawit secara langsung menggunakan kamera perangkat Android.

c. Tombol “Galeri”

Digunakan untuk memilih gambar buah kelapa sawit yang telah tersimpan pada memori perangkat.

d. Tombol “Mulai Klasifikasi”

Berfungsi untuk memulai proses klasifikasi. Setelah tombol ditekan, aplikasi akan memproses gambar menggunakan model *MobileNetV2* dan SVM untuk menentukan tingkat kematangan buah kelapa sawit.

e. Hasil Klasifikasi

Menampilkan hasil identifikasi berupa kelas kematangan buah kelapa sawit, yaitu Busuk, Matang, atau Mentah.

f. Nilai Confidence

Menampilkan tingkat keyakinan model terhadap hasil klasifikasi dalam bentuk persentase. Semakin tinggi nilai confidence, semakin tinggi tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi yang diberikan.

4.3 Pengujian Sistem

Pengujian sistem bertujuan untuk mengevaluasi keandalan dan performa dari aplikasi klasifikasi kematangan buah kelapa sawit berbasis Android. Dalam tahap ini,

dilakukan dua jenis pengujian, yaitu pengujian sistem menggunakan metode black-box testing untuk memastikan fungsionalitas antarmuka berjalan dengan baik, serta pengujian performa model dalam aplikasi menggunakan data uji untuk memastikan akurasi model tetap terjaga setelah integrasi.

4.3.1 Pengujian Fungsional (*Black-Box Testing*)

Pengujian *Black Box Testing* dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fungsi pada aplikasi berjalan sesuai dengan kebutuhan tanpa memperhatikan struktur atau kode program di dalamnya. Pengujian ini berfokus pada kesesuaian antara masukan (*input*) yang diberikan oleh pengguna dengan keluaran (*output*) yang dihasilkan oleh aplikasi. Setiap fitur diuji untuk mengetahui apakah telah berfungsi dengan baik sesuai dengan tujuan yang telah dirancang.

Tabel 4. 1 Black-Box Testing Aplikasi Klasifikasi Kematangan Kelapa Sawit

No	Fitur Yang Diuji	Input	Hasil Yang Diharapkan	Status
1	Splash Screen	Membuka aplikasi	Splash Screen tampil sebelum masuk ke halaman utama	Berhasil
2	Preview Gambar	Memilih atau mengambil gambar	Gambar ditampilkan pada area pratinjau	Berhasil
3	Tombol Kamera	Menekan tombol Kamera	Kamera terbuka dan dapat mengambil gambar	Berhasil
4	Tombol Galeri	Menekan	Galeri terbuka dan	Berhasil

Tabel 4.1 Black-Box Testing Aplikasi Klasifikasi Kematangan Kelapa Sawit Lanjutan

No	Fitur Yang Diuji	Input	Hasil Yang Diharapkan	Status
		tombol Galeri	pengguna dapat memilih gambar	
5	Tombol Mulai Klasifikasi	Menekan tombol setelah gambar dipilih	Proses klasifikasi dimulai	Berhasil
6	Hasil Klasifikasi	Menunggu proses selesai	Menampilkan hasil klasifikasi (Busuk, Matang, atau Mentah)	Berhasil
7	Nilai Confidence	Proses klasifikasi selesai	Menampilkan nilai confidence/akurasi hasil prediksi	Berhasil

Berdasarkan hasil Black Box Testing pada tabel 4.1, seluruh fitur pada aplikasi telah berfungsi sesuai dengan yang diharapkan. Pengguna dapat mengambil gambar melalui kamera atau memilih gambar dari galeri, kemudian melakukan proses klasifikasi menggunakan tombol Mulai Klasifikasi. Aplikasi berhasil menampilkan hasil klasifikasi beserta nilai confidence tanpa ditemukan kesalahan fungsi selama proses pengujian. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa seluruh fitur utama aplikasi telah berjalan dengan baik sesuai dengan kebutuhan sistem.

