

Turnitin LLC

SKRIPSI RESCA AMELINA.pdf

 Ppppp Kkkkk KLE Academy of Higher Education and Research

Document Details

Submission ID

trn:oid::1:3640811576

Submission Date

Sep 5, 2026, 8:20 AM GMT+5:30

Download Date

Sep 5, 2026, 8:23 AM GMT+5:30

File Name

SKRIPSI_RESCA_AMELINA.pdf

File Size

2.6 MB

94 Pages**16,119 Words****107,489 Characters**

22% Overall Similarity

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

Filtered from the Report

- Bibliography

Top Sources

- 20%  Internet sources
 - 10%  Publications
 - 9%  Submitted works (Student Papers)
-

Top Sources

- 20% Internet sources
- 10% Publications
- 9% 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	4%
2	Internet	jurnal.amikom.ac.id	1%
3	Internet	repository.uin-suska.ac.id	<1%
4	Internet	dspace.uil.ac.id	<1%
5	Student papers	Universitas Sangga Buana YPKP	<1%
6	Internet	m.moam.info	<1%
7	Internet	docplayer.info	<1%
8	Internet	jurnal.ubd.ac.id	<1%
9	Internet	kc.umh.ac.id	<1%
10	Internet	journal.ipm2kpe.or.id	<1%
11	Internet	123dok.com	<1%

12	Internet	teknois.unbin.ac.id	<1%
13	Student papers	East Union High School	<1%
14	Internet	etheses.uin-malang.ac.id	<1%
15	Student papers	Sultan Agung Islamic University	<1%
16	Internet	repository.unissula.ac.id	<1%
17	Internet	repository.upi.edu	<1%
18	Publication	Ade Septryanti, Hilyah Magdalena, Nugroho Setiaji. "Pengembangan Model Klasif...	<1%
19	Student papers	Universitas Negeri Surabaya The State University of Surabaya	<1%
20	Internet	eprints.polbeng.ac.id	<1%
21	Internet	digilib.uinsby.ac.id	<1%
22	Internet	ejournal.uigm.ac.id	<1%
23	Publication	Rosema Dina Apriliani, Nur Ariesanto Ramdhan, Otong Saeful Bachri. "Penerapan...	<1%
24	Publication	Tar Muhammad Raja Gunung, Sengli Egani Sitepu, Manutur Pandapotan Siregar, ...	<1%
25	Internet	repository.bakrie.ac.id	<1%

26	Internet	teknosi.fti.unand.ac.id	<1%
27	Publication	Indah Clara Sari. "INTEGRASI MODEL DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B0 UNTUK D...	<1%
28	Publication	Noperla Anjelisari Lumbanbatu, Yadi Limanta Maha, Sardo Pardingotan Sipayung...	<1%
29	Internet	jurnal.dharmawangsa.ac.id	<1%
30	Internet	repository.ar-raniry.ac.id	<1%
31	Student papers	Universitas Brawijaya	<1%
32	Internet	ejournal.itn.ac.id	<1%
33	Internet	digilib.uinsgd.ac.id	<1%
34	Internet	media.neliti.com	<1%
35	Internet	jurnal.utpas.ac.id	<1%
36	Internet	eprints.amikom.ac.id	<1%
37	Internet	eprints.umk.ac.id	<1%
38	Internet	eprints.uns.ac.id	<1%
39	Internet	eprints.walisongo.ac.id	<1%

40	Internet	repo.undiksha.ac.id	<1%
41	Internet	www.journal.fkpt.org	<1%
42	Internet	repository.polinela.ac.id	<1%
43	Student papers	Telkom University	<1%
44	Internet	repository.bsi.ac.id	<1%
45	Student papers	Sriwijaya University	<1%
46	Student papers	Universitas Tanjungpura	<1%
47	Internet	repository.unigal.ac.id:8080	<1%
48	Internet	www.e3s-conferences.org	<1%
49	Publication	Arsa Anggun Anggraeni, Felista Argita Putri, Salsabila Mutiara Defa, Fajar Mahar...	<1%
50	Student papers	Universitas Muslim Indonesia	<1%
51	Student papers	Universitas Putera Batam	<1%
52	Internet	ejournal.nusamandiri.ac.id	<1%
53	Internet	ejournal.unidayan.ac.id	<1%

54	Internet	id.123dok.com	<1%
55	Internet	jurnal.fikom.umi.ac.id	<1%
56	Internet	repository.unmuhjember.ac.id	<1%
57	Internet	ejournal.bsi.ac.id	<1%
58	Internet	ejournal.uin-suska.ac.id	<1%
59	Internet	journal.stmikjayakarta.ac.id	<1%
60	Internet	journal.untar.ac.id	<1%
61	Internet	jurnal.itbsemarang.ac.id	<1%
62	Internet	jurnal.itg.ac.id	<1%
63	Internet	repositori.unsil.ac.id	<1%
64	Internet	repository.mediapenerbitindonesia.com	<1%
65	Internet	repository.upnjatim.ac.id	<1%
66	Student papers	unimal	<1%
67	Internet	www.slideshare.net	<1%

68	Publication	Dewi Ayu Nur Wulandari, Siti Masripah, Rizal Amegia Saputra. "Optimasi Algorit...	<1%
69	Publication	Jenny Konirlir Tarigan, Lidya Wati. "Sistem Rekomendasi Baju Adat Menggunakan...	<1%
70	Publication	Muhammad Ali Nur Hidayat, Adinda Sofia Iriyanti, Jamaludin Hakim, Stefanus Nd...	<1%
71	Publication	Muhammad Rizqi Septianto, Apriade Voutama. "PERANCANGAN SISTEM INFORM...	<1%
72	Student papers	Universitas Merdeka Malang	<1%
73	Internet	lab.tik.pnj.ac.id	<1%
74	Internet	repository.unhas.ac.id	<1%
75	Publication	Timor Setiorini, Atang Susila. "Klasterisasi Data Transaksi Konsumen Terhadap Pe...	<1%
76	Student papers	Universitas Pendidikan Indonesia	<1%
77	Internet	doaj.org	<1%
78	Internet	repo.darmajaya.ac.id	<1%
79	Publication	Deffi Ramadhani, Rini Oktari Batubara, Nandri Marsan Sitinjak. "Sistem Rekomen...	<1%
80	Student papers	Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung	<1%
81	Publication	Supiyandi, Adinda Fita Hidayah, Luthfie Budie, Rafif Rasendriya, Nurhalijah Berut...	<1%

82	Internet	repository.mercubuana.ac.id	<1%
83	Publication	Dadang Iskandar Mulyana, Muhammad Hafiz Siregar. "Deteksi Dini Siswa Korban...	<1%
84	Student papers	Georgia Institute of Technology Main Campus	<1%
85	Student papers	Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia (INSTIKI)	<1%
86	Publication	Luhur Pambudi, Sefrika Sefrika. "Klasifikasi Dampak dan Kondisi Pasien Hepatitis ...	<1%
87	Student papers	UIN Sultan Syarif Kasim Riau	<1%
88	Student papers	UPN Veteran Jakarta	<1%
89	Student papers	Universitas Islam Riau	<1%
90	Internet	digilib.unila.ac.id	<1%
91	Internet	ejurnal.swadharma.ac.id	<1%
92	Internet	publikasi.hawari.id	<1%
93	Internet	repository.unjaya.ac.id	<1%
94	Internet	text-id.123dok.com	<1%
95	Publication	"ANALISIS PERFORMA ENGINE MARCHETTI SF 260", Jurnal Teknologi Kedirgantara...	<1%

96	Student papers	Universitas Pamulang	<1%
97	Internet	eprints.uty.ac.id	<1%
98	Internet	jurnal.researchideas.org	<1%
99	Internet	prosiding.pnj.ac.id	<1%
100	Internet	repository.unpkediri.ac.id	<1%
101	Student papers	Universitas Pancasila	<1%
102	Internet	eprints.undip.ac.id	<1%
103	Internet	journal.arrus.id	<1%
104	Internet	ojs.trigunadharma.ac.id	<1%
105	Internet	orcid.org	<1%
106	Internet	repo.palcomtech.ac.id	<1%
107	Internet	repository.um-surabaya.ac.id	<1%
108	Internet	repository.unair.ac.id	<1%
109	Internet	www.ejurnal.stmik-budidarma.ac.id	<1%

110	Publication	Riko Angga Bayu Kusuma -, Bambang Irawan -, Abdul Khamid -. "KLASIFIKASI PEN...	<1%
111	Student papers	Universitas Tarumanagara	<1%
112	Internet	calamus.id	<1%
113	Internet	ejurnal.stmik-budidarma.ac.id	<1%
114	Internet	elibrary.undipa.ac.id	<1%
115	Internet	ethesisarchive.library.tu.ac.th	<1%
116	Internet	jurnal.stmik-aub.ac.id	<1%
117	Internet	lppm.unmas.ac.id	<1%
118	Internet	mahendradicky.blogspot.com	<1%
119	Internet	repository.polman-babel.ac.id	<1%
120	Internet	repository.unika.ac.id	<1%
121	Internet	www.stmik-budidarma.ac.id	<1%
122	Publication	Anderias Eko Wijaya, Ade Irfan. "SISTEM CERDAS MONITORING KANDANG KENARI...	<1%
123	Publication	Jon Idrison Molina, Lasarus Pelipus Malese. "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PE...	<1%

124	Publication	Tiara Adinda Puspita, Adellia Febriyanti, Ardhana Aryaldi Rahmadani, Dicky Apdill...	<1%
125	Internet	alex-kovalchuk.site	<1%
126	Internet	dspace.umkt.ac.id	<1%
127	Internet	etheses.iainkediri.ac.id	<1%
128	Internet	jim.unindra.ac.id	<1%
129	Internet	journal.lembagakita.org	<1%
130	Internet	lipsus.kompas.com	<1%
131	Internet	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id	<1%
132	Internet	repo.ijs.si	<1%
133	Internet	repository.its.ac.id	<1%
134	Internet	repository.pnj.ac.id	<1%
135	Internet	repository.ub.ac.id	<1%
136	Internet	repository.ubpkarawang.ac.id	<1%
137	Internet	repository.unilak.ac.id	<1%

138	Internet	repository.upbatam.ac.id	<1%
139	Internet	repository.usd.ac.id	<1%
140	Internet	shopfreshpasta.com	<1%
141	Internet	sir.stikom.edu	<1%
142	Internet	sistemasi.ftik.unisi.ac.id	<1%
143	Internet	synapse.zhihuiya.com	<1%
144	Internet	www.docstoc.com	<1%
145	Internet	www.unisbank.ac.id	<1%
146	Publication	Ni Wayan Wardani, Gede Rasben Dantes, Gede Indrawan. "Prediksi Customer Chu...	<1%
147	Publication	Ghofar Taufik, Dona Jatmika. "Penerapan Algoritma C45 Untuk Klasifikasi Keberh...	<1%
148	Publication	Ichsani Mursidah, Remi Sanjaya, Bambang Yulianto, Dhian Sweetania, Puji Sularsi...	<1%
149	Publication	Rival Amperawansyah, Dhanny Permatasari Putri. "Pemilihan Jenis Smartphone S...	<1%
150	Internet	lib.ibs.ac.id	<1%

**SISTEM REKOMENDASI SMARTPHONE MENGGUNAKAN
DECISION TREE C4.5 UNTUK KLASIFIKASI KEBUTUHAN
PENGGUNA PADA SAHABAT PONSEL TEMBILAHAN**

1

TUGAS AKHIR



Disusun oleh:

RESCA AMELINA

403221010015

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

**SISTEM REKOMENDASI SMARTPHONE MENGGUNAKAN
DECISION TREE C4.5 UNTUK KLASIFIKASI KEBUTUHAN
PENGGUNA PADA SAHABAT PONSEL TEMBILAHAN**

**SMARTPHONE RECOMMENDATION SYSTEM USING C4.5
DECISION TREE FOR USER NEEDS CLASSIFICATION AT
SAHABAT PONSEL TEMBILAHAN**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Memperoleh derajat Sarjana S1



Disusun Oleh :

RESCA AMELINA

403221010015

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

2026

PERNYATAAN

6 Saya yang bertanda tangan dibawah ini menyatakan bahwa skripsi berjudul "Sistem Rekomendasi Smartphone Menggunakan Decision Tree C4.5 Untuk Klasifikasi Kebutuhan Pengguna Pada Sahabat Ponsel Tembilahan" merupakan hasil karya saya sendiri dan belum pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di perguruan tinggi mana pun. Sepanjang pengetahuan saya, tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka. Apabila kemudian terbukti terdapat unsur penjiplakan dalam skripsi ini, saya bersedia menerima sanksi akademik sesuai dengan peraturan yang berlaku di Universitas Islam Indragiri.

