

CEK TURNITIN

SKRIPSI ELVI SUCIATI SI

 SATSET DIGITAL 1

Document Details

Submission ID

trn:oid:::3618:150981184

Submission Date

Sep 8, 2026, 3:05 PM GMT+7

Download Date

Sep 8, 2026, 3:34 PM GMT+7

File Name

SKRIPSI ELVI SUCIATI SI.pdf

File Size

2.8 MB

80 Pages

12,366 Words

86,459 Characters

39% Overall Similarity

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

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

- 24%  Internet sources
- 17%  Publications
- 34%  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

24% Internet sources
 17% Publications
 34% 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	7%
2	Internet	digilib.unila.ac.id	<1%
3	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-04	<1%
4	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-05-04	<1%
5	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-22	<1%
6	Publication	Eko Fuji Pangestu -, Bambang Irawan -. "KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI ...	<1%
7	Internet	repository.uin-suska.ac.id	<1%
8	Student papers	Telkom University on 2026-07-21	<1%
9	Internet	repository.stikesrspadgs.ac.id	<1%
10	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-08-21	<1%
11	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-19	<1%

12	Student papers	Universitas Putera Batam on 2026-02-03	<1%
13	Internet	eprints.amikom.ac.id	<1%
14	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-07-20	<1%
15	Internet	rama.uniku.ac.id	<1%
16	Internet	lab.tik.pnj.ac.id	<1%
17	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-03	<1%
18	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-01-06	<1%
19	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-03	<1%
20	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-07-06	<1%
21	Internet	repositori.usu.ac.id:8080	<1%
22	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-17	<1%
23	Internet	jurnal.unikal.ac.id	<1%
24	Student papers	Universitas Khairun on 2026-04-13	<1%
25	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-03	<1%

26	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
27	Internet	eprints.umpo.ac.id	<1%
28	Internet	repo.undiksha.ac.id	<1%
29	Student papers	Universitas Jember on 2025-06-04	<1%
30	Student papers	Institut Teknologi Sumatera on 2026-06-23	<1%
31	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-21	<1%
32	Publication	Muhammad Akbar Perdana Ramadhan, Laode Muhammad Golok Jaya, Adha Mas...	<1%
33	Internet	repository.pnj.ac.id	<1%
34	Student papers	UINFAS Bengkulu on 2026-05-25	<1%
35	Student papers	Universitas 17 Agustus 1945 Semarang on 2026-06-09	<1%
36	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-04-02	<1%
37	Internet	repository.umsu.ac.id	<1%
38	Internet	repository.upnjatim.ac.id	<1%
39	Publication	Bagas Edra Athallah Rafif, Bambang Krismono Triwijoyo, I Nyoman Switrayana. "...	<1%

40	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2026-01-02	<1%
41	Publication	Muhammad Khatama Insani, Dwi Budi Santoso. "Perbandingan Kinerja Model Pre...	<1%
42	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-05	<1%
43	Internet	ejurnal.lkpkaryaprima.id	<1%
44	Student papers	UM Surabaya on 2026-07-21	<1%
45	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-18	<1%
46	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-04-30	<1%
47	Student papers	Universitas Jember on 2026-04-06	<1%
48	Student papers	Universitas Muhammadiyah Palembang on 2026-04-30	<1%
49	Publication	Devi Fajar Wati, Lila Setiyani, Deden Moch Alfiansyah, M. Jembar Jomantara, De...	<1%
50	Student papers	Universitas Khairun on 2026-07-13	<1%
51	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-06	<1%
52	Internet	ejurnal.seminar-id.com	<1%
53	Internet	jurnal.polibatam.ac.id	<1%

54	Student papers	Universitas Airlangga-1 on 2026-05-19	<1%
55	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-11	<1%
56	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-08-31	<1%
57	Student papers	Universitas Pembangunan Panca Budi on 2026-07-20	<1%
58	Internet	repository.itpln.ac.id	<1%
59	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-10-01	<1%
60	Student papers	Universitas Kristen Duta Wacana on 2026-05-07	<1%
61	Internet	dspace.uir.ac.id	<1%
62	Internet	www.ejournal.itn.ac.id	<1%
63	Publication	Rizky Dwi Prasetyo, Nadia Anissa Maori, Akhmad Khanif Zyen. "Pengaruh Optima...	<1%
64	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-04-30	<1%
65	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-04-28	<1%
66	Student papers	Universitas Muhammadiyah Makassar on 2026-06-25	<1%
67	Student papers	National Institute Of Technology, Tiruchirappalli on 2023-09-18	<1%

68	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-07-13	<1%
69	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-17	<1%
70	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-15	<1%
71	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-30	<1%
72	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-31	<1%
73	Internet	digilib.its.ac.id	<1%
74	Student papers	Perpustakaan on 2025-08-06	<1%
75	Student papers	Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung on 2026-07-27	<1%
76	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-23	<1%
77	Student papers	Universitas Gunadarma on 2025-09-25	<1%
78	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-02-27	<1%
79	Student papers	Universitas Khairun on 2026-06-22	<1%
80	Student papers	Universitas Khairun on 2026-08-14	<1%
81	Student papers	Universitas Pendidikan Ganesha on 2026-01-27	<1%

82	Student papers	University Tun Hussein Onn Malaysia on 2025-01-20	<1%
83	Internet	id.123dok.com	<1%
84	Internet	repo.unand.ac.id	<1%
85	Internet	repository.lib.pcr.ac.id	<1%
86	Publication	Christian Richie Wijaya, Muhammad Rizky Pribadi. "Klasifikasi Penyakit Tanaman...	<1%
87	Student papers	JIS University on 2025-02-09	<1%
88	Publication	Riko Angga Bayu Kusuma -, Bambang Irawan -, Abdul Khamid -. "KLASIFIKASI PEN...	<1%
89	Student papers	STKIP Sumatera Barat on 2026-08-27	<1%
90	Publication	Saikin Saikin, Mohammad Taufan Asri Zaen, Sofiansyah Fadli, Hairul Fahmi. "Pene...	<1%
91	Publication	Yogendra Pratap Singh, Brijesh Kumar Chaurasia, Man Mohan Shukla. "Deep tran...	<1%
92	Internet	repository.unsoed.ac.id	<1%
93	Internet	repository.upi.edu	<1%
94	Student papers	Higher Education Commission Pakistan on 2026-01-12	<1%
95	Student papers	Nottingham Trent University on 2024-06-01	<1%

96	Student papers	STT PLN on 2023-07-20	<1%
97	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-03-31	<1%
98	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-03-26	<1%
99	Student papers	Universitas Jember on 2026-06-21	<1%
100	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-23	<1%
101	Internet	conference.unsri.ac.id	<1%
102	Student papers	STT PLN on 2023-08-10	<1%
103	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-06-30	<1%
104	Student papers	Universitas Malikussaleh on 2026-04-28	<1%
105	Student papers	Universitas Muhammadiyah Sukabumi on 2026-07-06	<1%
106	Internet	eprints.upj.ac.id	<1%
107	Student papers	Perpustakaan on 2025-08-06	<1%
108	Publication	Rahmawati Rahmawati, Nurhikma Arifin, Wawan Firgiawan. "Perbandingan SVM ...	<1%
109	Student papers	Telkom University on 2026-01-21	<1%

110	Student papers	Universitas Muslim Indonesia on 2025-04-16	<1%
111	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-20	<1%
112	Internet	docplayer.info	<1%
113	Internet	journal.uad.ac.id	<1%
114	Internet	repository.teknokrat.ac.id	<1%
115	Publication	Citha Nastitie, Irma Handayani2. "PERBANDINGAN METODE MOBILENETV2 DAN E...	<1%
116	Publication	Hafid Yahya, Elfi Fauziah. "Implementasi CNN Transfer Learning MobileNetV2 unt...	<1%
117	Student papers	Telkom University on 2025-07-07	<1%
118	Student papers	UIN Raden Intan Lampung on 2026-04-01	<1%
119	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2025-10-28	<1%
120	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-06-02	<1%
121	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-07-17	<1%
122	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-12-04	<1%
123	Student papers	Universitas Pendidikan Muhammadiyah Sorong on 2026-07-11	<1%

124	Student papers	Universitas Pertamina on 2026-05-09	<1%
125	Internet	pdfslide.tips	<1%
126	Internet	www.agres.id	<1%
127	Publication	Fahrul Agus, Muh. Ihsan, Dyna Marisa Khairina, Krishna Purnawan Candra. "ESfor...	<1%
128	Publication	I Kadek Prasta Yudhantara, Ni Ketut Kertiasih, I Nyoman Saputra Wahyu Wijaya. ...	<1%
129	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-08-27	<1%
130	Student papers	Universitas Brawijaya on 2016-08-08	<1%
131	Student papers	Universitas Islam Indonesia on 2021-02-15	<1%
132	Student papers	Universitas Islam Indonesia on 2025-09-17	<1%
133	Student papers	Universitas Jember on 2023-08-30	<1%
134	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
135	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-31	<1%
136	Internet	conference.usm.ac.id	<1%
137	Internet	digilib.uinkhas.ac.id	<1%

138	Internet	ejournal.uniramalang.ac.id	<1%
139	Internet	jurnal.polban.ac.id	<1%
140	Internet	jurnal.uisu.ac.id	<1%
141	Internet	yescom.id	<1%
142	Publication	Chandra Aditya, Wahyu Sugianto. "Sistem Cerdas Berbasis Website untuk Deteks...	<1%
143	Student papers	Dublin Business School on 2026-07-27	<1%
144	Publication	Erdina Turnip, Anief Fauzan Rozi. "Analisis Perbandingan Arsitektur Convolutiona...	<1%
145	Publication	Marcelo Fernandes Xavier Cham, Radius Tanone, Hendra Alexander T Riadi. "Iden...	<1%
146	Student papers	Politeknik Negeri Jember on 2018-05-23	<1%
147	Publication	Rahandya Cahyo, Alda Cendekia Siregar, Barry Ceasar Octariadi. "Implementasi A...	<1%
148	Student papers	STT PLN on 2024-08-28	<1%
149	Student papers	UPN Veteran Jakarta on 2025-12-19	<1%
150	Student papers	Universitas Brawijaya on 2020-12-30	<1%
151	Student papers	Universitas Gunadarma on 2026-06-30	<1%

152	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-11-13	<1%
153	Student papers	Universitas Pertamina on 2026-08-10	<1%
154	Student papers	Universitas Sumatera Utara on 2024-12-23	<1%
155	Internet	eprints2.undip.ac.id	<1%
156	Internet	etd.repository.ugm.ac.id	<1%
157	Internet	jti.polije.ac.id	<1%
158	Internet	repository.polman-babel.ac.id	<1%
159	Internet	repository.radenfatah.ac.id	<1%
160	Internet	repository.radenintan.ac.id	<1%
161	Internet	text-id.123dok.com	<1%
162	Internet	uisi-repository.sgp1.cdn.digitaloceanspaces.com	<1%
163	Student papers	Fakultas Teknik on 2025-07-24	<1%
164	Student papers	Fakultas Teknik on 2025-08-21	<1%
165	Student papers	Fakultas Teknik on 2026-07-10	<1%

166	Publication	Felicia Amanda Cahyadewi, Ibnu Richo Kurniawan, Irsyad Umar Fakhrizal, Fahriza...	<1%
167	Publication	Gregian Bayu Anugrah, Toni Arifin. "OPTIMASI SUPPORT VECTOR MACHINE MENG...	<1%
168	Publication	Jenny Rahma Hidayat, Jemakmum. "Implementasi Klasifikasi Citra Berbasis Tenso...	<1%
169	Publication	Konstantinos Gkountakos, Stefanos Pasios, Konstantinos Ioannidis, Konstantinos...	<1%
170	Publication	Mohammad Asifur Rahim, Rumana Akter, Ashif Reza, Tauhidur Rahman, Moham...	<1%
171	Publication	Muhammad Fawzan, Daniel Udjulawa. "Optimasi Hyperparameter CNN dengan A...	<1%
172	Publication	Muhammad Febrian Haekal, Tomi Tri Sujaka, Fahry Fahry. "Klasifikasi Citra Kualit...	<1%
173	Publication	Muhammad Sidiq Pramono, Aditya Permana Wibowo. "PENERAPAN CONVOLUTIO...	<1%
174	Student papers	October University for Modern Sciences and Arts (MSA) on 2026-06-26	<1%
175	Student papers	Sekolah Teknik Elektro & Informatika on 2026-07-20	<1%
176	Student papers	Sriwijaya University on 2021-06-24	<1%
177	Publication	Sukanto, Hasbi Firmansyah, Wahyu Asriyani. "Penerapan Metode Gradient Boos...	<1%
178	Student papers	Sultan Agung Islamic University on 2025-06-03	<1%
179	Publication	Syahril Ramadhan Salman Noor, Jumadil Nangi, Bambang Pramono, Muhammad ...	<1%

180	Student papers	Telkom University on 2025-12-10	<1%
181	Publication	Umi Khultsum, Eka Rahmawati, Annida Rahmawati, Barra Rifki Annajib, Christina ...	<1%
182	Student papers	Universitas Brawijaya on 2017-08-03	<1%
183	Student papers	Universitas Islam Negeri Raden Fatah on 2026-06-02	<1%
184	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-11-12	<1%
185	Student papers	Universitas Pendidikan Indonesia on 2025-03-13	<1%
186	Student papers	Universitas Tarumanagara on 2025-12-19	<1%
187	Internet	ejournal.poltekharber.ac.id	<1%
188	Internet	eprints.unsri.ac.id	<1%
189	Internet	ijins.umsida.ac.id	<1%
190	Internet	journal.unibos.ac.id	<1%
191	Internet	journals.upi-yai.ac.id	<1%
192	Internet	jutif.if.unsoed.ac.id	<1%
193	Internet	kc.umh.ac.id	<1%

194	Internet	publikasi.hawari.id	<1%
195	Internet	publishing-widyagama.ac.id	<1%
196	Internet	repository.mediapenerbitindonesia.com	<1%
197	Internet	repository.uinsaizu.ac.id	<1%
198	Internet	repository.unigoro.ac.id	<1%
199	Internet	repository.usd.ac.id	<1%
200	Internet	skripsi-baru.blogspot.com	<1%
201	Internet	www.essays.se	<1%
202	Internet	www.techscience.com	<1%
203	Student papers	East Union High School on 2026-06-30	<1%
204	Publication	MUHAMAD ADZRIAL RAMDHANI. "KLASIFIKASI PENYAKIT PADA TANAMAN PAPRI...	<1%
205	Publication	Md Mokshedur Rahman, Zhang Yan, Mohammad Tarek Aziz, MD Abu Bakar Siddic...	<1%
206	Publication	Muhammad Alif Fathan Alif, Tito Sugiharto, Iwan Lesmana. "KLASIFIKASI JENIS TA...	<1%
207	Student papers	Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung on 2026-07-10	<1%

208	Student papers	Sriwijaya University on 2022-06-24	<1%
209	Student papers	UM Surabaya on 2025-07-16	<1%
210	Student papers	UM Surabaya on 2026-07-21	<1%
211	Student papers	UPN Veteran Yogyakarta on 2026-05-29	<1%
212	Student papers	Universitas Brawijaya on 2020-06-22	<1%
213	Student papers	Universitas Esa Unggul on 2025-07-25	<1%
214	Student papers	Universitas Islam Riau on 2025-12-08	<1%
215	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-06-10	<1%
216	Student papers	Universitas Pamulang on 2026-07-06	<1%
217	Internet	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
218	Publication	Akram Kemal Dewantara. "Optimasi Pengambilan Keputusan dengan Neural Net...	<1%
219	Publication	Albert Willyam, Evasaria Magdalena Sipayung. "Klasifikasi Penyakit Daun Pisang ...	<1%
220	Publication	Andrian Herbert Parsaoran Sitohang, Teguh Iman Hermanto, Candra Dewi Lestar...	<1%
221	Student papers	Institut Pertanian Bogor on 2026-08-27	<1%

222	Student papers	UIN Raden Intan Lampung on 2025-11-30	<1%
223	Student papers	UNIVERSITAS BUDI LUHUR on 2026-07-02	<1%
224	Student papers	Universitas Indonesia on 2026-06-17	<1%
225	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-06-10	<1%
226	Student papers	Universitas Islam Riau on 2026-07-08	<1%
227	Student papers	Universitas Muhammadiyah Purwokerto on 2025-07-10	<1%
228	Student papers	Universitas Prima Indonesia on 2025-06-24	<1%
229	Student papers	Universitas Putera Batam on 2025-07-24	<1%
230	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP on 2026-07-28	<1%
231	Internet	doku.pub	<1%
232	Internet	www.scribd.com	<1%

OPTIMASI MODEL RESNET50 DENGAN BAYESIAN DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI

1

TUGAS AKHIR



Disusun oleh :

ELVI SUCIATI

403221010083

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

**OPTIMASI MODEL RESNET50 DENGAN BAYESIAN DALAM
KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI**

**RESNET50 MODEL OPTIMIZATION WITH BAYESIAN IN RICE
PLANT DISEASE CLASSIFICATION**

1

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh derajat Sarjana S1



Disusun oleh :

ELVI SUCIATI

403221010083

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

2026

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Proposal Tugas Akhir ini dengan baik. Karya tulis ini disusun sebagai salah satu hasil penelitian dan merupakan syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu (S1) pada Universitas Islam Indragiri. Dalam proses penyusunan proposal ini, penulis banyak menerima bimbingan, arahan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan keberkahan, Kesehatan, serta kemudahan kepada penulis dalam menghadapi segala hal khususnya dalam menyelesaikan perkuliahan dan penelitian ini.
2. Bapak Dr. H. Najamuddin, Lc., M.A, selaku Rektor Universitas Islam Indragiri.
3. Bapak Bayu Riyanto, S.SI., M.Kom, selaku Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer.
4. Ibu Fitri Yunita, S.SI., M.Kom, selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi.
5. Bapak Muh. Rasyid Ridha, S.SI., M.Kom, selaku dosen pembimbing utama saya. Penulis berterima kasih banyak atas bimbingan, serta motivasi dan semangat yang telah diberikan kepada penulis dalam proses penyusunan penelitian ini.
6. Bapak Muhammad Jibril, S.Kom., M.MSI, selaku dosen pembimbing pendamping saya. Terima kasih telah memberikan ilmu dan juga arahan yang sangat bermanfaat bagi penulis selama proses penelitian ini.