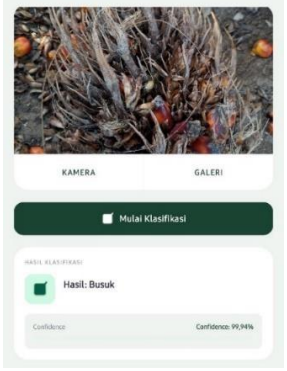
4.3.2 Pengujian Prediksi Model Menggunakan Data Uji

Pada tahap ini, dilakukan pengujian sistem menggunakan data uji berjumlah 60 citra buah sawit, yang terdiri dari 20 citra sawit per kelas. Tujuan dari pengujian ini yaitu untuk melihat kemampuan sistem dalam mengklasifikasi citra yang tidak pernah dilihat

sebelumnya oleh model (*unseen data*), serta mengevaluasi performa aplikasi saat digunakan secara nyata di perangkat Android. Sebagai representasi hasil pengujian, ditampilkan satu contoh prediksi setiap kelas dari aplikasi Android, sehingga setiap kondisi dapat diwakili.

1

Tabel 4. 2 Hasil Prediksi Model Pada Data Uji

No.	Kelas	Gambar Citra	Hasil Prediksi	Keterangan
1	Sawit Mentah		Mentah	Sesuai
2	Sawit Matang		Matang	Sesuai
3	Sawit Busuk		Busuk	Sesuai

54 Berdasarkan hasil pengujian pada beberapa data uji, aplikasi mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit sesuai dengan kelas aktual. Hasil prediksi yang ditampilkan menunjukkan bahwa model dapat membedakan kategori 2 Mentah, Matang, dan Busuk dengan baik. Hal ini menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi mampu memberikan hasil klasifikasi yang sesuai pada data uji yang digunakan.

69

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem klasifikasi kematangan buah kelapa sawit berbasis Android yang dikembangkan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur dan *Support Vector Machine (SVM)* sebagai pengklasifikasi mampu memberikan hasil klasifikasi yang baik. Tahapan prapemrosesan citra serta proses ekstraksi fitur menggunakan *MobileNetV2* berhasil menghasilkan representasi fitur yang mampu membedakan karakteristik buah kelapa sawit berdasarkan tingkat kematangannya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 90,33%, dengan nilai precision sebesar 91%, recall sebesar 90%, dan F1-score sebesar 90%, sehingga menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan buah kelapa sawit ke dalam tiga kelas, yaitu Mentah, Matang, dan Busuk.

Implementasi model ke dalam aplikasi Android juga berjalan dengan baik sehingga pengguna dapat mengambil gambar melalui kamera atau memilih gambar dari galeri untuk melakukan proses klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Aplikasi kemudian menampilkan hasil klasifikasi beserta nilai confidence sebagai tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya berhasil dari sisi performa model, tetapi juga mampu memberikan solusi yang praktis dalam membantu proses identifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit secara lebih cepat dan efisien. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi salah satu bentuk penerapan teknologi kecerdasan buatan di bidang pertanian, khususnya dalam mendukung proses penentuan kematangan buah

4

2

37

14

22

13

33

20

4

16

186

38

34

39

kelapa sawit sehingga dapat membantu meningkatkan kualitas dan ketepatan dalam proses panen.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu sebagai berikut.