15

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.

Tembilahan, 2026

Resca Amelina

38

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah Subhanahu wa Ta'ala, karena atas rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Sistem Rekomendasi Smartphone Menggunakan Decision Tree C4.5 Untuk Klasifikasi Kebutuhan Pengguna Pada Sahabat Ponsel Tembilahan”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu (S1) pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. H. Najamudin, LC., MA., selaku Rektor Universitas Islam Indragiri.
2. Bapak Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom, selaku Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Islam Indragiri.
3. Ibu Fitri Yunita, S.SI., M.kom, selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi.
4. Bapak Usman, ST., M.Kom, selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk membimbing serta mengarahkan selama proses penyusunan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Bayu Rianto, S.SI., M.Kom, selaku dosen pembimbing pendamping yang telah memberikan masukan, saran, dan motivasi.

6. Bapak/Ibu Dosen serta seluruh staf Program Studi Sistem Informasi Universitas Islam Indragiri yang telah memberikan ilmu pengetahuan selama menempuh pendidikan. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah membantu baik secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian skripsi ini.
7. Bapak/Ibu pemilik dan staf Toko Sahabat Ponsel Tembilahan yang telah memberikan izin, data, dan informasi yang dibutuhkan selama proses penelitian ini berlangsung.
8. Kedua orang tua tercinta yang senantiasa memberikan doa, kasih sayang, dukungan moral maupun finansial selama penulis menempuh pendidikan hingga menyelesaikan skripsi ini dan juga seluruh keluarga besar yang telah memberikan dukungan dan semangat kepada penulis. Terima kasih atas segala pengorbanan, kesabaran, dan kepercayaan yang telah diberikan kepada penulis selama menempuh masa Pendidikan hingga berhasil menyelesaikan skripsi ini.
9. Sahabat baik penulis, Realina, Almh. Awaan, Marioo, Algioor, Rafka, Nathan, Samuel, Deyra, Dika, Dito, Aurel, Rachel, Gina, Reyna, Delfina, dan Azura, yang telah menemani penulis sejak masa kecil, remaja, hingga saat ini. Terima kasih telah selalu ada dalam suka maupun duka, menjadi tempat berbagi cerita, tawa, dan air mata, serta memberikan dukungan dan semangat yang tiada henti kepada penulis, tidak hanya selama proses penyusunan skripsi ini, tetapi juga di setiap fase kehidupan penulis. Kehadiran kalian menjadi salah satu alasan penulis mampu bertahan dan terus melangkah hingga sejauh ini.

120

10. Sahabat-sahabat penulis yang telah menemani dan berjuang bersama selama masa perkuliahan, Lia, Pajar, Fawaz, Yandi, Ari, Revanza, Rizkan, Agung, Fezli, Ferdi dan Naila yang senantiasa memberikan bantuan, semangat, dan kebersamaan dalam menghadapi berbagai tantangan perkuliahan, mulai dari tugas, praktikum, hingga penyusunan skripsi ini. Terima kasih telah menjadi rekan seperjuangan yang saling menguatkan dan mengingatkan satu sama lain, sehingga masa perkuliahan ini terasa lebih ringan dan penuh kenangan yang berharga.

20

14

11. Teruntuk seseorang yang telah tiada, yang hadir di salah satu titik terberat dalam hidup penulis. Di saat itu, Alm yang meyakinkan penulis bahwa keputusan untuk melangkah di Universitas Islam Indragiri bukanlah sebuah kegagalan, melainkan awal dari sebuah perjalanan baru. Terima kasih telah menjadi salah satu alasan penulis mampu bangkit dan terus melangkah, meski kini Alm tidak lagi dapat menyaksikan sejauh mana penulis telah sampai. Skripsi ini adalah bukti bahwa keyakinan yang pernah diberikan tidak sia-sia. Semoga Alm tenang di sisi-Nya.

107

12. Terakhir, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada diri sendiri meskipun merasa tidak pantas mendapatkannya, terimakasih telah berusaha bertahan hidup dan terus berjalan meski banyak hal terasa berat. Terima kasih karena tidak sepenuhnya menyerah, meski sempat ragu dan lelah di sepanjang proses ini. Skripsi ini bukan bukti bahwa segalanya sempurna, tetapi bukti bahwa penulis tetap mencoba, sampai akhirnya bisa sampai di titik ini “It will pas”.

47 Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, baik dari segi penulisan maupun isi materi, mengingat keterbatasan pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki penulis. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa yang akan datang. Akhir kata, penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi penulis pribadi, bagi pembaca, maupun bagi pengembangan ilmu pengetahuan khususnya di bidang Sistem Informasi.

Tembilahan, 2026

Penulis,

Resca Amelina

1

DAFTAR ISI

PERNYATAAN.....	
KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR TABEL	vii
DAFTAR GAMBAR	viii
ABSTRAK	x
ABSTRACT.....	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Penelitian	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
1.6 Sistematika Penulisan.....	7
BAB II TINJAUAN LITERATUR.....	8
2.1 Sistem Rekomendasi	8
2.2 Data Mining.....	9
2.3 Klasifikasi.....	11
2.4 Decision Tree	12
2.5 Algoritma C4.5.....	14
2.6 Confusion Matrix	15
2.7 Penelitian Terdahulu.....	18
2.8 Rangkuman.....	21
2.9 Kesimpulan.....	27
BAB III METODE PENELITIAN.....	29
3.1 Kerangka Penelitian	29
3.2.1 Studi Literatur	30
3.2.2 Analisis Pra-Penelitian.....	31
3.2.3 Pengumpulan Data	31
3.2.4 Preprocessing Data	32
3.2.5 Pelatihan Model C4.5	34
3.2.6 Perancangan Sistem	38

108

37

36

13	3.2.7 Implementasi Sistem.....	39
	3.2.8 Pengujian Sistem.....	39
	3.2.9 Kesimpulan Penelitian	39
102	BAB IV	40
	4.1 Deskripsi Dataset.....	40
	4.2 Preprocessing Data	43
	4.3 Hasil Pelatihan Model C4.5.....	44
	4.3.1 Hyperparameter Tuning.....	44
	4.3.2 Struktur Pohon Keputusan	45
	4.3.3 Hasil Akurasi Model.....	47
	4.3.4 Confusion Matrix.....	48
	4.3.5 Precision, Recall, dan F1-Score	50
	4.3.6 Cross-Validation 5-Fold	52
	4.3.7 Perbandingan Performa dengan Algoritma Lainnya	54
	4.4 Implementasi Sistem Berbasis Web	55
33	4.4.1 Use Case Diagram	56
	4.4.2 Activity Diagram	58
	4.4.3 Sequence Diagram	60
	4.4.4 Class Diagram.....	62
	4.4.5 Tampilan Dan Fitur Sistem.....	64
	4.5 Pengujian Black-Box Testing.....	72
	4.6 Pembahasan	74
	BAB V.....	75
1	5.1 Kesimpulan.....	75
	5.2 Saran.....	76
	DAFTAR PUSTAKA	
	LAMPIRAN.....	

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu	18
Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu Lanjutan	19
Tabel 2.3 Penelitian Terdahulu Lanjutan	20
Tabel 2.4 Penelitian Terdahulu Lanjutan	21
Tabel 3.1 Pengumpulan Dataset	32
Tabel 3.2 Pembagian Dataset	33
Tabel 4.1 Karakteristik Dataset per Kelas	41
Tabel 4.2 Variabel Data	42
Tabel 4.3 Hyperparameter Terbaik Model C4.5	44
Tabel 4.4 Struktur Pohon Keputusan C4.5	45
Tabel 4.5 Hasil Akurasi Model C4.5	47
Tabel 4.6 Precision, Recall, F1-Score, dan Support Model C4.5	50
Tabel 4.7 CV Score Per Fold Semua Model (5-Fold Cross Validation)	52
Tabel 4.8 Perbandingan Akurasi Semua Algoritma	54
Tabel 4.9 Hasil Black-Box Testing Sistem SmartPick	72

DAFTAR GAMBAR

3	Gambar 3.1 Kerangka Penelitian	30
	Gambar 3.2 Alur Kerja Algoritma Decision Tree C4.5	34
	Gambar 4.1 Visualisasi Pohon Keputusan C4.5	46
126	Gambar 4.2 Visualisasi Confusion Matrix	48
	Gambar 4.3 Prediksi Benar vs. Salah per Kelas (Testing)	50
	Gambar 4.4 ROC Curve dan AUC Multiclass Model C4.5	51
	Gambar 4. 5 Visualisasi Learning Curve Decision Tree C4.5	53
	Gambar 4.6 Grafik Komparasi Akurasi Model	55
25	Gambar 4. 7 Use Case Diagram	57
	Gambar 4.8 Activity Diagram C45	58
	Gambar 4.9 Activity Diagram Fitur	59
	Gambar 4.10 Sequence Diagram C45	60
	Gambar 4.11 Sequence Diagram Fitur	61
	Gambar 4.12 Class Diagram	63
	Gambar 4.13 Tampilan Halaman Beranda SmartPick Tema Gelap	65
	Gambar 4.14 man Beranda Smartpick Tema Terang	65
	Gambar 4.15 Tampilan Kuis Rekomendasi AI	66
	Gambar 4.16 Tampilan Hasil Rekomendasi AI	66
	Gambar 4.17 Tampilan Hasil Rekomendasi AI 2	67
	Gambar 4.18 Tampilan Hasil Rekomendasi AI 3	67
141	Gambar 4.19 Tampilan Katalog Smartphone	68
	Gambar 4.20 Lihat Detail Spesifikasi	68

67	Gambar 4.21 Tampilan Fitur Perbandingan Smartphone69
1	Gambar 4.22 Tampilan Fitur Perbandingan Smartphone 269
	Gambar 4. 23 Tampilan Halaman Wishlist.....70
	Gambar 4.24 Fitur Rating dan Ulasan.....70
	Gambar 4.25 Fitur Rating dan Ulasan 2.....71
	Gambar 4.26 Beranda Analytics71
	Gambar 4.27 Tampilan Informasi dan Kontak72

24

ABSTRAK

57

131

113

117

Pemilihan smartphone yang sesuai dengan kebutuhan pengguna menjadi tantangan tersendiri di tengah banyaknya pilihan spesifikasi dan harga yang tersedia di pasaran, termasuk pada Toko Sahabat Ponsel Tembilahan. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi smartphone berbasis web bernama SmartPick yang mengklasifikasikan kebutuhan pengguna ke dalam empat kategori, yaitu Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, dan Pengguna Umum, menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Sistem dibangun dengan framework Flask berbasis Python dan dilengkapi kuis 6 langkah yang mempertimbangkan aktivitas penggunaan, kebutuhan kamera, performa, daya tahan baterai, budget, dan prioritas pengguna. Model dilatih menggunakan 500 data smartphone dari 16 brand yang dibagi secara stratified menjadi data training, validasi, dan testing. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi training 98,00%, validasi 97,33%, testing 96,00%, dan cross-validation 5-fold sebesar 94,82%, mengindikasikan model yang stabil tanpa overfitting signifikan. Perbandingan dengan algoritma lain (CART, Naive Bayes, KNN, dan Random Forest) menunjukkan bahwa C4.5 memberikan akurasi testing tertinggi, dan pengujian black-box membuktikan seluruh fitur sistem berjalan sesuai harapan. Sistem SmartPick yang dihasilkan dapat membantu Toko Sahabat Ponsel Tembilahan memberikan rekomendasi smartphone yang lebih objektif dan efisien, sekaligus memperluas jangkauan layanan kepada pelanggan di berbagai wilayah tanpa harus datang langsung ke toko.