2

7. Teristimewa untuk kedua orang tua penulis Bapak Masrur dan Ibu Siti Alfiah, meskipun kita bukan keluarga yang terbiasa berbicara dari hati ke hati, penulis tahu bahwa dibalik keheningan itu tersimpan doa dan harapan yang tak pernah putus. Penulis memahami dan merasakan bahwa cinta dan dukungan yang kalian berikan selama ini hadir dalam bentuk yang berbeda, kalian mungkin tidak selalu mengucapkannya, tetapi tindakan dan keberadaan kalian adalah bukti kasih sayang yang tak terhingga. Setiap langkah dan pencapaian yang penulis raih, termasuk selesainya skripsi ini adalah bagian dari doa dan harapan kalian. Terima kasih atas segala pengorbanan, restu dan kebahagiaan yang telah kalian berikan. Semoga Bapak dan Mamak selalu diberikan Kesehatan oleh Allah SWT agar selalu bersama dengan anaknya.

2

8. Teruntuk abang tersayang Ahmad Siroth dan istrinya Kasmiah, terima kasih banyak karena selalu perhatian, mendukung, menyayangi, mendoakan, mengusahan apapun untuk adik satu-satunya ini dan menjadi sosok yang selalu hadir memberi motivasi ketika penulis merasa lelah dan ragu. Semoga Allah SWT selalu memberikan kesehatan, kebahagiaan, dan dilancarkan selalu rezeki nya, serta selalu menjadi saudara yang harmonis.

24

9. Untuk kedua sahabat penulis Dewi Nawangsari dan Siti Nursehati, perjumpaan kita dibangku perkuliahan adalah anugerah yang tak pernah penulis duga. Kalian bukan hanya sekedar teman, melainkan sahabat yang selalu ada disetiap fase perjalanan hidup penulis. Kalian selalu menjadi pendengar setia dari sisi baik dan buruk diri penulis tanpa pernah menghakimi.

159

9

Terima kasih untuk setiap tawa yang menguatkan, cerita yang menemani dan kebersamaan yang membuat segala lelah terasa lebih ringan. Kehadiran kalian

37 bukan hanya mengisi hari-hari selama perkuliahan, tetapi juga meninggalkan jejak hangat yang akan selalu penulis ingat. Semoga persahabatan ini tetap terjaga, melampaui jarak, waktu dan kesibukan yang akan datang. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan kebahagiaan dan kesuksesan dalam setiap langkah hidup kalian.

7 10. Terima kasih untuk teman-teman satu kontrakan penulis Buana Mustikawati dan Khusnul Khotimah yang telah menjadi keluarga untuk penulis selama masa perkuliahan ini. Terima kasih atas segala tawa, semangat, berbagi segalanya seperti makanan dan momen masak bareng. Lebih dari itu kalian juga menjadi saksi dimana ketika saya menangis dan hampir menyerah dalam proses ini.

7 11. Teman-teman seperjuangan Jamiya Ranika, Diana Ruvita, Febrina Sari dan Nur Ainah, yang telah menjadi teman untuk bertukar pikiran, berbagi semangat, serta memberikan dukungan selama proses perkuliahan. Terima kasih atas kebersamaan, kerja sama dan dorongan yang tak ternilai.

197 12. Kepada senior-senior yang hebat yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian ini, selalu memberikan semangat dan juga dukungan kepada penulis. Terima kasih atas ilmu dan juga semangat yang telah diberikan, selalu membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian ini.

131 13. Sahabat penulis Putri Maulina yang telah menemani perjalanan hidup penulis cukup lama semenjak masih bersekolah Mts hingga sekarang, kamu adalah bukti nyata persahabatan yang abadi. Terima kasih telah menjadi pendengar yang baik, mendengar keluh kesah tanpa menghakimi, semangat, dukungan dan segala canda tawa maupun sedih selama ini.

- 28 14. Rekan-rekan seperjuangan Program Studi Sistem Informasi angkatan 2022, terima kasih atas segala kebersamaan, motivasi dan toleransinya selama perkuliahan.
- 2 15. Keluarga besar penulis, terima kasih telah memberikan doa dan dukungan kepada penulis.
- 1 28 16. Terakhir, terima kasih yang paling tulus untuk diri sendiri, yang telah bertahan ditengah kelelahan dan keraguan, tetapi memilih untuk berjalan menyelesaikan apa yang telah dimulai. Terima kasih sudah kuat dan tidak menyerah, meskipun tidak selalu yakin.
- 38 Akhirnya, penulis berharap karya ini dapat memberikan manfaat dan menjadi referensi yang berguna bagi rekan-rekan di Universitas Islam Indragiri.

Tembilahan 2026

Penulis

1

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
PERSETUJUAN	
PENGESAHAN	
SURAT PERNYATAAN	
KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
INTISARI	xi
ABSTRACT	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penelitian	5
BAB II TINJAUAN LITERATUR	7
2.1 Tanaman Padi	7
2.2 Pengolahan Citra Digital	8
2.3 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	8
2.4 ResNet50	9
2.5 Bayesian	11
2.6 Penelitian Terdahulu	12
2.7 Rangkuman	17
BAB III METODE PENELITIAN	19
3.1 Jenis Penelitian	19
3.2 Kerangka Penelitian	20
3.2.1 Tinjauan Literatur	20
3.2.2 Analisis Pra-penelitian	21
3.2.3 Pengumpulan Dataset	22
3.2.4 Preprocessing Data	24

67

13

3.2.5	Pengembangan Model dan Optimasi	25
3.2.6	Pelatihan dan Evaluasi Model	25
3.2.7	Perancangan dan Implementasi Sistem	26
3.2.8	Pengujian Sistem	30
3.2.9	Kesimpulan Penelitian	31
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	32
4.1	Hasil Penelitian	32
4.1.1	Pengumpulan Dataset	32
4.1.2	Preprocessing Data	33
4.1.3	Pengembangan Model dan Optimasi	34
4.1.4	Pelatihan dan Evaluasi Model	42
4.1.5	Implementasi Sistem	47
4.1.6	Pengujian Sistem	50
4.2	Pembahasan	53
4.2.1	Pengujian dengan ResNet5 (Baseline)	54
4.2.2	Perbandingan dengan ResNet50 + Bayesian	56
4.3	Rangkuman	59
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN	60
5.1	Kesimpulan	60
5.2	Saran	61
	DAFTAR PUSTAKA	62
	LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Model	12
Tabel 2.2 Dataset.....	13
Tabel 2.3 Rekomendasi.....	15
Tabel 3.1 Spesifikasi Perangkat Keras Hardware	21
Tabel 3.2 Perangkat Lunak (Software)	22
Tabel 3.3 Dataset.....	23
Tabel 4.1 Rincian Jumlah Data	33
Tabel 4.2 Pembagian Dataset.....	33
Tabel 4.3 Pengujian Black-Box Testing	50
Tabel 4.4 Hasil Prediksi Model pada Data Uji	51
Tabel 4.5 Perbandingan.....	58

21

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur Umum <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	9
Gambar 2.2 Diagram Arsitektur ResNet50.....	10
Gambar 2.3 Diagram Alir Proses Optimasi Bayesian.....	11
Gambar 3.1 Kerangka Penelitian	20
Gambar 3.2 Use Case Diagram Sistem Klasifikasi Daun Padi.....	26
Gambar 3.3 Activity Diagram Sistem Klasifikasi Daun Padi.....	27
Gambar 3.4 Tampilan Splash Screen	29
Gambar 3.5 Tampilan Halaman Utama	30
Gambar 4.1 Arsitektur ResNet50 + Bayesian	38
Gambar 4.2 Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy pada Model ResNet50 dengan Bayesian.....	43
Gambar 4.3 Grafik Training Loss dan Validation Loss pada Model ResNet50 dengan Bayesian.....	43
Gambar 4.4 Confusion Matrix Model ResNet50 dengan Bayesian.....	45
Gambar 4.5 Classification Report Model ResNet50 dengan Bayesian.....	46
Gambar 4.6 Alur Integrasi Model ke Aplikasi Android	47
Gambar 4.7 Tampilan Logo Aplikasi.....	48
Gambar 4.8 Tampilan Halaman Utama	49
Gambar 4.9 Confusion Matrix ResNet50 (Baseline)	55
Gambar 4.10 Classification Report ResNet50 (Baseline).....	56

114

119

230

162

25

99

27

INTISARI

Penyakit tanaman padi merupakan salah satu penyebab menurunnya produktivitas hasil panen sehingga diperlukan metode identifikasi yang cepat dan akurat. Identifikasi secara manual masih bergantung pada pengamatan visual yang memerlukan waktu dan berpotensi menimbulkan kesalahan. Penelitian ini bertujuan mengoptimalkan model ResNet50 menggunakan Bayesian Optimization untuk meningkatkan performa klasifikasi penyakit tanaman padi serta mengimplementasikannya ke dalam aplikasi Android. Penelitian menggunakan metode eksperimen kuantitatif dengan dataset sebanyak 4.000 citra daun padi yang terdiri atas empat kelas, yaitu Healthy, Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, dan Narrow Brown Spot. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data, pengembangan model ResNet50, optimasi hyperparameter menggunakan Bayesian Optimization, pelatihan dan evaluasi model menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta implementasi model ke dalam aplikasi Android berbasis TensorFlow Lite. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Bayesian Optimization mampu meningkatkan performa ResNet50 sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dan stabil dibandingkan sebelum optimasi. Model yang telah diimplementasikan pada aplikasi Android mampu mengidentifikasi penyakit daun padi secara cepat melalui kamera atau galeri serta menampilkan informasi hasil klasifikasi. Dengan demikian, model yang dikembangkan dapat menjadi solusi praktis untuk membantu deteksi penyakit tanaman padi di lapangan.

Kata Kunci : Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi, Convolutional Neural Network (CNN), ResNet50, Optimasi Bayesian, Android

ABSTRACT

Rice plant diseases are one of the causes of decreased crop productivity, so a fast and accurate identification method is needed. Manual identification still relies on visual observation, which is time-consuming and potentially error-prone. This study aims to optimize the ResNet50 model using Bayesian Optimization to improve the performance of rice plant disease classification and implement it into an Android application. The study used a quantitative experimental method with a dataset of 4,000 rice leaf images consisting of four classes: Healthy, Bacterial Leaf Blight, Brown Spot, and Narrow Brown Spot. The research stages include data preprocessing, ResNet50 model development, hyperparameter optimization using Bayesian Optimization, model training and evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics, and model implementation into a TensorFlow Lite-based Android application. The results show that Bayesian Optimization is able to improve the performance of ResNet50, resulting in a more accurate and stable classification compared to before optimization. The model that has been implemented in the Android application is able to quickly identify rice leaf diseases through the camera or gallery and displays information on the classification results. Thus, the developed model can be a practical solution to help detect rice plant diseases in the field.

Keywords : Rice Plant Disease Classification, Convolutional Neural Network (CNN), ResNet50, Bayesian Optimization, Android

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Padi merupakan komoditas pangan utama di Asia dan menjadi sumber karbohidrat mayoritas masyarakat. Gangguan produksi padi akibat penyakit dapat menurunkan hasil panen secara signifikan dan mengancam ketahanan pangan. Penyakit seperti *brown spot*, *bacterial leaf blight* dan lainnya memiliki gejala visual pada daun yang sering sulit dibedakan oleh petani, sehingga membutuhkan teknologi klasifikasi otomatis berbasis citra untuk identifikasi dini. Klasifikasi berbasis pengolahan citra telah berkembang pesat karena mampu mengurangi ketergantungan pemeriksaan manual yang subjektif dan tidak efisien[1].

Convolutional Neural Network (CNN) menjadi metode *deep learning* yang paling efektif untuk pengenalan citra daun tanaman karena kemampuannya mengekstraksi fitur secara otomatis dan *end-to-end*. CNN menghilangkan kebutuhan segmentasi manual dan pemilihan fitur secara tradisional, sehingga sangat efektif dalam klasifikasi penyakit berbasis pola dan tekstur pada daun. Berbagai penelitian menunjukkan CNN mampu mencapai akurasi tinggi dalam mengklasifikasi penyakit tanaman padi dan tanaman lain[2].

ResNet50 merupakan arsitektur CNN berbasis *residual learning* yang mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* melalui *shortcut connection*. Model ini terbukti unggul dalam tugas klasifikasi citra pertanian, termasuk identifikasi penyakit tanaman karena kemampuannya mengekstraksi fitur tingkat tinggi secara lebih stabil meskipun jaringan sangat dalam. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ResNet50 dapat mencapai akurasi tinggi dalam mendeteksi penyakit daun

berbagai komoditas seperti tomat dan padi, menjadikannya pilihan kuat untuk sistem klasifikasi otomatis yang membutuhkan performa tinggi[3].

Optimasi *hyperparameter* sangat penting untuk meningkatkan performa CNN, dan Bayesian menawarkan pendekatan pencarian yang lebih efisien. Bayesian memodelkan hubungan antara konfigurasi *hyperparameter* dan performa model secara probabilistik, sehingga mampu menemukan kombinasi terbaik dengan jumlah percobaan lebih sedikit. Berbagai studi menunjukkan bahwa Bayesian mampu meningkatkan performa model klasifikasi penyakit tanaman dengan signifikan, termasuk saat digunakan untuk mengatur parameter CNN atau model hibrida[4].

Penggabungan CNN khususnya ResNet50 dengan Bayesian menghasilkan model klasifikasi yang lebih efektif dan efisien dalam mengklasifikasi hama serta penyakit tanaman padi. Optimasi *hyperparameter* memungkinkan model memperoleh konfigurasi terbaik untuk ekstraksi fitur, *learning rate*, jumlah layer yang di-*unfreeze*, dan parameter lainnya, sehingga akurasi dan kemampuan generalisasi meningkat. Beberapa penelitian sebelumnya telah membuktikan bahwa model yang dioptimalkan mampu mencapai kinerja lebih tinggi dibandingkan model standar, sekaligus memberikan solusi lebih cepat dan handal untuk aplikasi pertanian cerdas[5].

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi model klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan mengintegrasikan arsitektur ResNet50 dan pendekatan optimasi *hyperparameter* menggunakan Bayesian. Dengan peningkatan akurasi tersebut, model diharapkan mampu mengenali gejala berbagai penyakit tanaman padi secara lebih tepat,

stabil, dan konsisten. Sehingga hasil klasifikasi yang diperoleh lebih valid dan dapat diandalkan sebagai alat bantu dalam sistem pemantauan kesehatan tanaman.

Keandalan model dalam mengidentifikasi kelas-kelas penyakit secara benar sangat penting, mengingat kemiripan visual antara gejala sering menyulitkan proses diagnosis manual oleh petani.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana meningkatkan model klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet50 yang mampu mengekstraksi fitur visual secara efektif dari citra daun padi?
2. Bagaimana penerapan Bayesian dapat mengoptimalkan *hyperparameter* ResNet50 untuk meningkatkan akurasi dan performa model klasifikasi penyakit tanaman padi?
3. Bagaimana implementasi model klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian ke dalam aplikasi Android dapat membantu pengguna mendeteksi penyakit daun pada tanaman padi?