1. Menambah jumlah dan variasi dataset yang digunakan, baik dari segi jumlah citra, kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, maupun latar belakang. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali objek pada berbagai kondisi sehingga menghasilkan performa yang lebih baik.
2. Mengembangkan metode klasifikasi dengan membandingkan kombinasi *MobileNetV2* dan SVM dengan metode lain, seperti *EfficientNet*, *ResNet*, atau *Vision Transformer (ViT)*, sehingga dapat diketahui metode yang memberikan tingkat akurasi terbaik dalam klasifikasi kematangan buah kelapa sawit.
3. Mengembangkan aplikasi Android dengan menambahkan fitur-fitur pendukung, seperti penyimpanan riwayat hasil klasifikasi, informasi tingkat kematangan buah, serta rekomendasi waktu panen berdasarkan hasil klasifikasi agar aplikasi menjadi lebih informatif dan bermanfaat bagi pengguna.
4. Melakukan pengujian langsung di lapangan menggunakan berbagai jenis perangkat Android dan kondisi lingkungan yang berbeda untuk mengetahui kestabilan serta performa aplikasi dalam penggunaan sehari-hari.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Rizky, P. Siregar, and Al-Khowarizmi, “Deteksi Kematangan Buah Sawit Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *J. Tugas Akhir Manaj. Inform. Komputerisasi Akunt.*, vol. 4, no. 2, pp. 175–183, 2024.
- [2] J. Zulkarnain, Kusrini, and T. Hidayat, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning,” *JST (Jurnal Sains dan Teknol.*, vol. 12, no. 3, pp. 748–758, 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v12i3.59140.
- [3] R. Triyogi, R. Magdalena, and B. Hidayat, “Mendeteksi Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Convolution Neural Network Deep Learning,” *J. Nas. SAINS dan Tek.*, vol. 1, no. 1, pp. 22–27, 2023.
- [4] B. Maulana Alfaruq, D. Erwanto, and I. Yanuartanti, “Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Metode Support Vector Machine,” *Gener. J.*, vol. 7, no. 3, pp. 64–72, 2023, doi: 10.29407/gj.v7i3.21092.
- [5] D. Bhattacharyya, E. S. N. Joshua, N. T. Rao, and T. H. Kim, “Hybrid CNN-SVM Classifier Approaches to Process Semi-Structured Data in Sugarcane Yield Forecasting Production,” *Agronomy*, vol. 13, no. 4, pp. 1–16, 2023, doi: 10.3390/agronomy13041169.
- [6] R. H. Prince *et al.*, “CSXAI: a lightweight 2D CNN-SVM model for detection and classification of various crop diseases with explainable AI visualization,” *Front. Plant Sci.*, vol. 15, no. July, pp. 1–18, 2024, doi: 10.3389/fpls.2024.1412988.
- [7] A. A. Hasibuan, Ali Amran Nst, Aldi Antoni, Ray Handika, Budi Yanto, and Akhmad Zulkifli, “Advanced Classification of Oil Palm Fruit Ripeness Using ResNet50 and Real-Time Image Analysis for Enhanced Agricultural Practices,” *J. Ict Apl. Syst.*, vol. 3, no. 2,

- pp. 75–84, 2024, doi: 10.56313/jictas.v3i2.395.
- [8] W. O. Wijaya, D. R. Manday, A. I. Napitupulu, M. Turnip, and S. Manurung, “Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pada Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Pendekatan Deep Learning,” *J. Tugas Akhir Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 4, no. 2, pp. 233–240, 2024.
- [9] A. Yasar, “Analysis of selected deep features with CNN-SVM-based for bread wheat seed classification,” *Eur. Food Res. Technol.*, vol. 250, no. 6, pp. 1551–1561, 2024, doi: 10.1007/s00217-024-04488-x.
- [10] A. Agung Mujiono, K. Kartini, and E. Yulia Puspaningrum, “Implementasi Model Hybrid Cnn-Svm Pada Klasifikasi Kondisi Kesegaran Daging Ayam,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 756–763, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8855.
- [11] T. Agustin, M. H. Purwiantoro, E. Utami, and H. A. Fatta, “CNN and SVM Combination for Multi-Class Classification of Diabetic Retinopathy Based on Fundus Imaging,” *Telematika*, vol. 15, no. 2, pp. 108–119, 2022.
- [12] A. Fabrica, “No Title,” vol. 7, no. 1, 2025.
- [13] Z. Mahmood, “applied sciences Digital Image Processing : Advanced Technologies and Applications,” 2024.
- [14] M. Trigka and E. Dritsas, “A Comprehensive Survey of Deep Learning Approaches in Image Processing,” 2025.
- [15] D. Sapi and I. Pangan, “Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi) Efektivitas Penggunaan Ruang Warna HSV untuk Klasifikasi,” vol. 9, no. March, pp. 244–254, 2025.