Kata kunci: Decision Tree C4.5, sistem rekomendasi, klasifikasi, smartphone, sistem berbasis web

24

ABSTRACT

1
2
23
143
98

Selecting a smartphone that fits user needs is a challenge amid the wide range of specifications and prices available in the market, including at Sahabat Ponsel Tembilaan store. This study aims to design and implement a web-based smartphone recommendation system called SmartPick, which classifies user needs into four categories: Gaming, Photography/Videography, Student, and General Use, using the C4.5 Decision Tree algorithm. The system was built with the Python Flask framework and features a six-step quiz that considers usage activity, camera needs, performance, battery life, budget, and user priorities. The model was trained on 500 smartphone data points from 16 brands, split using a stratified approach into training, validation, and testing sets. Evaluation results show a training accuracy of 98.00%, validation accuracy of 97.33%, testing accuracy of 96.00%, and a 5-fold cross-validation score of 94.82%, indicating a stable model without significant overfitting. Comparison with other algorithms (CART, Naive Bayes, KNN, and Random Forest) shows that C4.5 achieved the highest testing accuracy, and black-box testing confirmed that all system features functioned as expected. The resulting SmartPick system helps Sahabat Ponsel Tembilaan store provide more objective and efficient smartphone recommendations, while expanding service reach to customers across different regions without requiring an in-store visit.

Keywords: C4.5 Decision Tree, recommendation system, classification, smartphone, web-based system

7

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mengubah smartphone menjadi kebutuhan utama masyarakat, tidak hanya untuk komunikasi, tetapi juga bekerja, hiburan, fotografi, hingga aktivitas belajar[1]. Jumlah pengguna smartphone di Indonesia telah mencapai 352 juta pada tahun 2023, dari total 6,8 miliar pengguna di seluruh dunia[2]. Akibatnya, kebutuhan pengguna terhadap smartphone menjadi sangat beragam, tergantung pada fungsi dan spesifikasi yang dibutuhkan. Setiap tahun, berbagai produsen smartphone meluncurkan ratusan model dengan spesifikasi, fitur, dan harga yang beragam, memberikan banyak pilihan bagi konsumen namun juga menimbulkan kebingungan dalam menentukan smartphone yang sesuai dengan kebutuhan dan budget.

3

Toko Sahabat Ponsel Tembilaan sebagai salah satu toko retail smartphone menghadapi tantangan dalam memberikan rekomendasi yang tepat kepada pelanggan. Proses pemilihan smartphone yang dilakukan secara manual oleh tenaga penjual memerlukan waktu yang tidak sedikit karena banyaknya variabel yang harus dipertimbangkan secara bersamaan, seperti spesifikasi teknis (RAM, storage, processor, kapasitas baterai, kamera), tujuan penggunaan (Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, atau Pengguna Umum), hingga budget konsumen. Meskipun tenaga penjual pada umumnya telah dibekali pengetahuan produk melalui pelatihan dari masing-masing brand, penilaian terhadap kebutuhan pelanggan tetap bersifat subjektif dan dapat berbeda antar individu, karena setiap tenaga penjual dapat memiliki interpretasi berbeda terhadap prioritas kebutuhan pelanggan yang sama,

sehingga dua tenaga penjual yang sama-sama memahami produk dapat memberikan rekomendasi berbeda untuk pelanggan dengan kebutuhan yang sama, misalnya merekomendasikan smartphone gaming padahal pelanggan hanya membutuhkan smartphone untuk kebutuhan pelajar. Meskipun pelanggan dapat berkonsultasi melalui WhatsApp tanpa harus datang langsung ke toko, konsultasi tersebut tetap bergantung pada ketersediaan dan waktu respons tenaga penjual secara real-time, serta tetap menghasilkan rekomendasi yang bersifat manual dan subjektif. Sistem yang dirancang bertujuan untuk melengkapi, bukan menggantikan peran tenaga penjual, dengan menyediakan alat bantu yang mempermudah pelanggan memperoleh referensi kebutuhan secara mandiri dan cepat. Dengan adanya sistem rekomendasi berbasis web, pelanggan dapat memperoleh saran tanpa perlu datang langsung ke toko, memperluas jangkauan pelayanan kepada konsumen di berbagai wilayah.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan sistem yang dapat mengklasifikasikan kebutuhan pengguna sekaligus memberikan rekomendasi smartphone secara otomatis dan objektif. Namun, penelitian tentang sistem rekomendasi smartphone berbasis klasifikasi, khususnya untuk toko retail lokal seperti Sahabat Ponsel Tembilahan, masih sangat terbatas. Sebagian besar sistem rekomendasi menggunakan pendekatan collaborative filtering atau content-based filtering yang membutuhkan data historis transaksi dalam jumlah besar dan rentan terhadap masalah cold-start [8]. serta cenderung fokus pada satu atau dua aspek saja, seperti klasifikasi harga tanpa mempertimbangkan tujuan penggunaan[26], atau kombinasi metode yang menimbulkan ambiguitas kontribusi masing-masing pendekatan[6]. Belum banyak penelitian yang mengintegrasikan spesifikasi teknis, tujuan penggunaan spesifik, dan budget dalam satu sistem klasifikasi terintegrasi, maupun

yang dilengkapi mekanisme feedback dan fitur pendukung seperti perbandingan produk, wishlist, katalog spesifikasi, dan dashboard analytics.

74 Terdapat beberapa varian algoritma Decision Tree yang umum digunakan, antara lain ID3, C4.5, dan CART, yang masing-masing memiliki karakteristik dan kelebihan dalam memproses data dan menghasilkan pohon keputusan. Algoritma C4.5 dipilih sebagai metode klasifikasi dalam penelitian ini karena mekanisme pemilihan atribut pemisahnya menggunakan gain ratio, yang mengoreksi bias information gain pada algoritma ID3 terhadap atribut dengan banyak kategori unik. C4.5 juga secara native dapat menangani kombinasi atribut kontinu dan kategorikal, seperti harga dan RAM, dengan mencari threshold split optimal tanpa memerlukan penskalaan fitur, tidak seperti metode berbasis jarak (K-NN) atau probabilistik (Naive Bayes) yang mengasumsikan independensi antar fitur [3]. Hasil klasifikasi yang diperoleh berupa satu pohon keputusan tunggal dengan jalur if-then yang dapat langsung diperiksa dan dijelaskan kepada tenaga penjual maupun pelanggan awam, berbeda dengan metode ensemble seperti Random Forest yang lebih sulit diinterpretasi. Selain itu, mekanisme pruning pada implementasi model memberikan kontrol terhadap kompleksitas pohon untuk mencegah overfitting pada dataset berukuran menengah [4]. Karakteristik ini divalidasi secara empiris pada Bab 4, di mana C4.5 dibandingkan dengan CART, Random Forest, Naive Bayes, dan KNN pada pembagian data yang identik[5].

3 Penerapan sistem klasifikasi dan rekomendasi smartphone berbasis C4.5 ini diwujudkan melalui sistem berbasis web bernama SmartPick yang dapat diakses pada smartpicksahabatponsel.my.id. SmartPick dirancang dengan beberapa fitur utama, yaitu rekomendasi AI berbasis klasifikasi C4.5 melalui kuis 6 langkah yang

mempertimbangkan aktivitas penggunaan, kebutuhan kamera, performa, daya tahan baterai, budget, dan prioritas utama pengguna; katalog 500 smartphone dari 16 brand dengan fitur filter dan pengurutan; fitur perbandingan hingga tiga smartphone secara berdampingan; wishlist untuk menyimpan smartphone favorit; fitur rating dan ulasan sebagai mekanisme feedback dari pengguna; serta dashboard analytics yang menampilkan transparansi performa model C4.5 secara real-time. Dengan demikian, SmartPick tidak hanya mengklasifikasikan dan merekomendasikan smartphone, tetapi juga memperluas jangkauan pelayanan Toko Sahabat Ponsel Tembilaan kepada pelanggan di berbagai wilayah.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana merancang sistem rekomendasi smartphone berbasis web menggunakan Decision Tree C4.5 yang dapat mengklasifikasikan kebutuhan pengguna secara otomatis, sebagai solusi atas proses rekomendasi manual oleh tenaga penjual Sahabat Ponsel Tembilaan?
2. Bagaimana mengimplementasikan Decision Tree C4.5 untuk klasifikasi kebutuhan pengguna pada sistem rekomendasi smartphone?
3. Bagaimana menguji efektivitas Decision Tree C4.5 dalam memberikan rekomendasi smartphone yang sesuai dengan kebutuhan pelanggan pada Sahabat Ponsel Tembilaan?
4. Bagaimana menguji fungsionalitas sistem rekomendasi smartphone pada Toko Sahabat Ponsel Tembilaan?

1.3 Batasan Penelitian

Batasan pada penelitian Sistem Rekomendasi Smartphone Menggunakan Decision Tree C4.5 Untuk Klasifikasi Kebutuhan Pengguna Di Toko Sahabat Ponsel Tembilaan ini yaitu :

1. Penelitian dilakukan hanya berfokus pada Sahabat Ponsel Tembilaan
2. Dataset yang digunakan terdiri dari 500 data smartphone, mencakup data produk smartphone dari Toko Sahabat Ponsel Tembilaan dan dataset spesifikasi smartphone dari Google maupun Kaggle yang telah dikurasi dan disesuaikan dengan kebutuhan penelitian.
3. Algoritma yang digunakan dalam sistem rekomendasi adalah Decision Tree C4.5 untuk klasifikasi kebutuhan pengguna.
4. Sistem yang dikembangkan berbasis website dan dapat diakses melalui browser.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu :

1. Merancang sistem rekomendasi smartphone berbasis web menggunakan Decision Tree C4.5 sebagai solusi atas sistem rekomendasi yang sebelumnya masih dilakukan secara manual oleh tenaga penjual Sahabat Ponsel Tembilaan.
2. Mengimplementasikan algoritma C4.5 untuk klasifikasi kebutuhan pengguna dalam sistem rekomendasi smartphone
3. Mengevaluasi tingkat akurasi algoritma C4.5 menggunakan confusion matrix, metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan cross-validation 5-fold dalam sistem rekomendasi smartphone.

92

4. Menguji fungsionalitas sistem rekomendasi smartphone menggunakan metode black-box testing untuk memastikan seluruh fitur berjalan dengan baik.

7

1.5 Manfaat Penelitian

Beberapa manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

Manfaat bagi Pelanggan

1. Memperoleh rekomendasi smartphone yang sesuai dengan kebutuhan dan budget secara cepat dan objektif melalui sistem berbasis web
2. Menghemat waktu, biaya, dan tenaga karena tidak perlu datang langsung ke toko untuk berkonsultasi
3. Mendapatkan informasi melalui fitur rating dan ulasan dari pelanggan lain

Manfaat Pada Toko Sahabat Ponsel Tembilaan

1. Meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam memberikan rekomendasi smartphone yang lebih tepat dan cepat.
2. Meningkatkan kepuasan pelanggan melalui rekomendasi yang sesuai dengan kebutuhan
3. Meningkatkan potensi penjualan dengan rekomendasi yang lebih akurat dan Memperluas jangkauan pelayanan kepada konsumen di luar wilayah Tembilaan melalui sistem berbasis web

Manfaat bagi Peneliti

1. Memahami penerapan algoritma C4.5 dalam klasifikasi kebutuhan pengguna smartphone
2. Menambah wawasan tentang pengembangan sistem rekomendasi berbasis web

97

3. Memberikan kontribusi referensi bagi penelitian selanjutnya di bidang sistem rekomendasi produk elektronik

1.6 Sistematika Penulisan

Pada bagian ini dituliskan urutan dan sistematika penulisan yang dilakukan. Berikan ringkasan mengenai isi masing-masing bab :

BAB I PENDAHULUAN

Berisi latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan, tujuan, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN LITERATUR

Memaparkan landasan teori yang relevan, meliputi sistem rekomendasi, data mining, klasifikasi, decision tree, algoritma C4.5, confusion matrix, serta penelitian terdahulu terkait sistem rekomendasi smartphone dan penerapan C4.5.