1.3 Batasan Masalah

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

1. Penelitian difokuskan pada klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis citra daun.
2. Dataset yang digunakan hanya mencakup jenis penyakit daun padi yang tersedia pada sumber data penelitian.

3. Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada arsitektur ResNet50, dengan optimasi *hyperparameter* dilakukan menggunakan Bayesian.
4. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik klasik klasifikasi (*accuracy, precision, recall, F1-score*).

1.4 Tujuan Penelitian

Merujuk pada permasalahan sebelumnya yang telah disampaikan, penelitian ini dilakukan dengan tujuan sebagai berikut:

1. Meningkatkan model klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis CNN dengan arsitektur ResNet50 yang mampu mengenali ciri-ciri visual penyakit pada daun padi secara akurat.
2. Mengoptimalkan *hyperparameter* model ResNet50 menggunakan Bayesian untuk meningkatkan performa klasifikasi pada dataset penyakit daun pada tanaman padi.
3. Mengimplementasikan model klasifikasi penyakit daun pada tanaman padi berbasis ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian ke dalam aplikasi Android sehingga dapat mendeteksi secara cepat dan akurat.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dalam penelitian pengembangan aplikasi klasifikasi ini adalah:

1. Memberikan model klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis CNN dengan arsitektur ResNet50 yang mampu mengenali penyakit daun padi secara lebih akurat.
2. Menghasilkan model ResNet50 yang dioptimalkan menggunakan Bayesian

untuk meningkatkan akurasi dan performa klasifikasi penyakit daun pada tanaman padi.

3. Menghasilkan aplikasi Android yang mampu melakukan klasifikasi penyakit tanaman padi secara cepat dan akurat dengan memanfaatkan model ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian.

1.6 Sistematika Penelitian

Penelitian ini disusun dalam beberapa bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang penelitian yang menjelaskan pentingnya klasifikasi penyakit tanaman padi, rumusan masalah yang akan dijawab melalui penelitian, batasan masalah yang menjadi fokus penelitian, tujuan yang ingin dicapai, manfaat penelitian baik secara teoritis maupun praktis, serta sistematika penulisan yang menggambarkan struktur keseluruhan laporan penelitian.

BAB II TINJAUAN LITERATUR

Bab ini memaparkan teori-teori dan penelitian terdahulu yang relevan dengan klasifikasi citra, penyakit tanaman padi, serta metode *Convolutional Neural Network* (CNN) khususnya arsitektur ResNet50 dengan Bayesian. Tinjauan literatur memberikan dasar teoritis yang kuat serta mendukung pemilihan model arsitektur dan optimasi yang digunakan dalam penelitian. Bab ini juga membahas penelitian-penelitian terkait yang menjadi referensi dalam bidang klasifikasi penyakit tanaman menggunakan *deep learning*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan secara detail prosedur dan tahapan penelitian, termasuk studi

literatur, metode pengumpulan data dan sumber dataset, teknik *preprocessing* dan augmentasi data, arsitektur ResNet50 beserta optimasi yang digunakan yaitu Bayesian, strategi pelatihan model serta metode pengujian dan evaluasi model menggunakan berbagai metrik performa. Setiap tahapan dijelaskan secara sistematis dan rinci untuk memberikan pedoman yang jelas dalam pelaksanaan penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan hasil penelitian yang diperoleh beserta analisisnya. Uraian meliputi proses pengolahan data, pelatihan model ResNet50, serta evaluasi performa menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, dilakukan perbandingan antara model baseline dan model yang dioptimasi menggunakan Bayesian untuk melihat peningkatan kinerja. Bab ini juga membahas implementasi model ke dalam aplikasi Android serta hasil pengujian sistem yang menunjukkan bahwa aplikasi dapat berjalan dengan baik.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan sebagai jawaban atas rumusan masalah, meliputi performa model, pengaruh optimasi Bayesian, serta keberhasilan implementasi sistem. Selain itu, disampaikan pula saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya, seperti penambahan dataset, penggunaan metode lain, serta pengembangan fitur aplikasi agar lebih optimal dan bermanfaat bagi pengguna.

36

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

Bab ini membahas teori dan penelitian terdahulu yang menjadi dasar penelitian serta mengidentifikasi celah penelitian. Berbagai studi menunjukkan bahwa ResNet50 efektif untuk klasifikasi penyakit tanaman, namun masih memiliki kendala pada stabilitas performa dan generalisasi. Oleh karena itu, penelitian ini menggabungkan ResNet50 dengan Bayesian Optimization untuk mengoptimalkan hyperparameter sehingga diharapkan menghasilkan model klasifikasi penyakit padi yang lebih akurat, stabil, dan efektif.

171

176

2.1 Tanaman Padi

Tanaman padi yang dibudidayakan untuk pangan pada umumnya adalah *Oryza sativa*. Padi merupakan komoditas pangan utama di Indonesia dan sumber karbohidrat pokok bagi sebagian besar penduduk, statusnya strategis untuk ketahanan pangan sehingga studi tentang pertumbuhan, manajemen budidaya, dan ancaman OPT (Organisme Pengganggu Tanaman) sangat penting[6]. Padi merupakan salah satu tumbuhan yang bisa di konsumsi buah atau bijinya sebagai bahan makanan dan mudah sekali tumbuh karna dipengaruhi oleh kondisi cuaca dan iklim. Tumbuhan ini berasal dari Cina bagian selatan, sekarang sudah tersebar di seluruh dunia termasuk di Indonesia[7]. Serangan penyakit dapat mengurangi jumlah anakan produktif, menurunkan persentase butir isi dan bobot gabah, bahkan menyebabkan gagal panen pada serangan berat. Intensitas serangan terbukti berkorelasi dengan penurunan hasil panen[8]. Serangan OPT meningkatkan biaya produksi, menurunkan kualitas gabah, dan berdampak pada

53

23

23

23

kesejahteraan petani. Penerapan PHT serta pengaturan dosis pupuk dapat menekan serangan dan meningkatkan hasil panen[6].

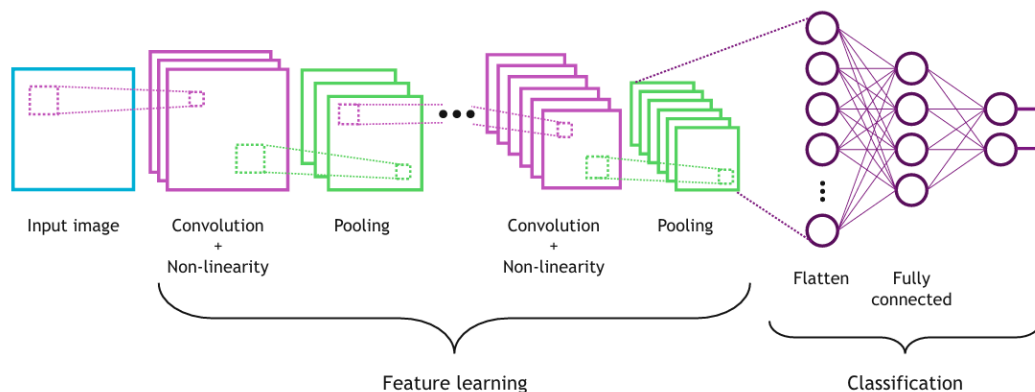
2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah teknik untuk meningkatkan kualitas gambar dan mengekstrak informasi penting melalui berbagai algoritma, mulai dari metode klasik seperti filtering dan transformasi hingga pendekatan modern berbasis *machine learning* dan *deep learning* yang mampu menganalisis fitur visual secara lebih kompleks untuk kebutuhan visualisasi, segmentasi, dan klasifikasi di berbagai bidang[9]. Alur pemrosesan citra digital mencakup akuisisi gambar, *preprocessing*, ekstraksi fitur, segmentasi, dan analisis atau klasifikasi, yang pada praktik *modern* sering dilakukan secara *end-to-end* menggunakan model seperti CNN dengan dukungan akselerasi *hardware* untuk mempercepat proses[10]. Kelebihan pengolahan citra digital mencakup peningkatan kualitas visual, ekstraksi informasi otomatis, fleksibilitas aplikasi, dan dukungan AI yang mampu mempelajari fitur kompleks. Namun, keterbatasannya mencakup kebutuhan data berlabel besar, sensitivitas terhadap kondisi pencitraan, tingginya kebutuhan komputasi, serta tantangan generalisasi dan interpretabilitas model[11].

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf yang dirancang untuk memproses citra dengan mengekstraksi fitur lokal secara bertingkat melalui lapisan konvolusi, aktivasi, pooling, dan *fully connected*, sehingga sangat efektif untuk klasifikasi, deteksi, dan segmentasi. Arsitektur ini menjadi dasar utama berbagai sistem visi komputer *modern*. Alur kerja CNN dimulai dari input citra yang diproses melalui blok konvolusi berisi konvolusi,

8 aktivasi, normalisasi, dan pooling untuk mengekstraksi fitur bertingkat, kemudian diteruskan ke lapisan *fully-connected* untuk menghasilkan keluaran. Arsitektur modern seperti ResNet, DenseNet, dan MobileNet menambahkan mekanisme efisien seperti *skip connection* atau *depthwise separable convolution* agar akurasi dan efisiensi semakin meningkat[12]. CNN memiliki kelebihan yaitu mampu mengekstraksi fitur secara otomatis, memberikan performa tinggi, dan fleksibel untuk berbagai aplikasi. Namun, CNN juga mempunyai keterbatasan yaitu membutuhkan banyak data berlabel, sensitif terhadap kualitas data, dan memerlukan komputasi tinggi, serta masih menghadapi tantangan seperti generalisasi rendah, sensitivitas terhadap gangguan, dan risiko *overfitting*. [13].

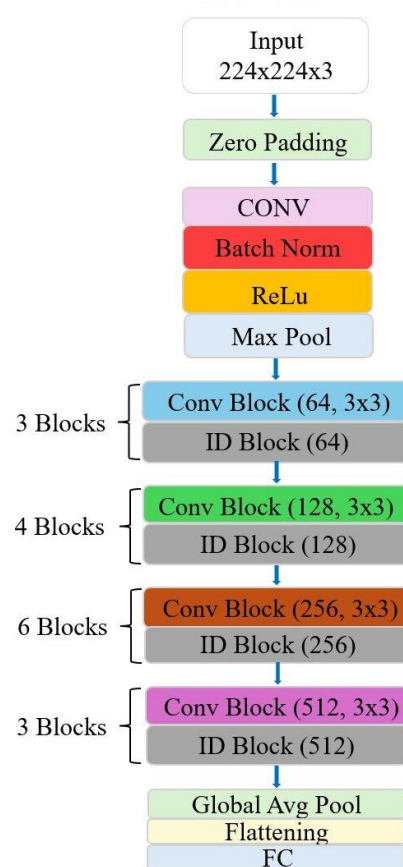


21 **Gambar 2.1 Arsitektur Umum Convolutional Neural Network (CNN)**

29 2.4 ResNet50

29 ResNet50 adalah arsitektur CNN berlapis dalam yang menggunakan *residual learning* melalui *skip connections* untuk menghindari *vanishing gradient*, sehingga mampu mengekstraksi fitur dari level rendah hingga tinggi secara efektif. Model ini banyak digunakan sebagai *backbone* untuk klasifikasi, deteksi, dan *transfer learning* karena stabil dan akurat[14]. Metode kerja ResNet50 terdiri dari lapisan konvolusi, *batch normalization*, dan ReLU untuk mengekstraksi fitur

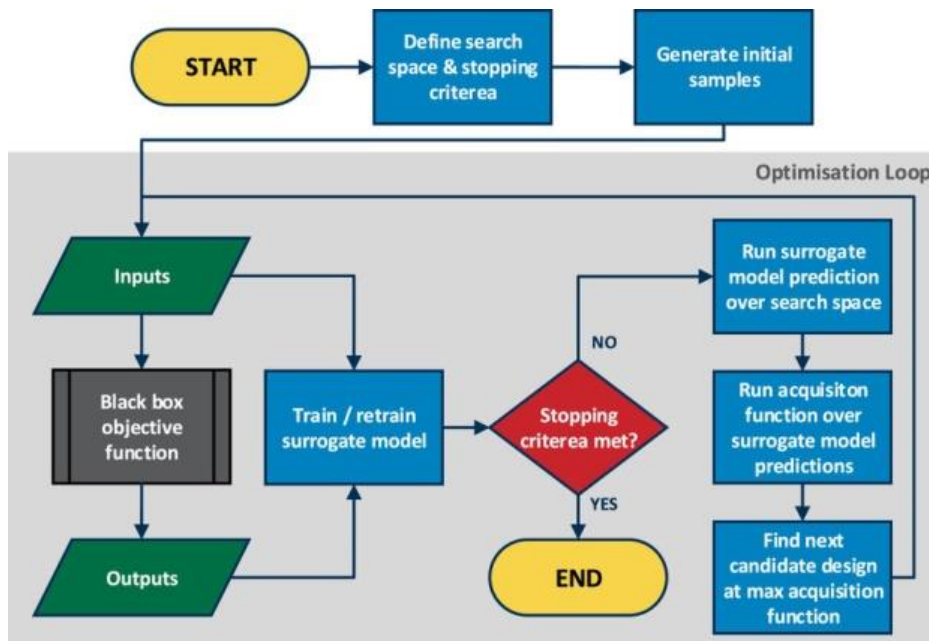
bertahap, dengan *skip connection* yang menjaga stabilitas aliran informasi dan gradien. Dalam praktiknya, model ini biasanya di *fine tune* dengan menyesuaikan lapisan akhir agar sesuai dengan dataset spesifik[15]. Kelebihan ResNet50 meliputi kemampuan melatih model yang dalam dengan akurasi tinggi, ketersediaan bobot *pre-trained* yang mempercepat konvergensi pada dataset kecil (melalui *transfer learning*), serta rekam jejak kuat di banyak aplikasi (medis, pertanian, penginderaan jauh). Kelemahan ResNet50 mencakup kebutuhan komputasi dan memori yang besar, risiko *overfitting* pada dataset kecil, serta efisiensi rendah pada perangkat *edge*. Karena itu, riset terbaru berfokus pada varian yang lebih ringan, integrasi mekanisme perhatian, dan optimasi *hyperparameter* untuk meningkatkan akurasi sekaligus efisiensi[14].



Gambar 2.2 Diagram Arsitektur ResNet50

2.5 Bayesian

Bayesian adalah metode optimasi berbasis sampel yang digunakan untuk mencari nilai optimum dari fungsi *black box* yang mahal dievaluasi, seperti pelatihan model *deep learning*, dengan jumlah percobaan sesedikit mungkin. Bayesian membangun *surrogate model* probabilistik untuk memperkirakan nilai fungsi objektif dan menggunakan *acquisition function* untuk memilih *hyperparameter* terbaik yang akan diuji. Setelah setiap evaluasi, model diperbarui secara bertahap sehingga proses optimisasi menjadi lebih efisien dan hemat sampel[16]. Kelebihan utama Bayesian adalah efisiensi sampel yang tinggi, sehingga ideal untuk evaluasi yang mahal, serta fleksibilitas dalam menangani fungsi non-linear, *noisy*, dan tanpa *gradien*[17]. Bayesian memiliki keterbatasan seperti kinerja yang menurun pada ruang *hyperparameter* berdimensi tinggi, *surrogate* berbasis GP yang sulit diskalakan, serta biaya komputasi internal yang meningkat ketika iterasi atau data evaluasi bertambah banyak[18].