- [16] R. S. Pangestu, H. Purwadi, and A. Wajiansyah, “Ekstraksi Ciri Image Wajah Berdasarkan Ciri Warna Hue Saturation Value (HSV) dan Geometri,” no. 1, pp. 1–11, 2025.
- [17] P. Convolutional and N. Network, “Penerapan convolutional neural network (cnn) untuk klasifikasi penyakit daun tomat,” vol. 4221, pp. 58–67, 2025.
- [18] M. Z. Eskief, N. Shouki, and M. Chenghui, “An improved MobileNetV2 architecture for efficient roadside accident detection in CCTV footage,” vol. 6, pp. 445–451, 2025, doi: 10.30493/DAS.2025.518818.
- [19] M. Y. Kurbakov and V. V Sulimova, “Fast SVM-based Multiclass Classification in Large Training Sets,” vol. X, no. October, pp. 7–9, 2024.
- [20] N. Rali, R. Wati, and A. Abdullah, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network mengandalkan pengalaman visual dan penilaian subjektif dari para pemanen .” vol. 4, no. September, 2025.
- [21] M. Han and C. Yi, “Deep Convolutional Neural Networks for Palm Fruit Maturity Classification *,” pp. 1–9, 2025.
- [22] M. Amin and A. Bindas, “PENGKLASIFIKASI BIBIT KELAPA MENGGUNAKAN ALGORITMA DEEP LEARNING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” vol. 6, pp. 1–9, 2023.
- [23] R. Resmiati, T. Arifin, S. Informasi, F. T. Informasi, U. Adhirajasa, and R. Sanjaya, “Klasifikasi Pasien Kanker Payudara Menggunakan Metode Support Vector Machine dengan Backward Elimination,” vol. 10, pp. 381–393, 2021.
- [24] R. Hikmianto and E. Utami, “Klasifikasi Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Konvolusi untuk Deteksi Hama pada Kangkung Classification using Convolutional Neural Network

- Algorithms for Pest Detection in Water Spinach,” vol. 14, pp. 342–353, 2025.
- [25] M. Yasser, M. Ahmed, K. D. Dambul, and K. Y. Choo, “Object Detection Algorithms for Ripeness Classification of Oil Palm Fresh Fruit,” vol. 13, no. April, pp. 1326–1335, 2022, doi: 10.14716/ijtech.v13i6.5932.
- [26] T. Sistematis, “G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan,” vol. 8, no. 4, pp. 2324–2333, 2024.
- [27] E. Putra and A. Meindiawan, “Application of MobileNetV2 and SVM Combination for Enhanced Accuracy in Pneumonia Classification,” vol. 8, no. 2, pp. 332–340, 2024.
- [28] I. Technology, M. Science, H. Sam, and C. Giay, “Coffee leaf rust disease detection using MobileNetV2-based feature extractor, SVM classifier and visualization technique Le Thi Thu Hong * , Doan Quang Tu, Ngo Duy Do, Nguyen Sinh Huy,” vol. 8, no. 8, pp. 33–43, 2024.
- [29] A. Chairudin, S. Nugroho, and O. Suria, “KLASIFIKASI ANTRAKNOSA DAN BUAH BUSUK PADA CITRA CABAI RAWIT PENDAHULUAN Cabai rawit tumbuhan yang dikenal dengan nama ilmiah Capsicum frutescens L.” vol. 10, no. 2, pp. 657–666, 2025.
- [30] B. A. Wijaya, P. J. Gea, A. D. Gea, and A. Sembiring, “Satellite Images Classification using MobileNet V-2 Algorithm,” vol. 7, no. 4, pp. 2316–2326, 2023.
- [31] D. A. N. R. Forest, “ANALISIS PERBANDINGAN AKURASI KLASIFIKASI KEPUASAN SISWA TERHADAP KINERJA GURU,” vol. 20, pp. 37–44, 2025.

LAMPIRAN