BAB III METODE PENELITIAN

Menjelaskan tahapan penelitian secara sistematis, mulai dari studi literatur, pengumpulan dan preprocessing data, pelatihan model C4.5, perancangan dan implementasi sistem, hingga pengujian sistem.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Menyajikan hasil deskripsi dataset, pelatihan dan evaluasi model C4.5 (akurasi, confusion matrix, precision/recall/F1-score, cross-validation, dan komparasi algoritma), implementasi sistem web SmartPick, hasil black-box testing, serta pembahasan menyeluruh.

BAB V**KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari keseluruhan proses penelitian yang telah dilakukan, serta saran-saran yang dapat dijadikan bahan pertimbangan untuk pengembangan dan penyempurnaan system klasifikasi HP SmartPick pada penelitian selanjutnya.

1

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

Dalam penelitian ini, kajian literatur bertujuan untuk memahami serta mengidentifikasi penelitian-penelitian terdahulu yang relevan, khususnya yang berkaitan dengan sistem rekomendasi produk, algoritma C4.5 untuk klasifikasi kebutuhan pengguna, serta implementasi sistem rekomendasi berbasis web. Literatur yang dikaji mencakup beragam pendekatan dalam mengembangkan sistem rekomendasi smartphone, penerapan algoritma C4.5 dalam berbagai klasifikasi. Kajian ini juga memuat referensi tentang perbandingan berbagai varian algoritma, serta metode evaluasi akurasi sistem klasifikasi. Tinjauan literatur ini memberikan gambaran tentang efektivitas algoritma C4.5 dalam menangani data, kelebihan interpretabilitas pohon keputusan dalam konteks retail, serta tantangan dalam mengembangkan sistem rekomendasi untuk toko retail lokal.

69

2.1 Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi adalah sistem perangkat lunak yang dirancang untuk membantu pengguna dalam mengambil keputusan dengan menyaring informasi dan menyajikan pilihan yang paling relevan sesuai kebutuhan mereka.

Pada Penelitian Rival Amperawansyah & Dhanny Permatasari Putri (2022) dalam penelitiannya tentang "Pemilihan Jenis Ponsel Pintar Sesuai dengan Kebutuhan", sistem rekomendasi didefinisikan sebagai sistem pakar yang menggunakan basis pengetahuan untuk memberikan saran pemilihan smartphone kepada pengguna dengan akurasi 95%. Dalam penelitian tersebut, sistem rekomendasi diterapkan menggunakan kombinasi Forward Chaining dan Decision Tree untuk

segmen harga 1-3 juta Rupiah, di mana sistem membantu masyarakat menemukan smartphone yang sesuai dengan kebutuhan spesifik mereka[6].

103 Pada Penelitian Mukhsinin, D.A., dkk. (2024) dalam penelitiannya tentang "Implementation of Decision Tree Algorithm for Movie Recommendation System on Netflix Dataset", sistem rekomendasi didefinisikan sebagai pendekatan klasifikasi rating menggunakan Decision Tree untuk menyaring konten sesuai preferensi pengguna. Penelitian tersebut menerapkan Decision Tree untuk mengklasifikasikan rating film Netflix berdasarkan genre, durasi, dan metadata pengguna, dengan hasil akurasi tinggi yang meningkatkan relevansi rekomendasi. Prosesnya mencakup pengumpulan dataset besar, feature engineering, training model Decision Tree, dan evaluasi untuk mengatasi cold start problem dalam sistem rekomendasi[7].

5 Pada Penelitian Ivan Zuhdiansyah & Ardytha Luthfiarta (2024) dalam penelitiannya tentang "Sistem Rekomendasi Pembelian Smartphone berbasis Algoritma K-Means dan Singular Value Decomposition", sistem rekomendasi bertujuan mengatasi masalah information overload dalam e-commerce. Penelitian tersebut menerapkan Collaborative Filtering yang menganalisis pola preferensi pengguna untuk memberikan rekomendasi personal[8].

75 2.2 Data Mining

Data Mining adalah proses ekstraksi informasi dan pengetahuan yang tersembunyi dari basis data berukuran besar dengan menggunakan berbagai teknik komputasi. Proses ini bertujuan untuk menemukan pola, hubungan, dan insight yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik.

2 Pada Penelitian Amrin, A., dkk. (2025) dalam penelitian "Analisa Komparasi Model Data Mining Algoritma C4.5, Naïve Bayes, dan Random Forest"

mendefinisikan data mining sebagai proses penggalian informasi bermakna dari data besar dengan menggunakan teknik klasifikasi dan pembelajaran mesin untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Dalam penelitian ini, algoritma C4.5 menjadi salah satu metode utama yang dianalisa untuk kasus klasifikasi dataset kompleks. Proses dimulai dengan pengumpulan data mentah, dilanjutkan dengan tahapan preprocessing yang meliputi penanganan data hilang dan normalisasi, pemilihan fitur, hingga pembangunan model decision tree C4.5. Penelitian juga melakukan evaluasi performa model menggunakan cross-validation dan visualisasi ROC curve. Analisa hasil menggunakan confusion matrix menunjukkan performa C4.5 yang kompetitif dan konsisten dibandingkan metode lain dalam memprediksi kelas dengan tingkat akurasi tinggi di berbagai domain aplikasi. Hal ini menegaskan bahwa data mining dengan algoritma C4.5 dapat memberikan hasil yang efektif dan handal pada dataset besar yang bervariasi[9]

Pada Penelitian Repository BSI (2024) dalam penelitiannya yang berjudul "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Prediksi Kecanduan Smartphone pada Pelajar SMA" menjelaskan bahwa data mining merupakan teknik analisis data yang memungkinkan identifikasi pola perilaku dari data perilaku pengguna, dalam hal ini kecanduan penggunaan smartphone. Penelitian ini mengumpulkan data kuantitatif berupa durasi penggunaan aplikasi, frekuensi akses, dan kebiasaan lain para pelajar SMA. Algoritma C4.5 digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan smartphone berdasarkan variabel-variabel tersebut. Dalam prosesnya dilakukan tahapan preprocessing data yang menyangkut penyesuaian nilai atribut, pembagian data training dan testing, pembangunan model pohon keputusan, serta evaluasi output model menggunakan metrik akurasi dan confusion matrix. Hasil

menunjukkan model dengan akurasi 91,47% mampu mendeteksi tingkat kecurduan secara efektif dan membantu penentuan intervensi yang tepat.[10]

Pada Penelitian Iddrus, M., & Dewi Wulan Sari (2023) dalam penelitiannya tentang "Penerapan Metode Decision Tree dalam Klasifikasi Data Pendidikan", data mining didefinisikan sebagai proses penemuan pola bermakna dari data pendidikan menggunakan algoritma klasifikasi. Penelitian tersebut menerapkan Decision Tree untuk klasifikasi data siswa dengan hasil akurasi, precision, recall, dan F1-score sekitar 94%. Proses data mining meliputi pengumpulan data akademik, preprocessing missing values, pembangunan model, dan evaluasi komprehensif dengan confusion matrix[11].

2.3 Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu teknik data mining yang bertujuan untuk menemukan model atau fungsi yang dapat menggambarkan dan membedakan kelas-kelas data, sehingga model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi kelas dari objek yang labelnya belum diketahui. Klasifikasi merupakan proses pembelajaran terawasi (supervised learning) di mana model dilatih menggunakan data training yang telah memiliki label kelas.

Pada Penelitian Kristina, S. (2025) dalam penelitiannya tentang "Penerapan Algoritma C4.5 untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan", klasifikasi didefinisikan sebagai metode supervised learning yang membangun model prediksi menggunakan pohon keputusan dari data berlabel. Penelitian tersebut menerapkan C4.5 untuk mengklasifikasikan penerima bantuan sosial dengan akurasi tinggi. Proses klasifikasi mencakup preprocessing data, training model, dan validasi dengan metrik evaluasi standar[12].

2 Pada Penelitian Abdul Fath Ramadhan, dkk. (2024) dalam penelitiannya tentang "Penentuan Kelayakan Karyawan Baru Menggunakan Data Mining Klasifikasi C4.5", klasifikasi didefinisikan sebagai proses pembelajaran supervised dengan decision tree yang membagi data menjadi subset homogen menggunakan splitting berbasis informasi gain ratio. Penelitian tersebut menerapkan klasifikasi C4.5 pada 960 data pelamar kerja berdasarkan atribut kualifikasi, dengan hasil akurasi 98,44%. Proses klasifikasi meliputi perhitungan entropy dan gain ratio, pembentukan pohon keputusan, serta pruning untuk mengatasi overfitting[13].

Pada Penelitian Pratiwi, N., & Nugroho, A. (2024) dalam penelitiannya tentang "Klasifikasi Pendapatan Menggunakan Algoritma Random Forest dan Decision Tree", klasifikasi didefinisikan sebagai teknik pembelajaran mesin untuk memprediksi kategori pendapatan berdasarkan atribut demografi dan pekerjaan. Penelitian tersebut menerapkan Decision Tree untuk klasifikasi dengan hasil akurasi kompetitif dibanding ensemble methods melalui cross-validation. Prosesnya melibatkan pembagian data training-testing, pembentukan model, dan evaluasi multi-metrik[14].

46 2.4 Decision Tree

14 Decision Tree atau pohon keputusan adalah salah satu metode klasifikasi yang menggunakan struktur pohon atau struktur hierarkis untuk merepresentasikan serangkaian keputusan yang mengarah pada suatu kesimpulan atau prediksi. Metode ini populer dalam data mining karena kemampuannya menghasilkan model yang mudah dipahami dan diinterpretasikan oleh manusia.

Pada Penelitian Desmita, R., dkk. (2025) dalam penelitiannya tentang "Comparative Analysis of Decision Tree and Random Forest", Decision Tree

didefinisikan sebagai struktur hierarkis yang merepresentasikan keputusan rekursif berdasarkan atribut pembagi terbaik menggunakan metrik impurity seperti Gini atau entropy. Penelitian tersebut membandingkan Decision Tree dengan ensemble methods untuk berbagai dataset, menyoroti keunggulan interpretabilitas pohon tunggal. Prosesnya meliputi training, pruning post-pruning, dan evaluasi multi-metrik termasuk F1-score dan ROC-AUC[15].

2 Pada Penelitian Musfekar, R., Sari, D.P., dan Hartono, B. (2023) dalam penelitiannya tentang "Aplikasi Prediksi Prestasi pada Siswa Menggunakan Algoritma C4.5", Decision Tree didefinisikan sebagai model klasifikasi yang membangun pohon keputusan dengan node akar hingga leaf berdasarkan gain ratio. Penelitian tersebut menerapkan Decision Tree untuk prediksi prestasi siswa dengan akurasi 94,12%. Prosesnya mencakup visualisasi pohon keputusan dan interpretasi aturan klasifikasi yang dihasilkan[16].

2 Pada penelitian Adiat Pariddudin & Fajri Syabani Warsa (2023) dalam penelitiannya tentang "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Rekomendasi Mentor Santri Baru", Decision Tree C4.5 digunakan untuk mengembangkan sistem rekomendasi yang dapat mencocokkan santri baru dengan mentor yang sesuai berdasarkan karakteristik kepribadian, kemampuan akademik, dan preferensi pembelajaran. Penelitian ini berhasil mengatasi masalah keterbatasan staf pengajar dengan menyediakan solusi sistematis berbasis data mining. Decision Tree dalam penelitian ini berperan sebagai model yang dapat menyaring kandidat mentor secara otomatis berdasarkan kriteria tertentu, sehingga proses penempatan mentor menjadi lebih efisien dan objektif. Meskipun nilai akurasi tidak disebutkan secara spesifik,

sistem ini terbukti efektif dalam mengurangi beban kerja administratif dan meningkatkan kualitas pencocokan mentor-santri[4].

2.5 Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 adalah salah satu algoritma Decision Tree yang paling populer dan banyak digunakan dalam klasifikasi data. Algoritma ini dikembangkan oleh Ross Quinlan sebagai perbaikan dari algoritma pendahulunya, ID3 (Iterative Dichotomiser 3), dengan menambahkan berbagai fitur dan perbaikan untuk mengatasi keterbatasan ID3.