Gambar 2.3 Diagram Alir Proses Optimasi Bayesian

2.6 Penelitian Terdahulu

Berikut ini merupakan penelitian terdahulu yang telah dilakukan dan memiliki tujuan searah dengan penelitian yang akan dibuat dalam tugas akhir ini dalam upaya menyempurnakan penelitian ini maka dilakukan kajian literatur diantaranya sebagai berikut:

Tabel 2.1 Model

No	Artikel	Masalah	Model
1	[19]	Penyakit daun padi	Attention-based Depthwise Separable Neural Network (ADSNN), Bayesian Optimization
2	[20]	Penyakit daun kentang	ResNet50
3	[21]	Penyakit daun manga	DenseNet121, ResNet50V2, MobileNetV3 Small, MobileNetV3 Large, InceptionV3 + Bayesian Optimization
4	[22]	Penyakit daun jagung	ResNet50, Bayesian Optimization
5	[23]	Penyakit daun padi	ResNet50, ResNet101, VGG16, VGG19, MobileNetV2, InceptionV3, EfficientNet-B7 + HOG + LBP + Grad-CAM
6	[24]	Penyakit daun tomat	ResNet50
7	[25]	Penyakit daun kentang	EfficientRMT-Net (ResNet-50 + Vision Transformer + Depthwise Convolution)
8	[26]	Penyakit daun apel & jagung	GPT-4o, ResNet50 + Bayesian Optimization
9	[27]	Penyakit daun padi	ResNet50, ResNet152, InceptionV3, MaxViT, Vision Transformer (ViT), SVM
10	[28]	Penyakit tanaman multi-kelas	ResNet-50, Hybrid ResNet + ViT (Vision Transformer), EfficientNet-B0, MobileNetV2

Tabel 2.1 menampilkan daftar penelitian terdahulu yang menggunakan berbagai model Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi penyakit

pada berbagai jenis tanaman. Terlihat bahwa sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan arsitektur ResNet50 karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur citra secara efektif. Beberapa penelitian juga menggunakan metode optimasi seperti Bayesian untuk meningkatkan performa model. Hal ini menunjukkan bahwa penerapan optimasi hyperparameter pada ResNet50 berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi, sehingga metode tersebut relevan untuk digunakan dalam penelitian tugas akhir ini. Selain itu, penelitian-penelitian tersebut menjadi dasar dalam menentukan pendekatan dan metode yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 2.2 Dataset

No	Artikel	Dataset	Kategori	Jumlah Dataset
1	[19]	HuyDo	Healthy. Penyakit brown spot, hispa, leaf blast.	2.370 gambar
2	[20]	Self-collected	Healthy. Penyakit black scurf, blackleg, common scab, dry rot, miscellaneous, pink rot.	514 gambar
3	[21]	Kaggle	Anthrachnose, Bacterial Canker, Cutting Weevil, Die Back, Gall Midge, Powdery Mildew, Sooty Mould, Healthy	4.000 gambar
4	[22]	Kaggle	Healthy. Penyakit common rust, blight, gray leaf spot	3.852 gambar
5	[23]	Dhan-Shomadhan Rice Disease Dataset	Brown Spot, Healthy, Leaf Blast, Neck Blast	4.078 gambar
6	[24]	PlantVillage	Healthy. Penyakit bacterial spot, early blight, late blight, leaf mold, septoria leaf spot, spider mites, target spot, mosaic virus, yellow leaf curl virus.	22.930 gambar
7	[25]	PlantVillage	Healthy, Early Blight, Late Blight	3.600 gambar

Tabel 2.2 Dataset Lanjutan

No	Artikel	Dataset	Kategori	Jumlah Dataset
8	[26]	PlantVillage	Penyakit daun apel dan jagung (berbagai kelas pada PlantVillage)	Tidak disebutkan secara eksplisit pada artikel (menggunakan subset PlantVillage)
9	[27]	Bangladesh Rice Disease Dataset	Bacterial Blight, Brown Spot, Sheath Blight	±4.078 gambar
10	[28]	Kaggle & on-field collected images	38 kelas dari berbagai jenis komoditas	19.000 gambar

Tabel 2.2 menyajikan informasi mengenai sumber dataset, kategori penyakit, serta jumlah citra yang digunakan dalam berbagai penelitian terdahulu. Data tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar dataset diperoleh dari lembaga penelitian pertanian, platform publik, maupun hasil pengambilan data secara mandiri oleh peneliti. Jumlah dataset yang digunakan bervariasi, mulai dari ratusan hingga puluhan ribu gambar, dengan beragam kategori penyakit daun padi seperti hawar daun, bercak coklat, serta kondisi tanaman sehat. Penggunaan dataset yang besar dan beragam sangat berpengaruh terhadap kualitas proses pelatihan model CNN, khususnya dalam mengekstraksi fitur visual yang relevan dari citra daun padi. Selain itu, perbedaan sumber dan kondisi pengambilan citra turut memengaruhi kompleksitas data yang dihadapi oleh model. Oleh karena itu, dalam penelitian ini pemilihan dataset yang sesuai dan seimbang menjadi fokus utama, disertai dengan penerapan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan ketahanan model terhadap variasi data dan menghasilkan akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi yang lebih optimal serta konsisten.

Tabel 2.3 Rekomendasi

No	Artikel	Kelebihan	Kekurangan	Saran
1	[19]	Model ADSNN + Bayesian Optimization memberi performa baik untuk penyakit daun padi dengan fokus atensi lebih akurat.	Arsitektur kompleks dan kurang umum sehingga sulit diimplementasikan ulang.	Uji perbandingan langsung dengan ResNet50 untuk menilai trade-off performa vs kompleksitas.
2	[20]	ResNet50 cocok untuk penyakit kentang meskipun dataset kecil, hasil akurasi cukup tinggi.	Dataset hanya 514 gambar sehingga rawan overfitting.	Tambahkan augmentasi agresif atau gunakan transfer learning dengan unfreeze bertahap.
3	[21]	Perbandingan lima CNN pretrained dengan Bayesian Optimization pada dataset seimbang delapan kelas untuk evaluasi yang adil.	Penelitian terbatas pada penyakit daun mangga, belum membahas interpretabilitas model, serta tidak mengevaluasi performa pada kondisi lapangan.	Menerapkan metode pada tanaman lain, menambahkan Explainable AI, serta menguji model pada dataset lapangan dengan variasi pencahayaan.
4	[22]	Menggunakan ResNet50 + Bayesian Optimization, sehingga eksplorasi hyperparameter lebih optimal. Dataset besar (Kaggle).	Tidak mempertimbangkan kondisi citra lapangan yang beragam (noise, pencahayaan).	Tambahkan augmentasi lanjutan dan uji ketahanan model pada citra lapangan asli.
5	[23]	Perbandingan CNN pretrained dengan kombinasi HOG, LBP, dan Grad-CAM untuk interpretabilitas, dengan EfficientNet-B7 + HOG sebagai model terbaik.	Penelitian belum menerapkan optimasi hyperparameter, menggunakan dataset terbatas (empat kelas penyakit), serta belum diuji pada kondisi lapangan.	Menambahkan metode optimasi hyperparameter seperti Bayesian Optimization, memperluas jumlah dan variasi dataset, serta menguji model menggunakan citra daun padi dari lingkungan nyata.

Tabel 2.3 Rekomendasi Lanjutan

No	Artikel	Kelebihan	Kekurangan	Saran
6	[24]	ResNet50 dengan modifikasi DPA memberikan akurasi tinggi pada penyakit tomat (dataset PlantVillage besar).	Dataset PlantVillage terlalu bersih tidak mewakili kondisi nyata lapangan.	Lakukan fine-tuning ulang menggunakan citra lapangan yang lebih bervariasi.
7	[25]	Kombinasi ResNet-50 dan Vision Transformer mengekstraksi fitur lokal dan global, menghasilkan klasifikasi penyakit daun kentang performa tinggi dan arsitektur efisien.	Belum menggunakan optimasi hyperparameter, dataset terbatas (tiga kelas), dan kompleksitas model lebih tinggi dari ResNet50 standar.	Mengombinasikan EfficientRMT-Net dengan Bayesian Optimization, memperluas kategori penyakit, serta menguji model pada dataset lapangan.
8	[26]	Integrasi GPT-4o dan ResNet50 dengan Bayesian Optimization serta berbagai skenario pelatihan untuk meningkatkan generalisasi model.	Objek penelitian hanya apel dan jagung. Memerlukan sumber daya komputasi tinggi. Ketergantungan pada model GPT-4o yang bersifat proprietary.	Menguji metode pada tanaman lain seperti padi, mengembangkan model open-source yang lebih ringan, serta mengevaluasi pada kondisi lapangan nyata.
9	[27]	Membandingkan arsitektur CNN, ViT, dan SVM melalui evaluasi komprehensif, dengan ResNet50 menunjukkan performa kompetitif pada klasifikasi penyakit daun padi.	Belum menggunakan optimasi hyperparameter. Dataset hanya beberapa jenis penyakit daun padi. Belum diuji pada kondisi lapangan secara langsung.	Menggunakan Bayesian Optimization, memperluas dataset citra lapangan, serta menguji model pada kondisi lingkungan beragam.
10	[28]	ResNet-50 dan Hybrid ResNet+ViT unggul pada dataset 38 kelas dengan dukungan interpretabilitas dan augmentasi untuk meningkatkan transparansi.	Data didominasi kondisi terkontrol, belum diuji di lingkungan ekstrem, membutuhkan sumber daya tinggi, serta kurang representatif untuk penyakit langka.	Integrasi data visual-lingkungan dan optimasi model ringan, serta peningkatan deteksi penyakit baru dengan pemanfaatan data lapangan.

1 Tabel 2.3 memberikan tinjauan kritis terhadap kelebihan dan kekurangan penelitian-penelitian sebelumnya, serta saran pengembangan yang dapat dijadikan acuan. Terlihat bahwa sebagian besar studi memanfaatkan arsitektur ResNet50 karena kemampuannya mengekstraksi fitur secara efektif, namun beberapa penelitian masih menghadapi keterbatasan seperti dataset yang kurang beragam, citra yang terlalu bersih, serta proses pelatihan yang kompleks akibat penggabungan banyak model. Selain itu, belum banyak penelitian menerapkan strategi peningkatan akurasi melalui optimasi *hyperparameter*, padahal pendekatan seperti Bayesian terbukti mampu meningkatkan model secara signifikan. Dengan demikian, rekomendasi tersebut menunjukkan peluang perbaikan dalam pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman padi.

2.7 Rangkuman

20 Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN), khususnya arsitektur ResNet50, telah banyak digunakan dalam klasifikasi penyakit tanaman dalam kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara efektif. Penelitian oleh Wang et al. [19], Abdullah [22], serta Sufi et al. [28] menunjukkan bahwa ResNet50 mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi pada berbagai penyakit tanaman, baik sebagai model tunggal maupun dengan dukungan optimasi dan teknik tambahan. Beberapa studi juga mengombinasikan ResNet50 dengan metode optimasi atau model tambahan untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi proses klasifikasi.

11 Kualitas dan keberagaman dataset menjadi faktor penting dalam keberhasilan pelatihan model CNN. Dataset penelitian terdahulu memiliki skala yang

1

bervariasi, mulai dari ratusan sampai puluhan ribu citra, serta mencakup berbagai kategori penyakit. Dataset yang besar dan bervariasi cenderung menghasilkan model yang lebih *robust*, sedangkan dataset yang kecil membutuhkan strategi pendukung seperti augmentasi, balancing kelas, dan *transfer learning* untuk mencegah *overfitting*. Temuan ini menegaskan pentingnya pemilihan dataset yang representatif agar model mampu bekerja secara optimal pada kondisi lapangan.

Integrasi Bayesian dalam proses pelatihan model CNN terbukti membantu dalam menemukan konfigurasi *hyperparameter* yang paling optimal dengan jumlah percobaan yang lebih efisien. Pendekatan ini memberikan peningkatan performa tanpa menambah kompleksitas proses pelatihan secara signifikan. Berdasarkan tinjauan literatur, penggunaan ResNet50 yang dioptimasi dengan Bayesian memiliki potensi yang kuat untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi, sehingga relevan untuk diterapkan pada penelitian ini.

BAB III

METODE PENELITIAN

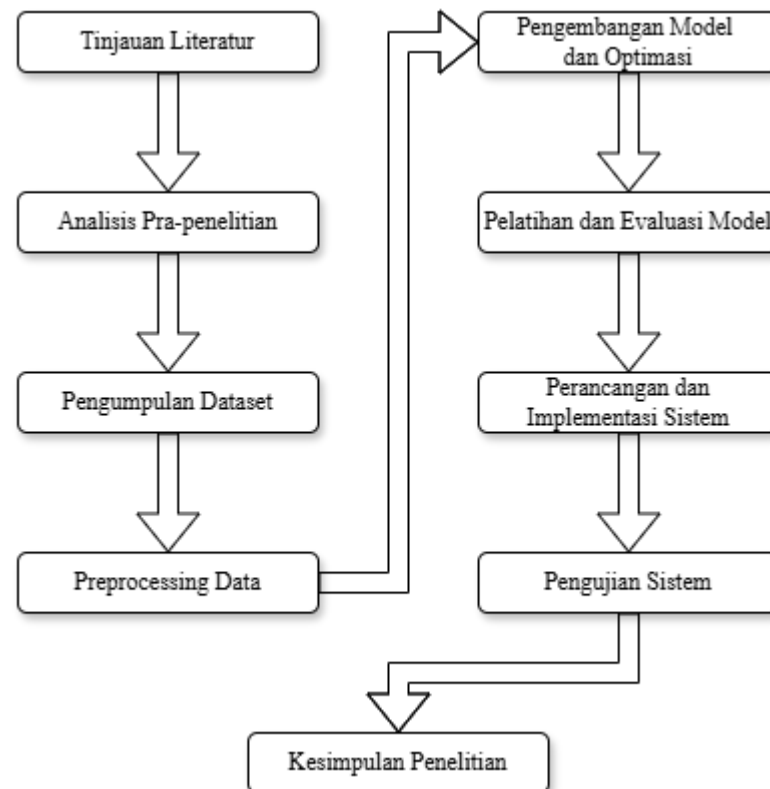
Bab ini menyajikan penjabaran secara rinci mengenai pendekatan yang digunakan dalam penelitian yang meliputi tahapan pengumpulan dan pengolahan data, perancangan arsitektur model, hingga teknik evaluasi yang diterapkan.

3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah penelitian eksperimen kuantitatif dengan pendekatan eksperimen komputasional. Penelitian ini berfokus pada pengujian dan optimasi performa model klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) ResNet50 sebagai model dasar, yang dioptimasi melalui Bayesian untuk menentukan kombinasi *hyperparameter* terbaik. Variabel utama yang diamati adalah kinerja model klasifikasi, khususnya tingkat akurasi dalam mengidentifikasi jenis penyakit berdasarkan citra daun padi, yang diperoleh melalui tahapan *preprocessing* data, pelatihan model, optimasi *hyperparameter*, serta evaluasi hasil klasifikasi. Seluruh proses penelitian dilakukan menggunakan dataset citra tanaman padi yang dikelompokkan ke dalam beberapa kelas penyakit, kemudian diuji untuk mengetahui efektivitas model ResNet50 yang telah dioptimasi dalam membedakan setiap kategori. Pendekatan eksperimen kuantitatif ini memungkinkan evaluasi kinerja model dilakukan secara objektif dan terukur menggunakan metrik numerik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score*, sehingga hasil penelitian dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai peningkatan performa model akibat penerapan Bayesian.

3.2 Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian ini dirancang untuk menggambarkan alur sistematis dalam pengembangan model klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur ResNet50 dengan Bayesian.



Gambar 3.1 Kerangka Penelitian

3.2.1 Tinjauan Literatur

Tahap tinjauan literatur dilakukan untuk membangun pemahaman yang mendalam mengenai optimasi model ResNet50 dengan pendekatan Bayesian dalam klasifikasi penyakit tanaman padi. Literatur yang dikaji mencakup berbagai sumber, seperti jurnal nasional dan internasional, buku, artikel terkait penelitian yang relevan. Penelusuran dilakukan menggunakan kata kunci seperti “Convolutional Neural Network,” “ResNet50,” “Bayesian,”

“klasifikasi penyakit tanaman,” dan “penyakit padi,” serta kata kunci terkait deep learning untuk memperluas cakupan pencarian. Studi ini bertujuan memastikan metode yang digunakan sesuai dengan perkembangan terbaru dalam klasifikasi citra pertanian.

3.2.2 Analisis Pra-penelitian

Analisis pra-penelitian dilakukan untuk memastikan penelitian berjalan tepat dan efisien dengan mengidentifikasi permasalahan utama berupa rendahnya akurasi klasifikasi penyakit tanaman padi yang berdampak pada keterlambatan penanganan. Untuk mengatasinya, dikembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur ResNet50 yang dioptimasi dengan Bayesian guna meningkatkan akurasi dan konsistensi prediksi. Data berupa citra daun padi diperoleh dari lapangan dan diklasifikasikan ke dalam beberapa kelas penyakit serta kondisi sehat, dengan tahapan penelitian meliputi preprocessing dan augmentasi data, pelatihan serta optimasi model, dan evaluasi performa. Model terbaik kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi Android untuk membantu proses identifikasi penyakit tanaman padi secara praktis di lapangan.

Tabel 3.1 Spesifikasi Perangkat Keras Hardware

Komponen	Spesifikasi
Merek & Tipe	Advan Workplus Heritage 14 1701 L25B-R57S1
Prosesor	AMD Ryzen 5 7535HS Speed Up to 4.55Ghz 6 Core 12 Threads
GPU	AMD Radeon 660M Graphics
RAM	16 GB DDR5
Internal	512 GB SSD NVMe
Sistem Operasi	Windows 11 Home
Perangkat Tambahan	Smartphone Android

Tabel 3.2 Perangkat Lunak (Software)

Nama Software	Fungsi
Google Drive	Penyimpanan dataset
Google Colab	Pelatihan model
TensorFlow & TFLite	Framework untuk membangun dan mengkonversi model ke format .tflite
Android Studio	Platform pengembangan aplikasi Android dan integrasi model.

3.2.3 Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan berupa citra daun padi yang dikelompokkan ke dalam empat kelas, yaitu Healthy (Daun Sehat), Bacterial Leaf Blight (Hawar Daun Bakteri), Brown Spot (Bercak Coklat), dan Narrow Brown Spot (Bercak Coklat Sempit). Dataset dalam penelitian ini ditargetkan berjumlah 4.000 gambar dengan distribusi seimbang sebanyak 1.000 gambar per kelas. Data dikumpulkan secara mandiri di area persawahan Kabupaten Indragiri Hilir, Riau, menggunakan kamera smartphone Samsung Galaxy A36 5G pada tiga periode waktu (pagi, siang, dan sore) untuk menangkap variasi pencahayaan alami. Selain itu, proses pengambilan gambar dilakukan secara sistematis dengan memperhatikan kejelasan objek, fokus, dan sudut pengambilan agar gejala penyakit dapat terlihat dengan baik. Variasi latar belakang dan kondisi lingkungan juga dipertimbangkan untuk meningkatkan keragaman data. Hal ini bertujuan agar dataset yang dihasilkan lebih representatif terhadap kondisi nyata di lapangan, sehingga dapat mendukung proses pelatihan model menjadi lebih akurat dan mampu melakukan generalisasi dengan baik.

Tabel 3.3 Dataset

No	Jenis Penyakit	Gambar	Pengaruh Terhadap Tanaman
1	Healthy (Daun sehat)		Daun sehat merupakan kondisi tanaman yang tidak terinfeksi bakteri, jamur, virus, maupun organisme pengganggu tanaman. Daun berwarna hijau normal, jaringan daun utuh, dan mampu melakukan fotosintesis secara optimal sehingga mendukung pertumbuhan serta hasil panen yang baik.
2	Bacterial Leaf Blight (Hawar Daun Bacteri)		Hawar daun bakteri disebabkan oleh bakteri <i>Xanthomonas oryzae</i> pv. <i>oryzae</i> (Xoo) yang menginfeksi tanaman padi sejak fase persemaian hingga menjelang panen, terutama pada lahan tergenang dengan kelembapan tinggi. Penyakit ini menyebabkan daun mengalami hawar dan mengering sehingga mengurangi proses fotosintesis serta dapat menurunkan hasil panen hingga 21–36% pada musim hujan, 18–28% pada musim kemarau, bahkan mencapai 48,8% apabila infeksi terjadi pada fase pembungaan.
3	Brown Spot (Bercak coklat)		Bercak Coklat disebabkan oleh jamur <i>Helminthosporium oryzae</i> (<i>Drechslera/Bipolaris oryzae</i>) dan umumnya berkembang pada tanaman yang kekurangan unsur hara, terutama kalium (K) dan silika (Si). Penyakit ini menyebabkan bercak pada daun serta bagian tanaman lainnya, yang pada serangan berat mengakibatkan daun mengering, mengurangi kemampuan fotosintesis, dan menurunkan hasil panen.

Tabel 3.3 Dataset Lanjutan

No	Jenis Penyakit	Gambar	Pengaruh Terhadap Tanaman
4	Narrow Brown Spot (Bercak coklat sempit)		Bercak Coklat Sempit disebabkan oleh jamur <i>Cercospora oryzae</i> yang umumnya menyerang tanaman dengan kekurangan nutrisi pada fase menjelang matang. Penyakit ini ditandai dengan bercak coklat sempit memanjang pada daun, serta pada serangan berat menyebabkan daun dan pelepah mengering, mengurangi proses fotosintesis, sehingga menghambat pertumbuhan dan menurunkan produktivitas padi.

3.2.4 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menjaga kualitas dan konsistensi data agar model ResNet50 dapat bekerja secara optimal dalam klasifikasi penyakit tanaman padi. Dataset dibagi menjadi data training 70%, validation 15%, dan testing 15%. Seluruh citra kemudian melalui proses rescaling dengan mengonversi nilai piksel dari rentang 0-255 menjadi 0-1 untuk mempercepat proses pembelajaran dan mengurangi kesalahan numerik, serta resizing menjadi 224×224 piksel sesuai dengan input ResNet50. Selain itu, diterapkan augmentasi data seperti rotasi, flip, zoom, dan penyesuaian pencahayaan untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi overfitting. Tahapan ini mendukung proses optimasi model menggunakan Bayesian sehingga menghasilkan model yang lebih akurat dan stabil, yang selanjutnya

diimplementasikan dalam sistem aplikasi Android untuk identifikasi penyakit tanaman padi secara praktis.

3.2.5 Pengembangan Model dan Optimasi

Tahap pengembangan model dilakukan dengan membangun arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan ResNet50 sebagai model dasar (baseline) untuk klasifikasi penyakit tanaman padi. Model ini kemudian dilatih menggunakan data yang telah diproses untuk mengenali pola pada setiap kelas penyakit. Selanjutnya, dilakukan optimasi hyperparameter menggunakan metode Bayesian untuk menemukan kombinasi parameter terbaik seperti learning rate, batch size, dan jumlah epoch, sehingga dapat meningkatkan performa model. Model dengan hasil optimasi terbaik dipilih berdasarkan nilai akurasi dan loss, kemudian disiapkan untuk tahap implementasi ke dalam sistem aplikasi Android agar dapat digunakan secara praktis dalam proses identifikasi penyakit di lapangan.

3.2.6 Pelatihan dan Evaluasi Model

Tahap pelatihan dilakukan dengan melatih model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian Optimization pada data training, serta memanfaatkan data validation untuk memantau kinerja model dan mencegah overfitting. Selama proses ini, performa model diukur menggunakan metrik seperti akurasi dan loss. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing untuk mengetahui kemampuan generalisasi dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman padi. Hasil evaluasi ini digunakan untuk memastikan model memiliki performa yang baik sebelum

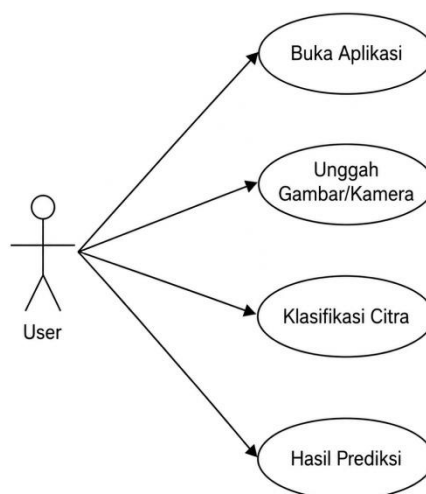
diimplementasikan ke dalam aplikasi Android sebagai sistem identifikasi penyakit secara praktis di lapangan.

3.2.7 Perancangan dan Implementasi Sistem

Perancangan sistem dilakukan dengan menyusun alur kerja aplikasi Android yang terintegrasi dengan model ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian. Tahap ini mencakup pembuatan *use case diagram* untuk menggambarkan interaksi pengguna dengan sistem, *activity diagram* untuk menjelaskan alur proses, serta perancangan antarmuka yang sederhana agar mudah digunakan di lapangan.

a. Use Case Diagram

Use case diagram digunakan untuk menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem aplikasi Android dalam proses identifikasi penyakit tanaman padi. Diagram ini menunjukkan fungsi-fungsi utama yang dapat dilakukan pengguna, seperti mengambil gambar, memproses citra, dan melihat hasil klasifikasi, sehingga memberikan gambaran umum mengenai cara kerja sistem.



Gambar 3.2 Use Case Diagram Sistem Klasifikasi Daun Padi

16

Gambar 3.2 menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem aplikasi Android dalam proses identifikasi penyakit tanaman padi. Pengguna memulai dengan membuka aplikasi, kemudian melakukan pengambilan atau unggah gambar daun padi melalui fitur kamera atau galeri. Selanjutnya, sistem akan memproses gambar untuk mengidentifikasi jenis penyakit. Setelah proses klasifikasi selesai, sistem menampilkan hasil prediksi kepada pengguna. Alur ini sederhana dan terintegrasi sehingga memudahkan identifikasi penyakit secara cepat.

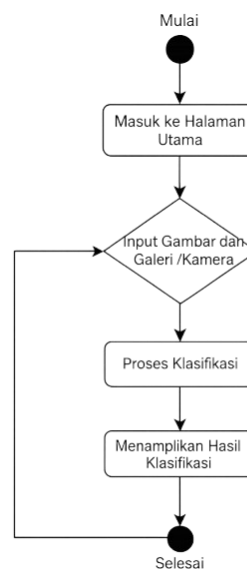
135

5

b. Activity Diagram

Activity diagram digunakan untuk menggambarkan alur proses kerja sistem dalam aplikasi Android secara lebih rinci. Diagram ini menunjukkan urutan aktivitas mulai dari pengguna membuka aplikasi, mengambil atau mengunggah gambar, proses klasifikasi oleh sistem, hingga menampilkan hasil prediksi. Dengan activity diagram, alur kerja sistem dapat dipahami secara jelas dan sistematis.

70



Gambar 3.3 Activity Diagram Sistem Klasifikasi Daun Padi

Activity diagram tersebut menggambarkan alur proses identifikasi penyakit tanaman padi pada aplikasi Android. Proses dimulai dari pengguna membuka aplikasi dan masuk ke halaman utama, kemudian menginput gambar melalui galeri atau kamera. Selanjutnya, sistem melakukan proses klasifikasi. Hasil klasifikasi kemudian ditampilkan kepada pengguna, dan proses berakhir. Alur ini menunjukkan proses yang terstruktur dan mudah digunakan dalam melakukan identifikasi penyakit secara cepat.

c. Desain Antarmuka Pengguna (*User Interface*)

Desain antarmuka pengguna dibuat untuk memastikan aplikasi Android mudah digunakan dan dipahami oleh pengguna. Perancangan ini mencakup tampilan halaman utama, fitur pengambilan atau unggah gambar, serta tampilan hasil klasifikasi. Antarmuka dirancang sederhana dan intuitif agar pengguna dapat melakukan identifikasi penyakit tanaman padi dengan cepat dan nyaman.

1) Splash Screen Aplikasi

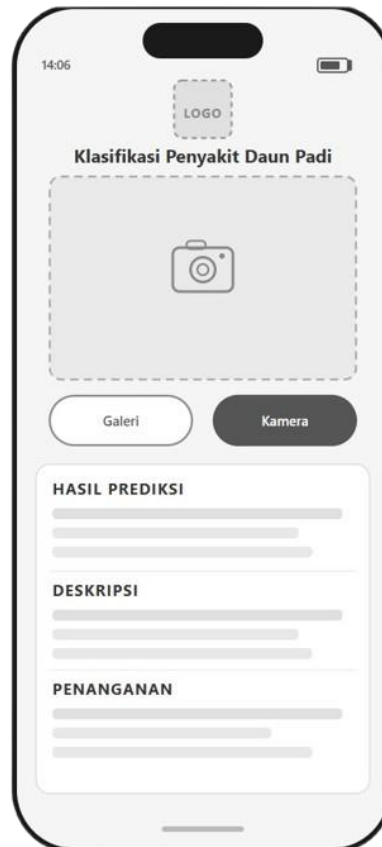
Tampilan tersebut merupakan halaman awal (splash screen) pada aplikasi Android yang menampilkan logo aplikasi klasifikasi penyakit tanaman padi. Halaman ini berfungsi sebagai pembuka saat aplikasi dijalankan sebelum pengguna masuk ke halaman utama. Tampilan ini juga memberikan waktu singkat untuk proses inisialisasi sistem sebelum aplikasi siap digunakan. Desain dibuat sederhana dan bersih agar mudah dikenali, nyaman dilihat, serta memberikan kesan profesional kepada pengguna.



Gambar 3.4 Tampilan Splash Screen

2) Halaman Utama Aplikasi

Tampilan tersebut merupakan halaman utama aplikasi Android untuk klasifikasi penyakit daun padi. Pada bagian atas terdapat judul aplikasi, diikuti dengan area utama untuk menampilkan atau mengambil gambar daun padi melalui tombol galeri dan kamera. Setelah gambar dipilih, sistem akan memproses dan menampilkan hasil prediksi pada bagian “Hasil Prediksi”, serta dilengkapi dengan informasi tambahan berupa deskripsi dan penanganan penyakit. Desain antarmuka dibuat sederhana dan terstruktur agar pengguna dapat dengan mudah melakukan proses identifikasi secara cepat dan jelas.



Gambar 3.5 Tampilan Halaman Utama

Pada tahap implementasi, model terbaik dikonversi ke format yang sesuai (seperti TensorFlow Lite) agar dapat dijalankan pada perangkat mobile. Model kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi Android sehingga pengguna dapat melakukan identifikasi penyakit tanaman padi secara langsung di lapangan dengan cepat dan praktis.

3.2.8 Pengujian Sistem

Tahap pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa model ResNet50 yang telah dioptimasi dengan Bayesian Optimization serta aplikasi Android dapat berjalan dengan baik. Pengujian mencakup performa model dalam mengklasifikasikan penyakit tanaman padi menggunakan data uji, serta pengujian fungsional aplikasi seperti proses pengambilan gambar,

klasifikasi, dan penampilan hasil. Hasil pengujian digunakan untuk menilai akurasi, keandalan, dan kemudahan penggunaan sistem sebelum diterapkan di lapangan.

3.2.9 Kesimpulan Penelitian

Bab ini menjelaskan tahapan penelitian mulai dari perancangan sistem hingga implementasi aplikasi Android untuk klasifikasi penyakit tanaman padi. Model ResNet50 digunakan sebagai dasar klasifikasi dan dioptimasi menggunakan metode Bayesian untuk memperoleh performa terbaik. Proses mencakup pengumpulan dan *preprocessing* data, pelatihan model, evaluasi, serta konversi model ke format yang dapat diintegrasikan ke aplikasi mobile. Hasil perancangan menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi penyakit daun padi secara otomatis melalui input gambar dengan alur yang sederhana dan mudah digunakan. Dengan demikian, penelitian ini menghasilkan solusi yang terintegrasi antara model *deep learning* dan aplikasi Android yang praktis, efisien, serta siap digunakan untuk membantu pengguna dalam mendeteksi penyakit tanaman padi.

74

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

36

96

220

Bab ini membahas hasil yang diperoleh dari penelitian yang telah dilakukan serta analisis terhadap kinerja sistem yang dikembangkan. Hasil tersebut mencakup performa model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian dalam mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman padi. Selain itu, pada bab ini juga dijelaskan implementasi model ke dalam aplikasi Android serta evaluasi sistem secara keseluruhan untuk mengetahui tingkat akurasi dan efektivitasnya dalam penggunaan nyata.

129

7

4.1 Hasil Penelitian

Bagian ini menyajikan hasil dari proses pengembangan dan pengujian model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian dalam klasifikasi penyakit daun pada tanaman padi. Hasil yang ditampilkan meliputi performa model, seperti akurasi serta evaluasi sistem pada aplikasi Android.

25

4.1.1 Pengumpulan Dataset

192

26

83

61

72

Dataset yang telah berhasil dikumpulkan dan digunakan dalam penelitian berjumlah 4.000 citra daun padi yang telah dikelompokkan ke dalam empat kelas. Seluruh data telah melalui proses seleksi dan validasi untuk memastikan kualitas gambar yang digunakan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Distribusi dataset dibuat seimbang pada setiap kelas untuk menghindari bias dalam pelatihan model. Rincian jumlah dataset yang valid dan tidak valid pada masing-masing kelas disajikan dalam bentuk tabel guna memberikan gambaran yang jelas. Dataset ini selanjutnya digunakan pada tahap *preprocessing* dan pelatihan model.