Pada Penelitian Musfikar, R., Sari, D.P., dan Hartono, B. (2023) dalam penelitiannya tentang "Aplikasi Prediksi Prestasi pada Siswa Menggunakan Algoritma C4.5", algoritma C4.5 didefinisikan sebagai metode klasifikasi berbasis pohon keputusan yang membangun struktur hierarkis dengan memilih atribut pembagi terbaik berdasarkan perhitungan gain ratio. Penelitian tersebut menerapkan algoritma C4.5 untuk memprediksi prestasi siswa berdasarkan nilai rapor dan tingkat absensi, dengan hasil akurasi model mencapai 94,12%. Proses penelitian meliputi pengumpulan data nilai dan absensi siswa, tahap preprocessing untuk menangani nilai yang hilang, pembangunan model Decision Tree C4.5, serta evaluasi performa model menggunakan confusion matrix yang menunjukkan nilai precision dan recall yang tinggi untuk semua kelas prestasi[16].

Pada Penelitian Nasution, D., dkk. (2024) dalam penelitiannya tentang "Pengujian Algoritma C4.5 Untuk Mengevaluasi Kinerja Pegawai", algoritma C4.5 didefinisikan sebagai model decision tree yang handal untuk klasifikasi kinerja dengan perhitungan gain ratio dan pruning otomatis. Penelitian tersebut menerapkan C4.5 pada data pegawai dengan hasil akurasi 100% melalui confusion matrix

sempurna. Prosesnya mencakup perhitungan accuracy, precision, recall, serta visualisasi matriks untuk validasi ketepatan prediksi[17].

Pada Penelitian AD Kuswanto, dkk. (2024) dalam penelitiannya tentang "Penerapan Algoritma C4.5 dalam Klasifikasi Prestasi Atlet", algoritma C4.5 didefinisikan sebagai metode pembelajaran mesin yang membangun pohon keputusan melalui perhitungan entropy, gain, split info, dan gain ratio untuk memilih atribut terbaik. Penelitian tersebut menerapkan C4.5 untuk mengklasifikasikan prestasi atlet berdasarkan data POHMN XVIII dengan hasil model yang interpretatif. Prosesnya meliputi preprocessing atribut campuran, pembangunan Decision Tree, dan evaluasi performance vector[18].

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah salah satu metode evaluasi performa model klasifikasi yang paling banyak digunakan dalam machine learning dan data mining. Metode ini menggunakan tabel matriks untuk menampilkan hasil prediksi model dibandingkan dengan nilai aktual, sehingga memudahkan analisis kesalahan klasifikasi yang terjadi.

Pada Penelitian Firnanda, P.A., dkk. (2025) dalam penelitiannya tentang "Analisis Perbandingan Decision Tree dan Random Forest untuk Pengenalan Pola Dasar Angka berdasarkan Gerakan Tangan", Confusion Matrix didefinisikan sebagai metode evaluasi komprehensif yang merangkum jumlah prediksi benar dan salah dalam bentuk tabel silang, dikelompokkan berdasarkan masing-masing kelas untuk menghitung metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score secara granular. Penelitian tersebut menerapkan Confusion Matrix untuk membandingkan performa Decision Tree dan Random Forest pada dataset gerakan tangan, dengan analisis

menunjukkan perbedaan karakteristik kesalahan klasifikasi antar algoritma. Proses evaluasi meliputi pembuatan matriks 2x2 untuk klasifikasi biner, visualisasi heatmap kesalahan, perhitungan True Positive, False Positive, True Negative, dan False Negative, serta interpretasi implikasi kesalahan tipe I dan tipe II dalam konteks pengenalan pola visual. Hasil menunjukkan Confusion Matrix efektif mengidentifikasi kelemahan model yang tidak terlihat dari akurasi keseluruhan saja[19].

Pada Penelitian Ningsih, L.N. (2025) dalam penelitiannya tentang "Implementasi Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Kepuasan Pelanggan", Confusion Matrix didefinisikan sebagai tabel evaluasi standar yang membandingkan hasil prediksi model dengan label aktual untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi secara detail melalui komponen TP, FP, TN, dan FN. Penelitian tersebut menerapkan Confusion Matrix pada model C4.5 untuk klasifikasi tingkat kepuasan pelanggan berdasarkan data survei layanan, menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang sangat kecil dengan akurasi tinggi. Proses analisis meliputi pembuatan matriks klasifikasi multi-kelas, perhitungan metrik precision-recall per kelas, visualisasi distribusi kesalahan, serta interpretasi dampak false positive terhadap keputusan bisnis seperti retensi pelanggan. Temuan penelitian menegaskan bahwa Confusion Matrix krusial untuk memahami sensitivitas model terhadap variasi data pelanggan dan memvalidasi keandalan prediksi kepuasan[20].

Pada Penelitian Tim Peneliti Teknois UNBIN (2024) dalam penelitiannya tentang "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Prediksi Kelayakan Pengajuan Kartu Kredit", Confusion Matrix didefinisikan sebagai alat pengukuran akurasi yang membandingkan hasil prediksi dengan data aktual berdasarkan variabel seperti status rumah, penghasilan, status pernikahan, dan umur untuk menentukan kelayakan

nasabah secara akurat. Penelitian tersebut menerapkan Confusion Matrix pada model C4.5 dengan hasil akurasi 83,33%, mengidentifikasi pola kesalahan prediksi pada aplikasi kredit melalui rumus akurasi standar $(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$. Proses evaluasi mencakup pembuatan Tabel Confusion Matrix lengkap, analisis gain per atribut, perbandingan prediksi vs aktual, serta pembahasan implikasi finansial dari false negative (penolakan nasabah layak) dan false positive (penerimaan nasabah berisiko). Confusion Matrix dalam penelitian ini berperan penting dalam mengukur keakuratan model untuk pengambilan keputusan kredit yang objektif[21].

2.7 Penelitian Terdahulu

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Nama Penulis	Judul	Metode	Hasil Penelitian	Keterbatasan yang Ditemukan
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
1.	Adiat Pariddudin & Fajri Syabani Warsa (2023)	Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Rekomendasi Mentor Santri Baru	Algoritma C4.5	Model C4.5 berhasil dikembangkan untuk merekomendasikan mentor bagi santri baru dan mengatasi keterbatasan staf pengajar.	Tidak disebutkan spesifik dalam cuplikan. Saran: Kemungkinan keterbatasan data atau belum diuji komparasi dengan algoritma lain untuk memvalidasi efisiensi C4.5.
2.	Deyana Fitri Sri Septiana, dkk. (2025)	Penerapan Metode Decision Tree Algoritma C4.5 Dalam Sistem Rekomendasi Jurusan Bagi Calon Mahasiswa Baru	Decision Tree C4.5	Sistem rekomendasi menghasilkan akurasi model sebesar 80%, memberikan rekomendasi yang lebih objektif berdasarkan atribut minat dan bakat.	Akurasi model masih bisa ditingkatkan (masih 80%). Penelitian ini belum menyertakan komparasi dengan algoritma klasifikasi lain untuk perbandingan performa.
3.	Untung Suropati & Deny Saputra (2025)	Implementasi Algoritma Decision Tree C4.5 Untuk Klasifikasi Pengangkatan Karyawan Tetap	Decision Tree C4.5	Akurasi klasifikasi keseluruhan sebesar 89,25%, mengidentifikasi faktor-faktor kunci pengangkatan karyawan tetap.	Recall untuk klasifikasi karyawan Tetap lebih rendah (78,57%) dibandingkan kelas Kontrak (91,14%), menunjukkan model kurang sensitif pada kelas 'Tetap'.
4.	Rival Amperawansyah & Dhanny Permatasari Putri (2022)	Pemilihan Jenis Ponsel Pintar Sesuai dengan Kebutuhan	Forward Chaining dan Decision Tree	Sistem pakar berbasis web memberikan hasil rekomendasi smartphone dengan akurasi 95%.	Penggunaan kombinasi dua metode (Forward Chaining dan Decision Tree) membuat kontribusi spesifik masing-masing metode menjadi kurang jelas.

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu Lanjutan

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
5.	Ahmad Fitriansyah, dkk. (2022)	Sistem Rekomendasi Pemilihan Smartphone Dengan Metode Case Based Reasoning	Case Based Reasoning (CBR)	Sistem rekomendasi berbasis CBR terbukti dapat membantu pelajar dan orang tua dalam mengambil keputusan pembelian smartphone.	Data Kasus Tidak Real-time: Basis data smartphone terbatas pada data April-Juni 2022, sehingga tidak mengikuti perkembangan pasar yang cepat.
6.	Ahmad Taufiq Ramadhan, dkk. (2023)	Penerapan Algoritma Decision Tree Dalam Melakukan Analisis Klasifikasi Harga Handphone	Decision Tree	Algoritma Decision Tree memberikan akurasi rata-rata 81% dalam mengklasifikasi harga smartphone.	Akurasi model relatif rendah (81%) dan penelitian mengakui adanya <i>false positives</i> dan <i>false negatives</i> . Disarankan untuk melakukan komparasi dengan algoritma lain.
7.	Neni Firda Wardani Tan & Kusnawi (2022)	Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5 dalam Memprediksi Status Keorganisasian Mahasiswa	Algoritma Decision Tree C4.5	Model C4.5 berhasil menganalisis kecenderungan mahasiswa untuk menjadi aktif atau tidak aktif dalam organisasi.	Jumlah dataset yang digunakan relatif kecil, yaitu 167 data, yang dapat mengurangi validitas generalisasi model. Saran: Perlu penambahan fitur/atribut lain.
8.	Edy, Rino, & Desiyanna Lasut (2025)	Sistem Rekomendasi Jurusan Pendidikan Menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis Web untuk Siswa Sekolah Menengah Atas	Algoritma C4.5	Penelitian sukses mengembangkan sistem berbasis web menggunakan C4.5 untuk merekomendasikan jurusan SMA sesuai potensi siswa.	Tidak disebutkan spesifik. Saran: Model pohon keputusan perlu diuji komparasi dengan metode klasifikasi lain untuk menguji keunggulan C4.5.

Tabel 2.3 Penelitian Terdahulu Lanjutan

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
9.	Ivan Zuhdiansyah & Ardytha Luthfiarta (2024)	Sistem Rekomendasi Pembelian Smartphone berbasis Algoritma K-Means dan Singular Value Decomposition	K-Means Clustering dan SVD	Sistem ini berhasil mengatasi masalah information overload dalam e-commerce melalui Collaborative Filtering.	Keterbatasan Metode: Tidak menggunakan Decision Tree/C4.5. Metode ini rentan terhadap masalah sparsity (data yang jarang) dan cold start (pengguna/item baru).
10.	Arif Wicaksono Gegadang Putro & Tedy Setiadi (2023)	Penerapan Klasifikasi Decision Tree (C4.5) untuk Memprediksi Kelulusan Siswa Sekolah Dasar	Decision Tree (C4.5)	Model prediksi kelulusan mencapai akurasi sangat tinggi, yaitu 96,67%.	Penelitian hanya menggunakan data dari satu kecamatan (Kecamatan Juai), sehingga keterbatasan terletak pada validitas generalisasi model di wilayah lain.
11.	Bima Hamdani Mawaridi, Muhammad Faisal (2023)	Rekomendasi Merek Mobil Untuk Calon Pembeli Menggunakan Algoritma Decision Tree	Algoritma Decision Tree CART	Algoritma Decision Tree berhasil mengklasifikasikan merek mobil dengan akurasi tertinggi 85%.	Akurasi 85% menunjukkan masih ada ruang untuk perbaikan. Saran: Perlu penambahan atribut yang lebih detail (misal: fitur keamanan atau biaya perawatan) untuk model yang lebih presisi.
12.	Faisal, Harry Dhika, Helmi Veris (2021)	Penerapan Algoritma Decision Tree Dalam Penjualan Handphone	Algoritma Decision Tree	Model prediksi restock barang mencapai akurasi 88,89%.	Recall untuk kelas tidak restok hanya 50%. Model gagal mengidentifikasi setengah dari kasus yang seharusnya tidak perlu restock, berisiko menyebabkan penumpukan stok.