Tabel 4.1 Rincian Jumlah Data

Kelas	Jumlah Data Valid	Jumlah Data Invalid
Healthy	1000 Gambar	95 Gambar
Bacterial Leaf Blight	1000 Gambar	129 Gambar
Brown Spot	1000 Gambar	117 Gambar
Narrow Brown Spot	1000 Gambar	150 Gambar

4.1.2 Preprocessing Data

Pada bagian ini disajikan hasil *preprocessing* data yang dilakukan menggunakan bantuan *library* TensorFlow melalui fitur *ImageDataGenerator*. Tahapan ini bertujuan untuk menyiapkan dataset agar sesuai dengan kebutuhan model ResNet50 serta meningkatkan kualitas data sebelum proses pelatihan.

a. Pembagian Dataset

Dataset yang telah dikumpulkan dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data *training*, *validation*, dan *testing*. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih, divalidasi, dan diuji secara optimal dalam mengukur kinerja klasifikasi.

Tabel 4.2 Pembagian Dataset

Kelas	Data Training	Data Validation	Data Testing	Total Per Kelas
Healthy	700	150	150	1000
Bacterial Leaf Blight	700	150	150	1000
Brown Spot	700	150	150	1000
Narrow Brown Spot	700	150	150	1000
Total	2800	600	600	4000

b. Resize Citra

Berdasarkan proses yang dilakukan pada sistem, seluruh citra secara otomatis diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel saat dimuat ke dalam model menyesuaikan spesifikasi input dari arsitektur ResNet50.

c. Normalisasi Data

Pada tahap ini, sistem melakukan normalisasi nilai piksel citra dengan mengubah rentang nilai dari 0–255 menjadi 0–1. Proses ini diterapkan secara otomatis saat data dimuat, sehingga membantu mempercepat proses pelatihan dan menjaga stabilitas model.

d. Augmentasi Data

Khusus pada data *training*, sistem menerapkan augmentasi data yaitu rotasi, pergeseran posisi, zoom, serta pembalikan citra (*flip*). Proses ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data latih sehingga model lebih mampu melakukan generalisasi dan mengurangi risiko overfitting.

4.1.3 Pengembangan Model dan Optimasi

Model yang digunakan penelitian ini adalah ResNet50, yaitu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit daun padi berdasarkan citra. Selanjutnya, Bayesian diterapkan untuk mengoptimalkan *hyperparameter* agar diperoleh konfigurasi model yang optimal. Performa ResNet50 sebelum dan sesudah optimasi kemudian dibandingkan berdasarkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengetahui pengaruh penerapan Bayesian terhadap kinerja model.

a. Arsitektur ResNet50

ResNet50 (*Residual Network 50 layer*) merupakan arsitektur

Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Kaiming He. Model ini menggunakan konsep *residual learning* melalui *shortcut connection* untuk mengatasi masalah *vanishing gradient*, sehingga mampu mempertahankan performa pada jaringan yang dalam.

1) Input Model

Input model berupa citra daun padi yang telah melalui tahap preprocessing. Seluruh citra memiliki ukuran 224×224 piksel dengan tiga kanal warna (RGB). Data yang digunakan terdiri dari empat kelas, yaitu *healthy*, *bacterial leaf blight*, *brown spot*, dan *narrow brown spot*. Sebelum masuk ke arsitektur utama, citra akan diproses melalui lapisan awal konvolusi untuk mengekstraksi fitur dasar.

2) Struktur Arsitektur ResNet50

Arsitektur ResNet50 terdiri dari beberapa tahapan utama yang tersusun secara bertingkat, yaitu:

a) Initial Convolution dan Pooling

Pada tahap awal, citra input diproses menggunakan *convolution layer* dengan kernel besar (7×7) dan *stride* tertentu untuk mengekstraksi fitur dasar seperti tepi dan warna. Selanjutnya dilakukan *max pooling* untuk mengurangi dimensi fitur sekaligus mempertahankan informasi penting.

b) Residual Block (Conv Block dan Identity Block)

Bagian utama ResNet50 terdiri atas Conv Block dan Identity Block. Conv Block digunakan ketika terjadi perubahan dimensi

fitur, sedangkan Identity Block digunakan ketika dimensi fitur tetap. Setiap blok memiliki susunan lapisan konvolusi 1×1 , 3×3 , dan 1×1 yang berfungsi untuk mengurangi dimensi (*bottleneck*), mengekstraksi fitur utama, dan mengembalikan dimensi fitur. Selain itu, ResNet50 memanfaatkan shortcut connection yang menghubungkan input secara langsung ke output blok sehingga membantu mempertahankan informasi penting, mengurangi masalah *vanishing gradient*, dan mempercepat proses pelatihan model.

c) Feature Map Bertingkat

Seiring bertambahnya kedalaman jaringan, ukuran fitur akan semakin kecil, namun informasi yang diperoleh semakin kompleks. Tahapan ini memungkinkan model mengenali pola penyakit dari yang sederhana hingga kompleks, seperti bercak kecil hingga perubahan tekstur daun.

d) Global Average Pooling

Setelah proses ekstraksi fitur selesai, dilakukan *Global Average Pooling* untuk mereduksi dimensi feature map menjadi vektor fitur.

e) Fully Connected Layer

Vektor fitur kemudian diproses oleh *Dense Layer* untuk menghasilkan prediksi klasifikasi.

3) Mekanisme Residual Learning

Mekanisme utama pada ResNet50 adalah *residual learning*, yaitu

pendekatan yang memanfaatkan *shortcut connection* untuk meneruskan informasi dari layer sebelumnya ke layer berikutnya. Dengan mekanisme ini, model dapat mempertahankan informasi penting selama proses pelatihan sehingga mengurangi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang sangat dalam. Pendekatan tersebut membuat ResNet50 mampu belajar lebih efektif dan menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.

4) Output Model

Output dari ResNet50 berupa probabilitas untuk masing-masing kelas. Nilai probabilitas tertinggi akan menentukan kelas prediksi akhir dari citra daun padi.

b. Arsitektur ResNet50 + Bayesian Optimization

Pada penelitian ini, arsitektur ResNet50 dikembangkan dengan menambahkan proses optimasi hyperparameter menggunakan metode Bayesian untuk meningkatkan performa model.

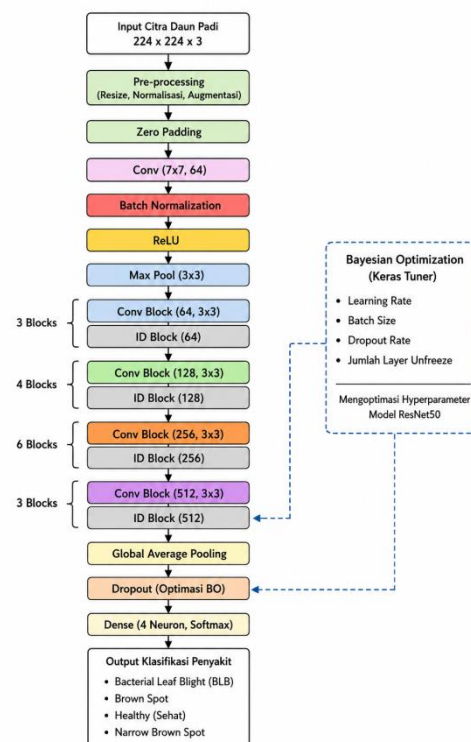
1) Modifikasi Arsitektur

Model ResNet50 dimodifikasi menggunakan pendekatan transfer learning dan fine-tuning dengan memanfaatkan bobot awal dari ImageNet, membekukan (*freeze*) sebagian layer awal, serta melatih kembali beberapa layer akhir agar lebih sesuai dengan karakteristik dataset penyakit daun padi. Selain itu, ditambahkan Global Average Pooling, Batch Normalization, Dense Layer, dan Dropout, serta dilakukan penyesuaian pada output layer menjadi empat kelas. Modifikasi ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model

dalam mengenali karakteristik penyakit daun padi secara lebih optimal.

2) Stuktur Model ResNet50 + Bayesian

Alur kerja model diawali dengan memasukkan citra daun padi berukuran $224 \times 224 \times 3$ sebagai input. Selanjutnya, citra diproses oleh backbone ResNet50 untuk mengekstraksi fitur-fitur penting. Setelah itu, dilakukan fine-tuning pada beberapa layer terakhir agar model dapat mengenali karakteristik spesifik penyakit daun padi. Fitur hasil ekstraksi kemudian diteruskan ke custom classification layer yang terdiri dari Global Average Pooling (GAP), Batch Normalization, Dense Layer, dan Dropout sebelum akhirnya diproses pada output layer dengan aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi ke dalam empat kelas penyakit daun padi.



Gambar 4.1 Arsitektur ResNet50 + Bayesian

Gambar 4.1 menunjukkan arsitektur model ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian dalam proses klasifikasi penyakit tanaman padi. Diagram tersebut menggambarkan alur pengolahan citra mulai dari tahap masukan hingga menghasilkan prediksi kelas penyakit, serta menunjukkan peran Bayesian dalam mencari kombinasi *hyperparameter* terbaik untuk meningkatkan performa model.

Proses diawali dengan input citra daun padi berukuran $224 \times 224 \times 3$ piksel, yang merupakan ukuran standar masukan pada model ResNet50. Sebelum diproses oleh model, citra terlebih dahulu melalui tahap *pre-processing* yang meliputi *resize*, normalisasi, dan augmentasi data. Tahap *resize* bertujuan menyeragamkan ukuran seluruh citra, normalisasi digunakan untuk mengubah rentang nilai piksel sehingga proses pelatihan menjadi lebih stabil, sedangkan augmentasi dilakukan untuk memperkaya variasi data agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap citra baru. Setelah proses *pre-processing*, citra diteruskan ke lapisan awal ResNet50 yang terdiri dari Zero Padding, Convolution (7×7 , 64 filter), Batch Normalization, ReLU, dan Max Pooling. Pada tahap ini model mulai mengekstraksi fitur-fitur dasar seperti tepi, tekstur, dan pola awal pada citra daun padi.

Tahap berikutnya merupakan inti dari arsitektur ResNet50, yaitu empat kelompok Residual Block yang terdiri atas Conv Block dan Identity Block. Kelompok pertama menggunakan 64 filter dengan 3

193 blok, kelompok kedua menggunakan 128 filter dengan 4 blok, kelompok ketiga menggunakan 256 filter dengan 6 blok, sedangkan kelompok terakhir menggunakan 512 filter dengan 3 blok. Penggunaan residual block memungkinkan jaringan yang lebih dalam tetap dapat dilatih secara efektif karena adanya shortcut connection yang membantu mengurangi permasalahan *vanishing gradient* sekaligus mempertahankan informasi penting selama proses pembelajaran. Hasil ekstraksi fitur dari seluruh residual block kemudian diproses menggunakan Global Average Pooling untuk mereduksi dimensi feature map menjadi sebuah vektor fitur tanpa menambah jumlah parameter yang besar. Selanjutnya diterapkan Dropout sebagai teknik regularisasi untuk mengurangi risiko overfitting dengan menonaktifkan sebagian neuron secara acak selama proses pelatihan. Setelah itu, fitur diteruskan ke Dense Layer yang terdiri atas 4 neuron dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas masing-masing kelas penyakit.

216 Pada penelitian ini, proses pelatihan model dioptimasi menggunakan Bayesian melalui Keras Tuner. Berbeda dengan ResNet50 yang berfungsi sebagai model ekstraksi dan klasifikasi fitur, Bayesian berperan dalam mencari kombinasi hyperparameter terbaik secara otomatis berdasarkan hasil evaluasi setiap proses pelatihan. Hyperparameter yang dioptimasi meliputi learning rate, batch size, dropout rate, serta jumlah layer yang di-unfreeze pada tahap fine-tuning. Setiap kombinasi hyperparameter dievaluasi

berdasarkan performa model, kemudian Bayesian memilih kombinasi yang memberikan nilai evaluasi terbaik sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dibandingkan pencarian secara manual. Setelah diperoleh kombinasi *hyperparameter* yang optimal, model ResNet50 dilatih kembali menggunakan parameter tersebut untuk menghasilkan model akhir yang memiliki kemampuan klasifikasi lebih baik. Model kemudian menghasilkan output klasifikasi berupa salah satu dari empat kelas penyakit daun padi, yaitu *Healthy* (Daun Sehat), *Bacterial Leaf Blight* (BLB), *Brown Spot*, dan *Narrow Brown Spot*, berdasarkan nilai probabilitas tertinggi yang dihasilkan oleh fungsi Softmax.

Berdasarkan diagram tersebut dapat diketahui bahwa ResNet50 berperan sebagai arsitektur utama untuk melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi citra daun padi, sedangkan Bayesian berfungsi sebagai metode optimasi *hyperparameter* yang membantu meningkatkan akurasi dan stabilitas model tanpa mengubah struktur dasar ResNet50. Dengan demikian, integrasi kedua metode tersebut diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi penyakit tanaman padi yang lebih optimal dibandingkan penggunaan ResNet50 tanpa proses optimasi *hyperparameter*.

3) Proses Optimasi Bayesian

Bayesian digunakan untuk mencari kombinasi *hyperparameter* terbaik secara iteratif dengan memanfaatkan hasil evaluasi pada proses sebelumnya. Pada penelitian ini, parameter yang dioptimasi

meliputi jumlah neuron pada *dense layer*, nilai *dropout*, dan *learning rate*. Setiap kombinasi parameter diuji menggunakan data pelatihan dan divalidasi menggunakan data validasi, kemudian nilai *validation accuracy* digunakan sebagai acuan untuk menentukan kombinasi *hyperparameter* yang memberikan performa terbaik.

4) Mekanisme Kerja Optimasi

Proses ini dimulai dengan menentukan ruang pencarian (*search space*) untuk setiap *hyperparameter*, model dilatih menggunakan kombinasi parameter yang dipilih dan dievaluasi berdasarkan performanya. Hasil evaluasi digunakan untuk memperbarui model probabilistik sehingga dapat menentukan kombinasi *hyperparameter* berikutnya yang lebih optimal. Proses ini dilakukan berulang mencapai jumlah percobaan (*trial*) yang ditentukan.

5) Output Model

Model hasil optimasi menghasilkan prediksi klasifikasi penyakit tanaman padi dengan akurasi yang lebih baik. Output berupa label kelas dengan probabilitas tertinggi, yang kemudian digunakan dalam sistem aplikasi Android.

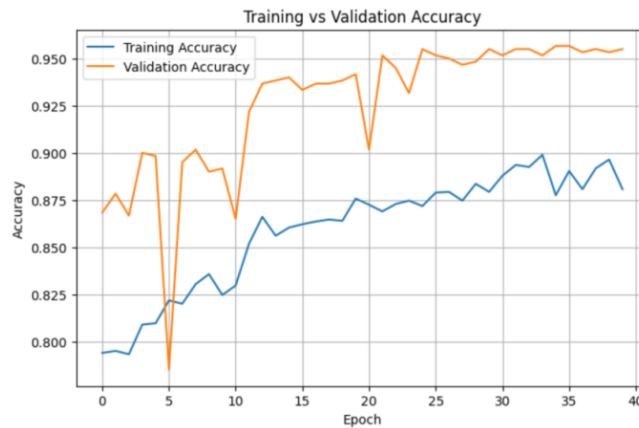
4.1.4 Pelatihan dan Evaluasi Model

Tahap ini menjelaskan performa ResNet50 + Bayesian berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi.

a. Pelatihan Model ResNet50 + Bayesian

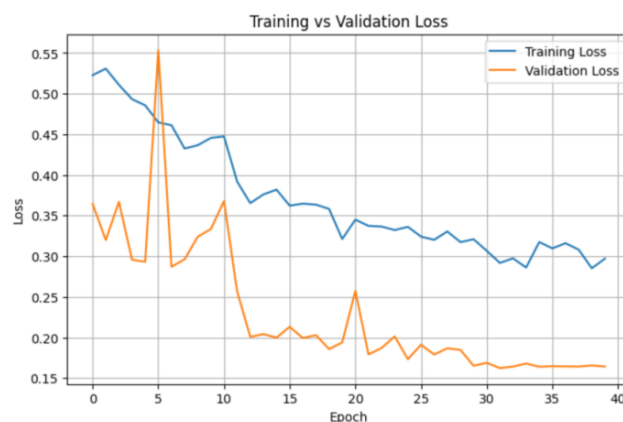
Pelatihan ini dilakukan menggunakan model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian yang bertujuan untuk mencari

kombinasi *hyperparameter* terbaik, seperti *learning rate*, *batch size*, dan *dropout*. Proses pelatihan juga dilakukan di Google Colab dengan dataset yang sama, sehingga perbandingan dapat dilakukan secara adil.



Gambar 4.2 Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy pada Model ResNet50 dengan Bayesian

Berdasarkan gambar 4.2 grafik *Training vs Validation Accuracy*, akurasi pelatihan meningkat secara bertahap hingga mencapai sekitar 89%, sedangkan akurasi validasi mencapai sekitar 95% dan cenderung stabil pada akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa optimasi menggunakan Bayesian mampu meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi.



Gambar 4.3 Grafik Training Loss dan Validation Loss pada Model ResNet50 dengan Bayesian

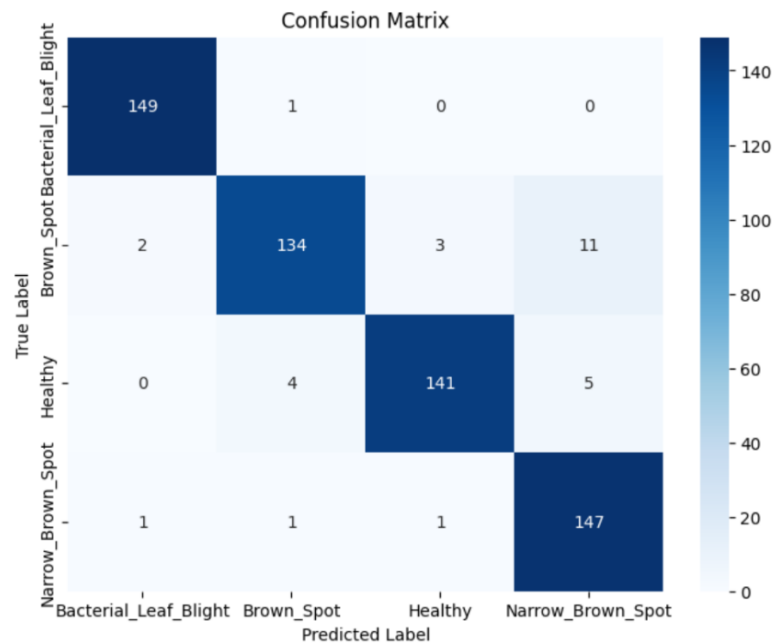
Berdasarkan gambar 4.3 grafik *Training vs Validation Loss*, nilai *training loss* dan *validation loss* mengalami penurunan selama proses pelatihan. Meskipun *validation loss* sempat meningkat pada beberapa *epoch* awal, nilainya kembali menurun dan stabil hingga sekitar 0,16 pada akhir pelatihan. Secara keseluruhan, model hasil optimasi menunjukkan performa yang lebih baik dan lebih stabil dibandingkan model *baseline*.

b. Evaluasi Model ResNet50 + Bayesian

Evaluasi model ResNet50 dengan Bayesian menunjukkan peningkatan performa dibandingkan model *baseline*. Proses pelatihan lebih stabil, kesalahan klasifikasi pada *confusion matrix* berkurang, serta nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* meningkat dengan akurasi keseluruhan mencapai sekitar 95%. Hal ini menunjukkan bahwa optimasi *hyperparameter* berhasil meningkatkan kinerja model.

1) Grafik Akurasi dan Loss

Grafik menunjukkan bahwa akurasi model meningkat secara konsisten, sedangkan nilai *loss* terus menurun selama proses pelatihan. Kurva *training* dan *validation* cenderung stabil dengan fluktuasi yang relatif kecil, sehingga menunjukkan model mampu mencapai konvergensi yang lebih baik dan memiliki performa yang lebih optimal. Kondisi ini menunjukkan model tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting*, dengan performa pelatihan dan validasi yang seimbang. Hal ini menandakan model mampu belajar dengan baik dan memiliki generalisasi yang baik pada data baru.

a) *Confusion Matrix*

Gambar 4.4 Confusion Matrix Model ResNet50 dengan Bayesian

Berdasarkan gambar 4.4 *confusion matrix*, model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar pada setiap kelas. Kelas *Bacterial Leaf Blight* dan *Narrow Brown Spot* memiliki jumlah prediksi benar yang sangat tinggi, sedangkan kesalahan klasifikasi pada kelas *Brown Spot* dan *Healthy* berkurang dibandingkan model *baseline*. Hal ini menunjukkan bahwa optimasi *hyperparameter* berhasil meningkatkan kemampuan model dalam membedakan setiap kelas dengan lebih akurat. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa Bayesian menghasilkan kombinasi *hyperparameter* yang lebih optimal, sehingga model lebih konsisten dalam mengklasifikasikan data uji.

b) Classification Report

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
Bacterial_Leaf_Blight	0.98	0.99	0.99	150
Brown_Spot	0.96	0.89	0.92	150
Healthy	0.97	0.94	0.96	150
Narrow_Brown_Spot	0.90	0.98	0.94	150
accuracy			0.95	600
macro avg	0.95	0.95	0.95	600
weighted avg	0.95	0.95	0.95	600

Gambar 4.5 Classification Report Model ResNet50 dengan Bayesian

Berdasarkan gambar 4.5 *classification report*, model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian Optimization memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 95%. Kelas *Bacterial Leaf Blight* menunjukkan performa terbaik dengan nilai *precision* 0,98, *recall* 0,99, dan *f1-score* 0,99. Seluruh kelas mengalami peningkatan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* dibandingkan model baseline, dengan rata-rata (*macro average* dan *weighted average*) sebesar 0,95. Hasil ini menunjukkan bahwa optimasi *hyperparameter* berhasil meningkatkan performa klasifikasi model secara keseluruhan.

2) Analisis Hasil

Berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi, model ResNet50 dengan Bayesian Optimization menunjukkan peningkatan performa yang lebih baik dibandingkan baseline, ditandai dengan akurasi yang meningkat, *loss* yang menurun, serta hasil evaluasi seperti *confusion matrix* dan *classification report* yang lebih optimal. Hal ini

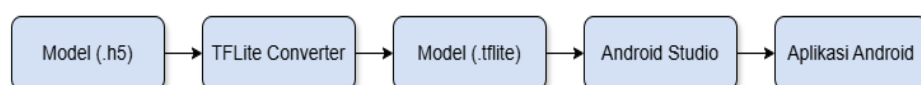
menunjukkan bahwa optimasi *hyperparameter* berhasil meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara akurat dan stabil. Model terbaik yang dihasilkan selanjutnya akan diekspor dan diimplementasikan ke dalam sistem aplikasi Android sebagai bagian dari tahap penerapan model.

4.1.5 Implementasi Sistem

Setelah tahapan pelatihan dan evaluasi model klasifikasi penyakit daun tanaman padi berhasil dilakukan, tahap berikutnya adalah mengintegrasikan model tersebut ke dalam aplikasi Android. Implementasi ini dilakukan agar pengguna dapat memanfaatkan model tersebut untuk mendeteksi penyakit daun padi secara langsung melalui perangkat seluler dengan proses yang lebih praktis dan mudah digunakan.

a. Integrasi Model ke Android

Setelah proses pelatihan selesai dan model menunjukkan performa yang baik berdasarkan hasil evaluasi, tahap berikutnya adalah mengimplementasikan model ke dalam aplikasi Android. Sebelum dapat digunakan pada aplikasi, model yang telah tersimpan dalam format .h5 terlebih dahulu dikonversi menjadi format .tflite menggunakan TensorFlow Lite Converter. Proses konversi ini bertujuan agar model memiliki ukuran yang lebih ringan dan kompatibel dengan perangkat Android, sehingga proses inferensi dapat dilakukan dengan lebih cepat dan efisien tanpa memerlukan sumber daya komputasi yang besar.



Gambar 4.6 Alur Integrasi Model ke Aplikasi Android

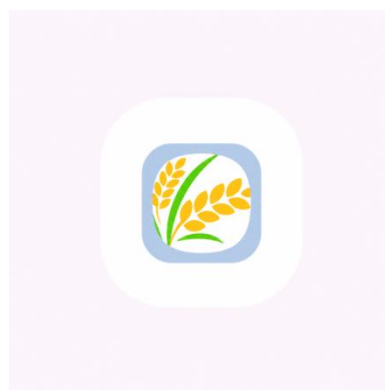
Gambar 4.6 menampilkan alur proses integrasi model dari tahap pelatihan hingga dapat digunakan pada aplikasi android. Model yang telah dikonversi ke format .tflite kemudian ditempatkan pada folder *assets* di Android Studio dan diintegrasikan menggunakan *TensorFlow Lite Interpreter*. Saat pengguna memasukkan citra daun padi melalui kamera atau galeri, aplikasi melakukan inferensi menggunakan model tersebut dan menampilkan hasil klasifikasi berupa nama penyakit, nilai *confidence*, deskripsi penyakit, serta rekomendasi penanganan.

b. Tampilan dan Fungsi Aplikasi

Aplikasi Android dikembangkan dengan antarmuka yang sederhana dan mudah dioperasikan sehingga memudahkan pengguna dalam mengklasifikasi penyakit daun padi. Berikut adalah tampilan-tampilan dalam aplikasi:

1) Logo Aplikasi

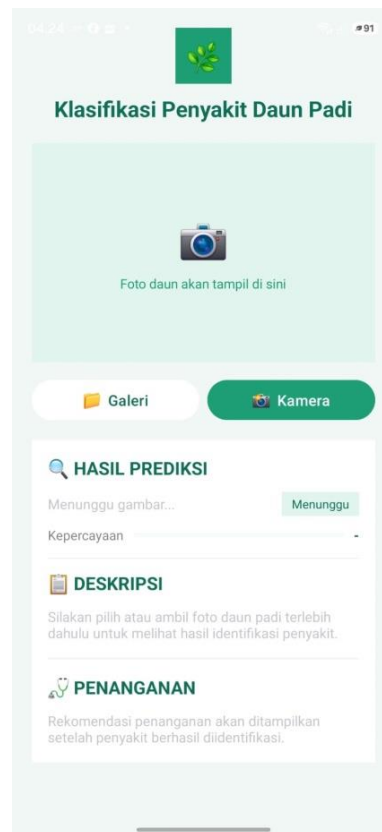
Logo aplikasi merupakan identitas visual yang mencerminkan fungsi dan tujuan utama dari aplikasi ini. Pemilihan warna, bentuk, dan simbol pada logo disesuaikan agar mudah dikenali dan memberikan kesan profesional serta terpercaya.



Gambar 4.7 Tampilan Logo Aplikasi

2) Halaman Utama

Fungsi halaman utama pada aplikasi ini adalah sebagai pusat interaksi awal antara pengguna dan sistem dalam melakukan proses klasifikasi penyakit daun padi.



Gambar 4.8 Tampilan Halaman Utama

Berdasarkan gambar 4.8, aplikasi menampilkan halaman utama dengan judul “Klasifikasi Penyakit Daun Padi”. Pada bagian tengah terdapat area untuk menampilkan gambar daun padi yang akan dianalisis. Pengguna dapat memilih sumber gambar melalui tombol Galeri atau Kamera. Selanjutnya, terdapat bagian Hasil Prediksi yang akan menampilkan hasil klasifikasi beserta tingkat kepercayaan model. Pada kondisi awal, sistem akan menampilkan status “menunggu gambar” hingga pengguna memasukkan input. Selain itu,

terdapat bagian Deskripsi yang berisi informasi terkait penyakit yang terdeteksi, serta bagian Penanganan yang memberikan rekomendasi tindakan untuk mengatasi penyakit tersebut. Tampilan ini dirancang agar informatif dan membantu pengguna dalam mengambil keputusan berdasarkan hasil identifikasi sistem.

4.1.6 Pengujian Sistem

Pada tahap ini dilakukan dua bentuk pengujian, yaitu pengujian sistem dengan metode *black-box testing* untuk memastikan setiap fungsi pada antarmuka berjalan sesuai dengan yang diharapkan, serta pengujian kinerja model yang telah diintegrasikan ke dalam aplikasi menggunakan data uji, guna memastikan bahwa tingkat akurasi model tetap optimal setelah proses implementasi.

a. Pengujian Fungsional (*Black-Box Testing*)

Pengujian dengan metode *black-box testing* digunakan untuk mengevaluasi fungsi-fungsi utama aplikasi tanpa melihat atau mengetahui bagaimana struktur internal kode bekerja. Pengujian ini berfokus pada hubungan antara input yang diberikan oleh pengguna dan output yang dihasilkan oleh sistem. Dengan demikian, yang diuji adalah apakah sistem sudah memberikan respon yang sesuai terhadap setiap masukan. Berikut disajikan tabel hasil pengujiannya:

Tabel 4.3 Pengujian Black-Box Testing

No	Fitur yang Diuji	Input	Hasil yang Diharapkan	Status
1	Ambil gambar dari kamera	Gambar citra daun hasil dari kamera	Gambar berhasil dimuat dan diklasifikasikan	Ya

22

Tabel 4.3 Pengujian Black-Box Testing Lanjutan

No	Fitur yang Diuji	Input	Hasil yang Diharapkan	Status
2	Upload gambar dari galeri	Gambar citra daun dari galeri	Gambar berhasil dimuat dan diklasifikasikan	Ya
3	Hasil klasifikasi muncul	Gambar valid	Label penyakit sesuai gambar muncul di layer	Ya

b. Pengujian Kepercayaan Model Menggunakan Data Uji

188

118

Pada tahap ini dilakukan pengujian sistem menggunakan data uji berupa citra daun dari setiap kelas. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dikenali sebelumnya oleh model (*unseen data*), serta mengevaluasi kinerja aplikasi saat dijalankan secara langsung pada perangkat Android. Sebagai representasi hasil pengujian, ditampilkan satu contoh hasil prediksi dari setiap kelas pada aplikasi, sehingga masing-masing kategori dapat terwakili dengan baik.

4

Tabel 4.4 Hasil Prediksi Model pada Data Uji

No	Jenis Penyakit/ Sehat	Gambar Citra Daun	Hasil Prediksi	Keterangan
1	Healthy		Healthy	Prediksi sesuai

Table 4.4 Hasil Prediksi Model pada Data Uji Lanjutan

No	Jenis Penyakit/ Sehat	Gambar Citra Daun	Hasil Prediksi	Keterangan
2	Bacterial Leaf Blight		Bacterial Leaf Blight	Prediksi sesuai
3	Brown Spot		Brown Spot	Prediksi sesuai
4	Narrow Brown Spot		Narrow Brown Spot	Prediksi sesuai

Tabel berikut menampilkan hasil pengujian sistem dalam mengklasifikasikan citra daun padi. Setiap data uji terdiri dari jenis kondisi daun, baik sehat maupun berpenyakit, kemudian dibandingkan dengan hasil prediksi yang dihasilkan oleh sistem. Pada contoh pertama, citra daun dengan kondisi *Healthy* berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *Healthy*, sehingga keterangan yang diberikan adalah “prediksi sesuai”. Hal ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali kondisi daun sehat dengan baik.

Selain itu, hasil ini juga mengindikasikan bahwa model yang telah diimplementasikan ke dalam aplikasi Android tetap bekerja secara optimal setelah proses integrasi. Kesesuaian antara label sebenarnya dan hasil prediksi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Dengan demikian, sistem dapat memberikan hasil identifikasi yang akurat dan dapat diandalkan dalam membantu pengguna mengenali kondisi daun padi secara cepat dan tepat.

4.2 Pembahasan

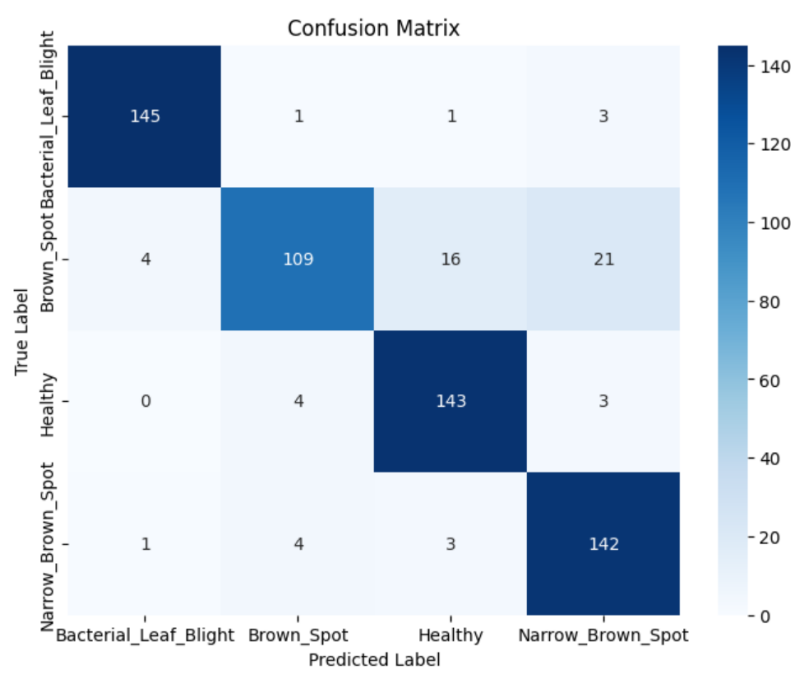
Setelah melalui tahapan pelatihan dan pengujian pada model klasifikasi penyakit daun padi, diperlukan pembahasan lebih lanjut untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai kinerja model yang dikembangkan. Melalui pembahasan ini, akan dianalisis kelebihan serta keterbatasan dari setiap pendekatan yang digunakan, serta tingkat efektivitas model dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi citra daun padi ke dalam beberapa kategori penyakit dan kondisi sehat.