Tabel 2.4 Penelitian Terdahulu Lanjutan

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
13.	Kartika Handayani, dkk. (2021)	Komparasi Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes dalam Penentuan Status Kelayakan Donor Darah	Komparasi C4.5 dan Naïve Bayes	Naïve Bayes (akurasi 93,26%) lebih baik daripada C4.5 (akurasi 93,22%) dalam menentukan kelayakan donor darah.	Performa C4.5 lebih rendah (akurasi 93,22%) dibandingkan Naïve Bayes dan diklasifikasikan sebagai fair classification.
14.	Nur Diana Saputri, dkk. (2022)	Komparasi Penerapan Metode Bagging dan Adaboost pada Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penyakit Stroke	C4.5 + Bagging & Adaboost	Penerapan ensemble learning berhasil meningkatkan akurasi hingga 95.02% (C4.5 + Bagging).	Algoritma C4.5 murni memiliki nilai presisi yang sangat kecil (27%) pada kelas stroke, yang mengindikasikan model murni sangat buruk dalam memprediksi kasus stroke yang sebenarnya.
15.	Andi Ernawati, Sri Wahyuni (2024)	Analisis Data Mining Pola Penggunaan Seluler dan Klasifikasi Perilaku Pengguna di Berbagai Perangkat Menggunakan Metode C4.5	Metode C4.5	Model pohon keputusan C4.5 berhasil dibuat untuk klasifikasi perilaku pengguna seluler dan mengidentifikasi atribut kunci yang memengaruhi perilaku.	Keterbatasan Data: Data yang digunakan adalah data sekunder dari Kaggle.com (data global), sehingga tidak representatif untuk mencerminkan pola dan perilaku pengguna seluler di Indonesia.

2.8 Rangkuman

Penelitian oleh Adiat Pariddudin & Fajri Syabani Warsa (2023) mengaplikasikan Algoritma C4.5 untuk mengembangkan Sistem Rekomendasi Mentor Santri Baru. Penelitian ini dilatarbelakangi oleh jumlah santri baru yang besar dan keterbatasan staf pengajar, yang berpotensi menyebabkan inepektivitas proses

pendidikan. Keunggulan dari penelitian ini terletak pada kemampuannya menyediakan solusi sistematis berbasis data mining untuk menyeleksi mentor secara efisien. Meskipun model pohon keputusan C4.5 berhasil dikembangkan, kelemahannya adalah nilai akurasi tidak disebutkan secara spesifik dalam ringkasan penelitian. Selain itu, keterbatasan penelitian ini kemungkinan berada pada ukuran dan variasi data yang digunakan, serta belum diuji komparasi dengan algoritma recommender system lain untuk memvalidasi efisiensi C4.5[22].

51 Penelitian oleh Deyana Fitri Sri Septiana, dkk. (2025) menerapkan Decision Tree Algoritma C4.5 dalam Sistem Rekomendasi Jurusan Bagi Calon Mahasiswa Baru. Penelitian ini bertujuan mengatasi kebingungan calon mahasiswa dan memberikan rekomendasi yang lebih objektif dan akurat berdasarkan atribut minat dan bakat mereka. Keunggulan C4.5 di sini adalah kemampuannya menghasilkan pohon keputusan yang mudah dipahami. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini mampu mencapai Akurasi 80%. Namun, kelemahannya adalah akurasi model masih bisa ditingkatkan (80%) dan penelitian ini belum menyertakan komparasi dengan algoritma klasifikasi lain, sehingga tidak dapat dipastikan apakah C4.5 adalah metode paling optimal untuk kasus rekomendasi jurusan ini[23].

10 Penelitian oleh Untung Suropati & Deny Saputra (2025) fokus pada implementasi Algoritma Decision Tree C4.5 untuk Klasifikasi Pengangkatan Karyawan Tetap di lingkungan perusahaan. Tujuan utamanya adalah menciptakan dasar pengambilan keputusan oleh HRD yang lebih objektif dan transparan. Keunggulan model ini adalah akurasi klasifikasi keseluruhan yang cukup baik, mencapai 89,25%. Kelemahannya teridentifikasi jelas pada metrik performa kelas minoritas: Recall untuk klasifikasi karyawan Tetap hanya 78,57%, jauh lebih rendah

dibandingkan kelas Kontrak (91,14%). Ini berarti model kurang sensitif dalam mengidentifikasi karyawan yang layak diangkat menjadi karyawan tetap, berisiko tinggi menimbulkan false negatives[24].

Penelitian oleh Rival Amperawansyah & Dhanny Permatasari Putri (2022) menggunakan pendekatan ganda, yaitu kombinasi Forward Chaining dan Decision Tree, untuk sistem Pemilihan Jenis Ponsel Pintar. Tujuannya adalah membantu masyarakat segmen harga rendah (1-3 juta Rupiah) mengambil keputusan pembelian yang tepat. Keunggulan utama penelitian ini adalah sistem pakar berbasis web yang dihasilkan memiliki Akurasi tinggi 95% dalam memberikan rekomendasi yang sesuai kebutuhan. Namun, kelemahannya adalah penggunaan kombinasi dua metode (Forward Chaining dan Decision Tree) menimbulkan ambiguitas mengenai kontribusi spesifik dari Decision Tree, dan sejauh mana akurasi 95% tersebut dipengaruhi oleh masing-masing metode[6].

Penelitian oleh Ahmad Fitriansyah, dkk. (2022) mengembangkan Sistem Rekomendasi Pemilihan Smartphone menggunakan Metode Case Based Reasoning (CBR). Penelitian ini bertujuan membantu pelajar dan orang tua dalam menentukan pilihan di tengah banyaknya variasi smartphone yang tersedia. Keunggulan terletak pada sistem rekomendasi berbasis kasus yang intuitif. Namun, kelemahan dan keterbatasannya adalah penelitian ini tidak menggunakan Decision Tree/C4.5. Selain itu, akurasi rekomendasi CBR sangat bergantung pada kualitas dan kelengkapan data kasus yang sudah tersimpan, yang berpotensi gagal memberikan rekomendasi untuk kasus baru (cold start)[25].

Penelitian oleh Ahmad Taufiq Ramadhan, dkk. (2023) menerapkan Algoritma Decision Tree dalam melakukan Analisis Klasifikasi Harga Handphone

(rendah/tinggi) berdasarkan 10 fitur. Tujuannya adalah mengidentifikasi fitur yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi harga. Hasil penelitian menunjukkan Akurasi rata-rata 81%. Kelemahannya adalah Akurasi model relatif rendah (81%), yang mengindikasikan bahwa model mungkin belum optimal. Penelitian juga mencatat terjadinya false positives dan false negatives, serta menyarankan perlunya komparasi dengan algoritma lain untuk perbaikan performa[26].

142 Penelitian oleh Neni Firda Wardani Tan & Kusnawi (2022) menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk Memprediksi Status Keorganisasian Mahasiswa (aktif/tidak aktif). Tujuannya adalah menganalisis kecenderungan mahasiswa dalam berorganisasi berdasarkan atribut non-akademik seperti public speaking dan tingkat kepercayaan diri. Keunggulan model ini adalah berhasil mengidentifikasi atribut-atribut non-akademik yang berpengaruh. Kelemahannya adalah jumlah dataset yang digunakan relatif kecil (167 data). Volume data yang kecil ini dapat mengurangi validitas generalisasi dan stabilitas model jika diterapkan pada populasi mahasiswa yang lebih besar[27].

62 8 Penelitian oleh Edy, Rino, & Desiyanna Lasut (2025) mengembangkan Sistem Rekomendasi Jurusan Pendidikan menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis Web. Tujuannya adalah memberikan rekomendasi jurusan SMA yang sesuai dengan potensi diri siswa berdasarkan minat dan nilai. Keunggulan penelitian ini adalah keberhasilan menghasilkan sistem yang praktis dan mudah diakses (berbasis web). Namun, nilai akurasi tidak disebutkan dalam ringkasan, dan sebagai keterbatasan, disarankan bahwa model pohon keputusan tersebut perlu diuji komparasi dengan metode klasifikasi lain untuk memvalidasi keunggulan C4.5 dalam kasus rekomendasi pendidikan ini[28].

26 Penelitian oleh Ivan Zuhdiansyah & Ardytha Luthfiarta (2024) membahas Sistem Rekomendasi Pembelian Smartphone berbasis Algoritma K-Means dan Singular Value Decomposition (SVD). Tujuannya adalah mengatasi masalah information overload di e-commerce dengan memberikan rekomendasi berbasis Collaborative Filtering. Kelemahan dan keterbatasannya adalah penelitian ini tidak menggunakan Decision Tree/C4.5. Lebih lanjut, metode yang digunakan (SVD/Collaborative Filtering) rentan terhadap masalah sparsity (data interaksi yang jarang) dan cold start (kesulitan merekomendasikan produk baru atau pengguna baru)[8].

22 Penelitian oleh Arif Wicaksono Gegadang Putro & Tedy Setiadi (2023) menerapkan Klasifikasi Decision Tree (C4.5) untuk Memprediksi Kelulusan Siswa Sekolah Dasar. Tujuannya adalah menghasilkan model prediksi yang akurat menggunakan nilai rata-rata mata pelajaran. Keunggulan utama penelitian ini adalah model prediksi kelulusan mencapai Akurasi yang sangat tinggi, 96,67%, dan pohon keputusan yang dihasilkan mudah diinterpretasikan. Kelemahannya terletak pada validitas generalisasi: penelitian hanya menggunakan data dari satu lokasi spesifik (Kecamatan Juai), sehingga stabilitas model perlu diuji dengan data yang lebih beragam dari wilayah lain[29].

Penelitian oleh Bima Hamdani Mawaridi & Muhammad Faisal (2023) menggunakan Algoritma Decision Tree untuk Rekomendasi Merek Mobil (AS, Jepang, Eropa). Tujuannya adalah membantu calon pembeli menemukan merek mobil yang memenuhi spesifikasi. Hasil penelitian menunjukkan Akurasi tertinggi 85% pada kedalaman tree 7. Kelemahannya adalah Akurasi 85% masih memiliki ruang untuk ditingkatkan. Keterbatasan yang dapat ditindaklanjuti adalah perlunya

penambahan atribut yang lebih detail (seperti biaya perawatan atau fitur keamanan) untuk model yang lebih presisi dan relevan bagi calon pembeli[30].

Penelitian oleh Faisal, Harry Dhika, & Helmi Veris (2021) berfokus pada penerapan Algoritma Decision Tree dalam Penjualan Handphone untuk memprediksi produk yang harus direstok atau tidak. Model prediksi mencapai Akurasi 88,89%. Keunggulannya: Presisi prediksi restok tergolong tinggi (87,50%). Kelemahannya teridentifikasi pada Recall untuk kelas 'tidak restok' yang hanya 50%. Ini berarti model gagal mengidentifikasi setengah dari kasus di mana barang seharusnya tidak perlu restock, yang dapat menyebabkan penumpukan stok berlebih dan kerugian[1].

61 Penelitian oleh Kartika Handayani, dkk. (2021) melakukan Komparasi Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes dalam Penentuan Status Kelayakan Donor Darah. Tujuannya adalah mengidentifikasi metode klasifikasi terbaik untuk kasus ini. Hasil penelitian menunjukkan Akurasi C4.5 93,22%. Kelemahannya adalah Performa C4.5 lebih rendah (akurasi 93,22%) dibandingkan Naïve Bayes (93,26%) dan diklasifikasikan sebagai fair classification (AUC 0.758). Ini menyimpulkan bahwa Naïve Bayes lebih optimal daripada C4.5 untuk kasus penentuan kelayakan donor darah ini[31].

2 Penelitian oleh Nur Diana Saputri, dkk. (2022) mengomparasikan Metode Ensemble Learning (Bagging dan Adaboost) pada Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penyakit Stroke. Tujuannya adalah meningkatkan akurasi model prediksi. Keunggulan utama adalah penerapan ensemble learning berhasil meningkatkan akurasi signifikan, dengan C4.5 + Bagging mencapai 95.02% (tertinggi). Kelemahannya adalah Algoritma C4.5 murni memiliki nilai presisi yang sangat kecil (27%) pada kelas stroke sebelum di-boost. Hal ini mengindikasikan bahwa model C4.5 murni sangat

buruk dalam mengidentifikasi kasus stroke yang sebenarnya, sehingga wajib diintegrasikan dengan metode boosting atau bagging[32].