Pembahasan ini juga berperan sebagai bentuk evaluasi terhadap hasil yang telah diperoleh, sekaligus menjadi dasar dalam menilai keberhasilan strategi yang diterapkan dalam pengembangan model. Dalam penelitian ini, analisis difokuskan pada perbandingan kinerja antara model ResNet50 sebagai baseline dengan model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian, khususnya dalam meningkatkan akurasi dan performa klasifikasi.

4.2.1 Pengujian dengan ResNet5 (Baseline)

Model kedua yang digunakan dalam penelitian ini adalah ResNet50 murni, yang memanfaatkan pendekatan *transfer learning* dengan bobot awal dari dataset ImageNet. Pada model ini tidak dilakukan proses optimasi *hyperparameter*, sehingga digunakan sebagai pembanding terhadap model yang telah dioptimasi. Struktur dasar ResNet50 dipertahankan, dengan penyesuaian pada bagian akhir berupa lapisan klasifikasi sesuai dengan jumlah kelas pada dataset penyakit daun padi.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan *optimizer* Adam dengan fungsi *loss categorical crossentropy*. Citra input berukuran 224×224 piksel dan telah melalui tahap preprocessing berupa normalisasi serta augmentasi menggunakan *ImageDataGenerator*. Berdasarkan hasil evaluasi, model ResNet50 baseline mampu memberikan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan citra daun padi, meskipun masih berada di bawah model yang telah dioptimasi. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan bobot awal dari ImageNet sudah membantu model dalam mengenali pola, namun tanpa optimasi lanjutan, performanya belum maksimal. Berikut ini disajikan *confusion matrix* dan *classification report* dari model baseline tersebut.



Gambar 4.9 Confusion Matrix ResNet50 (Baseline)

Berdasarkan *confusion matrix*, model ResNet50 *baseline* mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar pada setiap kelas. Kelas *Bacterial Leaf Blight* memiliki jumlah prediksi benar yang sangat tinggi, yaitu 145 data, dengan kesalahan yang sangat sedikit pada kelas lain. Kelas *Healthy* dan *Narrow Brown Spot* juga menunjukkan performa yang baik dengan masing-masing 143 dan 142 prediksi benar. Namun, pada kelas *Brown Spot* masih terdapat cukup banyak kesalahan klasifikasi, terutama yang diprediksi sebagai *Healthy* dan *Narrow Brown Spot*. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik pada kelas *Brown Spot* dibandingkan kelas lainnya. Secara keseluruhan, model sudah mampu melakukan klasifikasi dengan baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan pada kelas tertentu yang mempengaruhi performa secara keseluruhan.

Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
Bacterial_Leaf_Blight	0.97	0.97	0.97	150
Brown_Spot	0.92	0.73	0.81	150
Healthy	0.88	0.95	0.91	150
Narrow_Brown_Spot	0.84	0.95	0.89	150
accuracy			0.90	600
macro avg	0.90	0.90	0.90	600
weighted avg	0.90	0.90	0.90	600

Gambar 4.10 Classification Report ResNet50 (Baseline)

Berdasarkan hasil *classification report*, model ResNet50 *baseline* memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 90%. Kelas *Bacterial Leaf Blight* menunjukkan performa terbaik dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 0,97. Sementara itu, kelas *Brown Spot* memiliki nilai *recall* yang lebih rendah yaitu 0,73, yang menunjukkan masih terdapat kesalahan dalam mendeteksi kelas tersebut. Pada kelas *Healthy*, model mampu mencapai *recall* sebesar 0,95 dengan *f1-score* 0,91, sedangkan kelas *Narrow Brown Spot* memiliki keseimbangan performa dengan *recall* tinggi sebesar 0,95 namun *precision* sebesar 0,84. Secara keseluruhan, nilai rata-rata (*macro average* dan *weighted average*) berada pada angka 0,90, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dan stabil dalam mengklasifikasikan seluruh kelas, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan pada kelas tertentu.

4.2.2 Perbandingan dengan ResNet50 + Bayesian

Berdasarkan hasil pengujian terhadap dua pendekatan yang digunakan, yaitu ResNet50 baseline dan ResNet50 dengan Bayesian, terlihat adanya peningkatan performa model setelah dilakukan optimasi hyperparameter.

Model ResNet50 baseline yang memanfaatkan transfer learning dari ImageNet mampu menghasilkan performa yang cukup baik, dengan akurasi sekitar 90%. Model ini sudah mampu mengenali sebagian besar kelas dengan benar, namun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas yang memiliki kemiripan visual seperti *Brown Spot* dengan kelas lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa tanpa optimasi lanjutan, kemampuan model dalam mengekstraksi fitur dan menentukan konfigurasi hyperparameter terbaik belum sepenuhnya optimal. Selain itu, nilai loss pada proses pelatihan masih menunjukkan fluktuasi yang mengindikasikan bahwa model belum mencapai tingkat konvergensi yang maksimal. Oleh karena itu, diperlukan proses optimasi hyperparameter agar model dapat belajar lebih efektif, meningkatkan kemampuan generalisasi, serta menghasilkan prediksi yang lebih akurat pada data yang belum pernah dilatih.

Sementara itu, model ResNet50 yang telah dioptimasi menggunakan Bayesian Optimization menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dengan akurasi mencapai sekitar 95%. Peningkatan ini diperoleh dari proses pencarian kombinasi hyperparameter terbaik, seperti *learning rate*, *batch size*, dan *dropout*, sehingga model mampu belajar secara lebih efektif dan stabil. Selain itu, hasil evaluasi seperti *confusion matrix* dan *classification report* menunjukkan berkurangnya kesalahan klasifikasi serta peningkatan nilai precision, recall, dan f1-score pada setiap kelas. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa penerapan Bayesian berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra daun padi secara lebih akurat dan memiliki generalisasi yang lebih baik terhadap data baru.

Tabel 4.5 Perbandingan

Model	Kelas	Akurasi			
		Precision	Recall	F1-Score	Rata-rata
ResNet50 + Bayesian	Healthy	0.88	0.95	0.91	0.95
	Bacterial Leaf Blight	0.98	0.99	0.99	
	Brown Spot	0.96	0.89	0.92	
	Narrow Brown Spot	0.90	0.98	0.94	
ResNet50 Baseline	Healthy	0.88	0.95	0.91	0.90
	Bacterial Leaf Blight	0.97	0.97	0.97	
	Brown Spot	0.92	0.73	0.81	
	Narrow Brown Spot	0.84	0.95	0.89	

Berdasarkan tabel perbandingan, model ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan ResNet50 *baseline* pada seluruh kelas. Hal ini terlihat dari nilai rata-rata yang meningkat dari 0,90 pada model *baseline* menjadi 0,95 pada model hasil optimasi. Pada kelas *Bacterial Leaf Blight*, model optimasi mencapai performa tertinggi dengan *precision* 0,98, *recall* 0,99, dan *f1-score* 0,99, yang lebih baik dibandingkan *baseline*.

Pada kelas *Brown Spot*, peningkatan terlihat cukup signifikan, terutama pada nilai *recall* yang meningkat dari 0,73 menjadi 0,89, sehingga *f1-score* juga meningkat dari 0,81 menjadi 0,92. Hal ini menunjukkan bahwa model hasil optimasi lebih mampu mengenali kelas yang sebelumnya sulit diklasifikasikan. Sementara itu, pada kelas *Narrow Brown Spot*, nilai *precision* dan *recall* juga mengalami peningkatan, sehingga menghasilkan *f1-score* yang lebih tinggi.

Untuk kelas *Healthy*, performa kedua model relatif sama, namun secara keseluruhan model dengan Bayesian tetap unggul karena memberikan

keseimbangan yang lebih baik pada seluruh metrik evaluasi. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa optimasi hyperparameter menggunakan Bayesian berhasil meningkatkan akurasi dan kestabilan model dalam mengklasifikasikan citra daun padi.

4.3 Rangkuman

Secara keseluruhan, model ResNet50 yang dioptimasi menggunakan Bayesian menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan model baseline. Hal ini terlihat dari peningkatan nilai rata-rata evaluasi dari 0,90 menjadi 0,95, serta peningkatan pada metrik precision, recall, dan f1-score di hampir seluruh kelas. Peningkatan paling signifikan terjadi pada kelas *Brown Spot*, yang sebelumnya memiliki performa terendah pada model baseline. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa optimasi hyperparameter mampu meningkatkan akurasi, kestabilan, dan kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan citra daun padi.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pengembangan yang telah dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Model ResNet50 baseline mampu melakukan klasifikasi dengan cukup baik dengan rata-rata akurasi sekitar 90%. Model ini sudah dapat mengenali sebagian besar kelas dengan benar, terutama pada kelas *Bacterial Leaf Blight*. Namun, masih terdapat kelemahan pada beberapa kelas seperti *Brown Spot* yang memiliki nilai recall lebih rendah, sehingga menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya optimal dalam membedakan karakteristik penyakit yang mirip.
2. Penerapan Bayesian Optimization terbukti meningkatkan performa model secara signifikan. Model ResNet50 yang dioptimasi mengalami peningkatan rata-rata akurasi menjadi sekitar 95%, serta peningkatan pada nilai precision, recall, dan F1-score di hampir seluruh kelas. Selain itu, kesalahan klasifikasi berkurang dan proses pelatihan menjadi lebih stabil, sehingga menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter memberikan dampak positif terhadap kemampuan model dalam mengenali pola penyakit daun padi.
3. Model terbaik hasil optimasi berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi Android melalui konversi ke format TensorFlow Lite (.tflite). Aplikasi mampu melakukan klasifikasi secara langsung dari gambar yang diambil melalui kamera atau galeri, serta menampilkan hasil prediksi, tingkat kepercayaan, deskripsi penyakit, dan rekomendasi penanganan. Hasil

179 pengujian menunjukkan bahwa sistem berjalan dengan baik dan akurasi
model tetap optimal setelah diintegrasikan, sehingga dapat digunakan
sebagai alat bantu deteksi penyakit daun padi secara praktis.

1 5.2 Saran

Adapun beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini adalah:

- 38 1. Disarankan untuk menambah jumlah dan variasi dataset, baik dari segi kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, maupun tingkat keparahan penyakit. Hal ini bertujuan agar model semakin robust dan mampu melakukan generalisasi dengan lebih baik pada data dunia nyata.
 - 90 2. Penelitian selanjutnya dapat mencoba arsitektur *deep learning* lain atau mengombinasikan metode optimasi tambahan selain Bayesian. Hal ini dilakukan untuk mengetahui kemungkinan peningkatan performa yang lebih tinggi dibandingkan model yang telah digunakan.
 - 189 3. Aplikasi Android dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur seperti riwayat deteksi, integrasi database penyakit yang lebih lengkap, serta kemampuan offline yang lebih optimal. Dengan demikian, aplikasi menjadi lebih informatif dan bermanfaat bagi pengguna, khususnya petani.
- 232

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Ali and H. Kim, “Utilizing Convolutional Neural Networks for the Effective Classification of Rice Leaf Diseases Through a Deep,” 2024.
- [2] L. Li, S. Zhang, and B. I. N. Wang, “Plant Disease Detection and Classification by Deep Learning — A Review,” no. Ccv, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3069646.
- [3] P. Kaur, S. Harnal, R. Tiwari, S. Upadhyay, S. Bhatia, and A. Mashat, “Recognition of Leaf Disease Using Hybrid Convolutional,” 2022.
- [4] B. Khan *et al.*, “Bayesian optimized multimodal deep hybrid learning approach for tomato leaf disease classification,” *Sci. Rep.*, no. 0123456789, pp. 1–30, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-72237-x.
- [5] J. F. Restrepo-arias and J. W. Branch-bedoya, “Plant Disease Detection Strategy Based on Image Texture and Bayesian Optimization with Small Neural Networks,” pp. 1–18, 2022.
- [6] D. I. Desa and R. Jaya, “Respon pertumbuhan dan hasil beberapa varietas padi pada lahan sawah tadah hujan di desa rasau jaya,” no. July 2022, pp. 720–730, 2023.
- [7] J. I. Pertanian and K. Penulis, “Identifikasi Hama Pada Tanaman Padi Di Desa Teu Dayah Kabupaten Aceh Besar,” vol. 19, no. 1, 2023.
- [8] P. Studi, P. Tanaman, F. Pertanian, and U. S. Kuala, “Program Studi Proteksi Tanaman, Fakultas Pertanian, Universitas Syiah Kuala,” vol. 7, pp. 593–605, 2022.
- [9] F. Dufaux, “Grand Challenges in Image Processing,” vol. 1, no. April, pp. 1–6, 2021, doi: 10.3389/frsip.2021.675547.

- [10] Z. Mahmood, “applied sciences Digital Image Processing : Advanced Technologies and Applications,” 2024.
- [11] C. Vasile and A. Ulm, “Image Processing Hardware Acceleration — A Review of Operations Involved and Current Hardware Approaches,” 2024.
- [12] M. Krichen, “Convolutional Neural Networks : A Survey,” pp. 1–41, 2023.
- [13] A. Celeghin *et al.*, “Convolutional neural networks for vision neuroscience : significance , developments , and outstanding issues,” no. July, pp. 1–13, 2023, doi: 10.3389/fncom.2023.1153572.
- [14] A. S. Investigation, “Identifying the Key Components in ResNet-50 for Diabetic Retinopathy Grading from Fundus Images : A Systematic Investigation,” 2023.
- [15] V. Y. Cambay *et al.*, “Automated Detection of Gastrointestinal Diseases Using Resnet50 * -Based Explainable Deep Feature Engineering Model with Endoscopy Images,” 2024.
- [16] X. Wang and S. Schmitt, *Recent Advances in Bayesian Optimization*, vol. 1, no. 1. Association for Computing Machinery.
- [17] A. Candelieri, “No Title,” 2021.
- [18] M. González-duque, S. Bartels, and R. Michael, “A survey and benchmark of high-dimensional Bayesian optimization of discrete sequences,” no. NeurIPS, pp. 1–31, 2024.
- [19] Y. Wang, H. Wang, and Z. Peng, “Rice diseases detection and classification using attention based neural network and bayesian optimization,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 178, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114770.

- [20] H. Fachri and S. Simbolon, “Jurnal Mantik Classification bootstrap resnet50 for potato diseases datasets,” vol. 7, no. 4, 2024.
- [21] S. Rahayu and S. F. Romdoni, “Bayesian Optimized Pretrained CNNs for Mango Leaf Disease Classification : A Comparative Study,” vol. 6, no. 5, pp. 3051–3078, 2025.
- [22] Y. A. Abdillah, “Corn Leaf Disease Classification Optimization Using Resnet50 Architecture Utilizing Bayesian Optimization,” vol. 7, no. 1, pp. 8–15, 2025, doi: 10.33650/jeecom.v4i2.
- [23] S. I. Sobuj, I. Hossen, F. Mahmud, M. Ul, and I. Khan, “Leveraging Pre-trained CNNs for Efficient Feature Extraction in Rice Leaf Disease Classification,” pp. 8–9, 2024.
- [24] J. Liang and W. Jiang, “A ResNet50-DPA model for tomato leaf disease identification,” no. October, pp. 1–16, 2023, doi: 10.3389/fpls.2023.1258658.
- [25] K. Shaheed, I. Qureshi, F. Abbas, S. Jabbar, Q. Abbas, and H. Ahmad, “EfficientRMT-Net—An Efficient ResNet-50 and Vision Transformers Approach for Classifying Potato Plant Leaf Diseases,” 2023.
- [26] K. I. Roumeliotis, R. Sapkota, M. Karkee, N. D. Tselikas, and D. K. Nasiopoulos, “Plant Disease Detection through Multimodal Large Language Models and Convolutional Neural Networks”.
- [27] S. Mehnaz and T. Islam, “Rice Leaf Disease Detection : A Comparative Study Between CNN , Transformer and Non-neural Network Architectures,” pp. 1–6.
- [28] H. I. Sufi, R. Roy, S. A. Setu, and M. I. Nadim, “Enhancing Precision

Agriculture with a Hybrid Deep Learning Framework for Multi-Class Plant Disease Classification and Interpretability,” 2025.

LAMPIRAN