Penelitian oleh Andi Ernawati & Sri Wahyuni (2024) menggunakan Metode C4.5 untuk Analisis Data Mining Pola Penggunaan Seluler dan Klasifikasi Perilaku Pengguna. Tujuannya adalah mengklasifikasikan perilaku pengguna di berbagai perangkat. Keunggulan terletak pada keberhasilan mengidentifikasi atribut kunci yang memengaruhi perilaku. Kelemahannya yang paling mendasar adalah Data yang digunakan adalah data sekunder dari Kaggle.com (data global). Karena data tersebut tidak representatif untuk pola pengguna seluler di Indonesia, validitas eksternal temuan untuk konteks lokal menjadi rendah[2].

2.9 Kesimpulan

Berbeda dengan penelitian terdahulu terkait rekomendasi smartphone, seperti kombinasi Forward Chaining dan Decision Tree yang menimbulkan ambiguitas kontribusi masing-masing metode (Amperawansyah & Putri, 2022), atau pendekatan collaborative filtering berbasis K-Means dan SVD yang rentan terhadap masalah cold-start (Zuhdiansyah & Luthfiarta, 2024), penelitian ini membangun dataset sendiri melalui pelabelan manual empat kategori kebutuhan (Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, Pengguna Umum) dari data Kaggle yang diverifikasi via GSMArena, dilabeli berdasarkan riset artikel dan divalidasi ke Toko Sahabat Ponsel Tembilahan, mengintegrasikan variabel teknis dan budget ke model Decision Tree C4.5 yang dikomparasi terhadap empat algoritma lain (CART, Naive Bayes, KNN, Random Forest) dengan evaluasi lengkap (confusion matrix, precision, recall, F1-score, cross-validation 5-fold), lalu diimplementasikan sebagai platform web SmartPick dengan katalog, perbandingan produk, wishlist, rating, dan dashboard analytics.

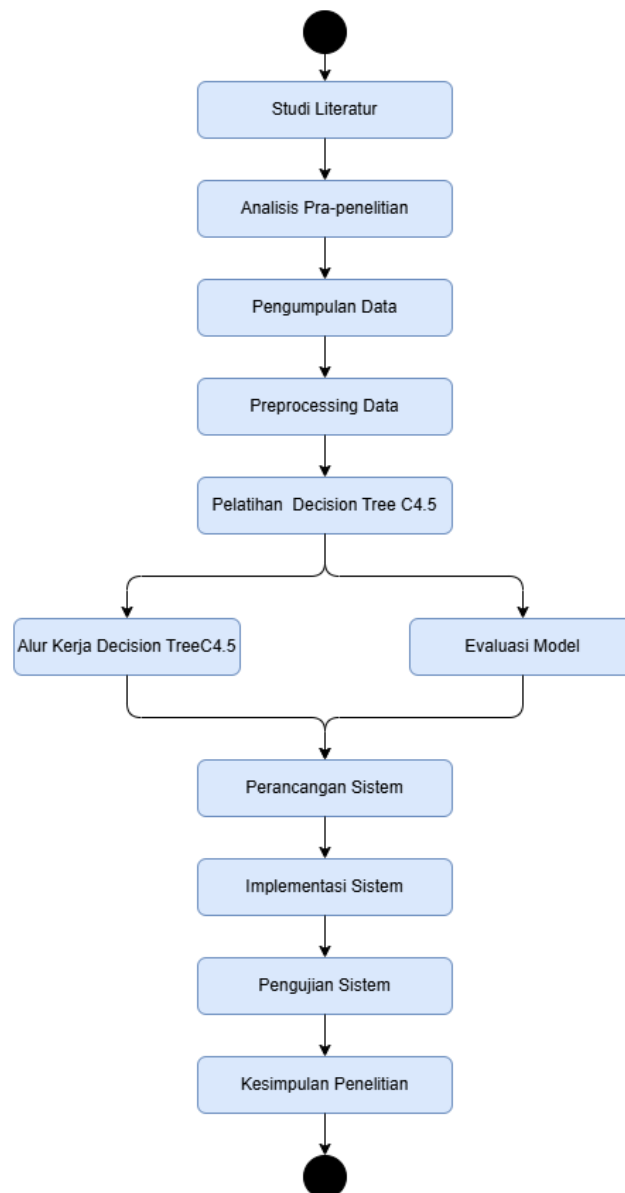
BAB III

METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan secara rinci pendekatan dan langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian untuk mengembangkan sistem rekomendasi smartphone berbasis web menggunakan Decision Tree C4.5. Proses pengembangan dilakukan melalui beberapa tahapan, mulai dari studi literatur, analisis pra-penelitian, pengumpulan data, preprocessing data, pelatihan Decision Tree C4.5, evaluasi Decision Tree C4.5, perancangan sistem, implementasi sistem, hingga pengujian dan evaluasi performa sistem. Setiap tahapan dirancang agar mendukung pencapaian sistem yang akurat dan efisien,

3.1 Kerangka Penelitian

Dalam rangka mendukung pelaksanaan penelitian ini agar lebih terarah dan sistematis, diperlukan suatu kerangka kerja penelitian yang tersusun secara terstruktur. Kerangka kerja ini mencakup tahapan-tahapan penelitian yang bertujuan untuk memberikan panduan dari tahap awal hingga tahap akhir penelitian. Dengan adanya kerangka kerja ini, proses penelitian dapat berjalan secara terorganisasi dan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan. Tahapan-tahapan tersebut dirancang untuk memastikan bahwa setiap langkah yang dilakukan memberikan kontribusi nyata terhadap pencapaian hasil yang diinginkan. Secara visual, tahapan-tahapan dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Kerangka Penelitian

1

Gambar 3.1, menjelaskan penelitian ini dilakukan melalui tahapan-tahapan sistematis sebagai berikut.

3.2.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan untuk mengkaji penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan sistem rekomendasi dan penerapan algoritma Decision Tree C4.5 dalam klasifikasi, serta studi terdahulu terkait tema penelitian ini. Selain itu,

56

literatur yang dikaji juga mencakup metode evaluasi model klasifikasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, precision, recall, dan F1-score.

3.2.2 Analisis Pra-Penelitian

Analisis pra-penelitian dilakukan untuk merumuskan masalah dan pendekatan pengembangan sistem. Permasalahan utama yang diidentifikasi adalah kesulitan pelanggan memilih smartphone yang sesuai kebutuhan di tengah banyaknya pilihan produk, serta proses rekomendasi manual oleh tenaga penjual yang memakan waktu dan tidak optimal. Berdasarkan studi literatur dan kondisi lapangan, peneliti memilih algoritma Decision Tree C4.5 karena kesesuaian karakteristiknya dalam menangani data dengan atribut campuran dan menghasilkan pohon keputusan yang interpretatif. Fokus penelitian adalah mengevaluasi akurasi dan menguji efektivitas C4.5 secara spesifik pada toko retail lokal.

3.2.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh informasi spesifikasi smartphone dan preferensi kebutuhan pengguna sebagai bahan pelatihan model klasifikasi. Data dikumpulkan dari dua sumber, yaitu data primer dari Toko Sahabat Ponsel Tembilahan berupa informasi preferensi dan kebutuhan pelanggan melalui konsultasi dengan tenaga penjual, serta data sekunder berupa spesifikasi smartphone dari dataset publik Kaggle yang diverifikasi dan dilengkapi menggunakan spesifikasi resmi dari GSMArena, dan marketplace Indonesia. Label kategori kebutuhan pengguna (Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, Pengguna Umum) ditentukan melalui riset artikel dan ulasan terkait kegunaan tiap perangkat, kemudian divalidasi melalui konsultasi dengan tenaga penjual Toko Sahabat Ponsel.

Tembilahan untuk memastikan kesesuaian label dengan kondisi kebutuhan pelanggan di lapangan. Data yang telah dikurasi kemudian digabungkan menjadi dataset akhir yang komprehensif untuk pelatihan model.

Tabel 3.1 Pengumpulan Dataset

No	Kelas	Jumlah Data	Persentase
1	Gaming	125	25%
2	Fotografi/Videografi	125	25%
3	Pelajar	125	25%
4	Pengguna Umum	125	25%
Total		500	100%

3.2.4 Preprocessing Data

Preprocessing data dilakukan untuk mengubah data mentah menjadi format yang siap digunakan dalam pelatihan model algoritma C4.5. Data yang digunakan diklasifikasikan ke dalam empat kelas kebutuhan pengguna, yaitu Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, dan Pengguna Umum. Tahapan preprocessing meliputi:

1. Proses dimulai dengan Exploratory Data Analysis (EDA) untuk mengidentifikasi masalah data seperti missing values, outlier, dan keseimbangan kelas melalui analisis statistik dan visualisasi. Data Cleaning dilakukan dengan mengatasi missing values, menghapus duplikat, memperbaiki inkonsistensi format, dan menangani outlier.
2. Data Integration Data Integration menggabungkan data primer dari Toko Sahabat Ponsel Tembilahan dengan data sekunder dari Kaggle, GSMArena, dan Google. Data Transformation mencakup label encoding untuk atribut

kategorikal. Data Splitting dilakukan secara stratified dengan proporsi 70% training, 15% validation, dan 15% testing untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas di setiap subset.

Tabel 3.2 Pembagian Dataset

No	Kelas	Dataset			Total
		Training (70%)	Validasi (15%)	Testing (15%)	
1	Gaming	88	19	18	125
2	Fotografi/Videografi	87	19	19	125
3	Pelajar	88	18	19	125
4	Pengguna Umum	87	19	19	125
Total		350	75	75	500

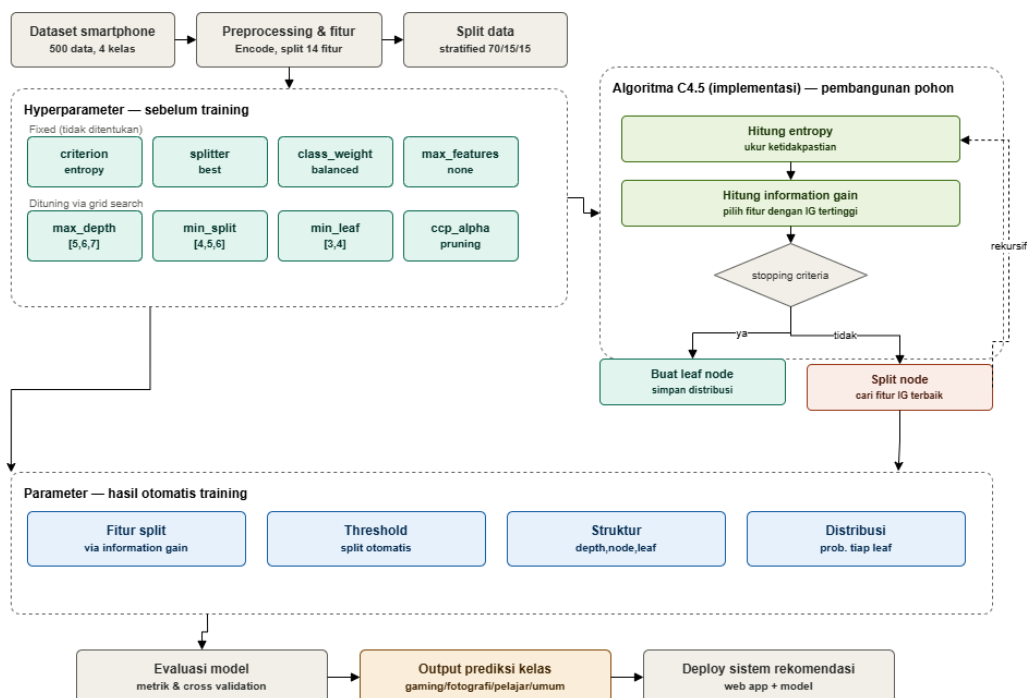
Metode pembagian data yang digunakan dalam penelitian ini mengaplikasikan Stratified Sampling dengan proporsi 70% : 15% : 15% untuk memastikan proses pelatihan model Decision Tree C4.5 berjalan optimal dan teruji, sambil menjaga keseimbangan distribusi kelas di setiap subset. Pembagian ini menghasilkan tiga himpunan data dengan fungsi yang spesifik: Training Set (70%) digunakan sebagai data utama untuk melatih model algoritma C4.5 hingga terbentuk pohon keputusan; Validation Set (15%) berfungsi untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan dan berperan penting dalam mencegah overfitting, sementara Testing Set (15%) dialokasikan khusus untuk evaluasi akhir performa model pada data yang belum pernah dilihat, memberikan ukuran akurasi yang objektif terhadap kemampuan generalisasi model.

3.2.5 Pelatihan Model C4.5

Tahap pelatihan model merupakan proses inti dalam pengembangan sistem rekomendasi smartphone, di mana algoritma C4.5 dilatih menggunakan dataset yang telah melalui tahap preprocessing dan pembagian data. Pelatihan model bertujuan untuk membangun pohon keputusan yang mampu mengklasifikasikan kebutuhan pengguna smartphone dengan akurat berdasarkan atribut-atribut yang telah ditentukan. Proses pelatihan melibatkan serangkaian perhitungan matematis untuk menentukan atribut terbaik sebagai pemisah data pada setiap node, serta evaluasi performa model untuk memastikan kualitas klasifikasi yang dihasilkan.

3.2.5.1 Alur Kerja Algoritma C4.5

Proses klasifikasi kebutuhan pengguna smartphone menggunakan algoritma C4.5 dilakukan secara sistematis melalui serangkaian tahapan yang saling berkaitan dan terintegrasi.



Gambar 3.2 Alur Kerja Algoritma Decision Tree C4.5

Proses klasifikasi smartphone dengan algoritma C4.5 dimulai dari dataset 500 data dengan 4 kelas target, yang diproses melalui preprocessing dan feature engineering menjadi 14 fitur final, lalu dibagi secara stratified menjadi data latih 70%, validasi 15%, dan data uji 15%. Sebelum training, ditentukan hyperparameter fixed (criterion='entropy', splitter='best', class_weight='balanced', max_features=None) dan hyperparameter yang dituning via grid search (max_depth, min_samples_split, min_samples_leaf, ccp_alpha). Pembangunan pohon secara rekursif dilakukan menggunakan pustaka scikit-learn dengan kriteria Information Gain berbasis entropy (criterion='entropy'), sebagai pendekatan terhadap algoritma C4.5, mengingat pustaka tersebut tidak menyediakan Gain Ratio secara native pada proses pembentukan pohon. Proses berlanjut hingga stopping criteria terpenuhi dan terbentuk leaf node berisi distribusi kelas. Hasilnya berupa parameter otomatis: fitur split, threshold, struktur pohon, dan distribusi kelas tiap leaf.

Model dievaluasi menggunakan metrik dan cross validation, lalu digunakan untuk memprediksi kelas smartphone ke dalam empat kategori (Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, Pengguna Umum), dan di-deploy sebagai web app. Entropy digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau kekacauan dalam dataset. Semakin tinggi nilai entropy, semakin besar ketidakpastian data. Rumus entropy adalah:

$$Entropy(s) = -\sum p_i \times \log_2(p_i) \quad (1)$$

Dimana:

S = himpunan kasus/dataset

p_i = proporsi kelas i dalam dataset S

n = jumlah kelas

Information gain mengukur seberapa besar pengurangan entropy yang dihasilkan oleh suatu atribut ketika digunakan untuk memisahkan data. Atribut dengan information gain tertinggi dipilih sebagai node pemisah

Rumus Information Gain:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum (|S_v|/|S|) \times Entropy(S_v) \quad (2)$$

Dimana:

S = himpunan kasus

A = atribut yang akan diuji

S_v = subset dari S untuk nilai v dari atribut A

$|S_v|$ = jumlah kasus dalam S_v

$|S|$ = jumlah total kasus dalam S

Gain ratio merupakan perbaikan dari information gain yang mengurangi bias terhadap atribut dengan banyak nilai. Pada penelitian ini, perhitungan Gain Ratio tidak dilakukan secara otomatis oleh pustaka scikit-learn, melainkan dihitung secara manual sebagai validasi terhadap pemilihan fitur pada node akar (root node).

Rumus gain ratio adalah

Rumus Gain Ratio:

$$Gain Ratio(S, A) = Gain(S, A) / Splitinfo(S, A) \quad (3)$$

Split info digunakan untuk mengukur potensi informasi yang dihasilkan dari pembagian dataset berdasarkan suatu atribut. Perhitungan Entropy dan Information Gain dilakukan secara rekursif pada setiap node oleh scikit-learn hingga memenuhi kriteria stopping, yaitu ketika semua data dalam node memiliki kelas yang sama, mencapai batas max_depth, atau tidak ada lagi pembagian yang memenuhi syarat min_samples_split/min_samples_leaf. Perhitungan Gain Ratio dan Split Info di atas digunakan secara terpisah, satu kali pada node akar, sebagai validasi kesesuaian hasil split otomatis dengan prinsip C4.5, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.4

Dimana Split Info adalah:

$$Split\ Info(S,A) = -\sum \left(\left(\frac{|S_v|}{|S|} \right) \times \log^2 \left(\frac{|S_v|}{|S|} \right) \right) \quad (4)$$

3.2.5.2 Evaluasi Model

Setelah model algoritma C4.5 selesai dilatih menggunakan data training, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi performa model untuk memastikan akurasi dan keandalan sistem rekomendasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix, yaitu matriks yang menampilkan perbandingan antara hasil prediksi model dengan nilai aktual dari data testing. Confusion matrix memberikan gambaran detail mengenai seberapa baik model dalam mengklasifikasikan setiap kategori kebutuhan pengguna smartphone.

1. Accuracy (Akurasi)

Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar dari keseluruhan prediksi yang dilakukan. Rumus akurasi adalah:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

2. Precision (Presisi)

Precision mengukur proporsi prediksi positif yang benar dari seluruh prediksi positif yang dilakukan model. Rumus precision adalah:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

3. Recall (Sensitivitas)

Recall mengukur proporsi data positif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model dari seluruh data positif yang sebenarnya. Rumus recall adalah

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

4. F1-Score

F1-Score adalah rata-rata harmonis dari precision dan recall, yang memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Rumus F1-Score adalah:

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

3.2.6 Perancangan Sistem

Tahap perancangan menggambarkan alur kerja dan interaksi pengguna dengan sistem sebelum implementasi, menggunakan use case diagram, activity diagram Sequence diagram dan class diagram.

3.2.7 Implementasi Sistem

Implementasi merupakan realisasi hasil analisis dan perancangan menggunakan pendekatan Waterfall. Model C4.5 dilatih menggunakan dataset smartphone yang telah diproses, kemudian disimpan dalam bentuk file model (pickle) untuk proses prediksi. Sistem web dikembangkan menggunakan backend Flask yang menyediakan endpoint untuk memuat model dan memproses klasifikasi, serta frontend dengan desain responsive untuk menampilkan antarmuka kepada pengguna.

3.2.8 Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja dan keakuratan sistem. Decision Tree C4.5 diuji menggunakan dataset testing dengan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix untuk menganalisis distribusi serta kesalahan klasifikasi tiap kelas. Selain itu, dilakukan Cross Validation 5-Fold untuk mengevaluasi konsistensi performa model dan mendeteksi kemungkinan overfitting. Pengujian fungsional dilakukan dengan black-box testing untuk memastikan fitur input kriteria, proses klasifikasi, dan tampilan hasil rekomendasi berjalan dengan baik.

3.2.9 Kesimpulan Penelitian

Pada Tahap ini menyimpulkan hasil penelitian berdasarkan analisis data hingga pengujian sistem, mencakup evaluasi performa model C4.5 dalam mengklasifikasi kebutuhan pengguna, efektivitas sistem dalam membantu pelanggan Toko Sahabat Ponsel Tembilahan, serta saran pengembangan untuk penelitian selanjutnya.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil penelitian dan pembahasan secara menyeluruh mengenai implementasi dan evaluasi algoritma C4.5 (Decision Tree) sebagai metode klasifikasi utama dalam sistem rekomendasi smartphone SmartPick pada Toko Sahabat Ponsel Tembilaan. Pembahasan mencakup hasil preprocessing data, proses pelatihan Decision Tree C4.5, evaluasi kinerja, serta perbandingan performa C4.5 dengan empat algoritma pembandingan, serta implementasi sistem berbasis web yang dikembangkan. Setiap tahapan diuraikan secara sistematis untuk memberikan gambaran komprehensif mengenai kinerja sistem yang dibangun.

4.1 Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan merupakan data smartphone yang bersumber dari katalog produk Toko Sahabat Ponsel Tembilaan yang dikombinasikan dengan data spesifikasi smartphone dari Google dan Kaggle yang telah dikurasi. Dataset terdiri dari 500 data smartphone dengan distribusi kelas yang seimbang. Karakteristik utama setiap kelas ditunjukkan pada Tabel 4.1, pembagian dataset pada Tabel 4.2, dan distribusi kelas pada Tabel 4.3.

Setiap kelas dalam dataset dirancang dengan kriteria spesifikasi smartphone yang berbeda sesuai kebutuhan pengguna. Tabel 4.1 menyajikan karakteristik utama dan rata-rata spesifikasi untuk masing-masing kelas dalam dataset.

Tabel 4.1 Karakteristik Dataset per Kelas

Kelas	Kriteria Spesifikasi Utama	Penjelasan / Justifikasi
Gaming	Chipset gaming flagship/upper-mid (Snapdragon 8 series, Dimensity 8000/9000 series, atau setara); RAM ≥ 8 GB (rata-rata 10,9 GB); Baterai ≥ 4.300 mAh; Fast Charging ≥ 45 W; Layar refresh rate tinggi (umumnya AMOLED); Harga Rp2.999.000 – Rp27.999.000.	Performa tinggi (CPU/GPU) dan daya tahan baterai adalah faktor paling krusial bagi gamer mobile agar game berat (mis. genre MOBA/Battle Royale grafis tinggi) berjalan lancar tanpa lag maupun overheat berlebihan, serta sesi bermain lama tidak cepat kehabisan daya. Fast Charging tinggi mendukung pengisian cepat di antara sesi.
Fotografi/Videografi	Kamera belakang resolusi tinggi (12–200 MP, umumnya ≥ 50 MP) dengan konfigurasi multi-lensa; Kamera depan berkualitas baik (8–60 MP); Layar AMOLED/OLED untuk akurasi warna; Storage besar (128–512 GB); RAM 6–16 GB; Harga Rp1.999.000 – Rp31.999.000.	Kualitas sensor kamera, jumlah lensa (untuk variasi sudut pandang: wide, ultrawide, telephoto), dan akurasi warna layar adalah faktor utama bagi pengguna yang fokus pada konten visual (foto/video). Storage besar diperlukan karena file foto/video beresolusi tinggi memakan ruang yang signifikan.
Pelajar	Harga terjangkau (entry-level, umumnya di bawah Rp2.099.000); RAM 2–8 GB (rata-rata 4 GB); Storage 32–256 GB; Baterai ≥ 4.000 mAh; Fast Charging 10–45 W; Prosesor kelas entry (Helio G/A series, Snapdragon 4 series, Exynos 850, dsb).	Pertimbangan harga menjadi faktor dominan bagi pelajar yang umumnya memiliki anggaran terbatas. Spesifikasi yang ditawarkan tetap mencukupi untuk aktivitas akademik dasar dan komunikasi sehari-hari tanpa memerlukan performa tinggi seperti gaming berat atau fotografi profesional.
Pengguna Umum	Spesifikasi seimbang di kelas menengah (mid-range); RAM 4–12 GB (rata-rata 6,4 GB); Storage 32–256 GB; Baterai 3.260–7.000 mAh; Fast Charging 10–80 W; Kamera 13–108 MP; Harga Rp1.199.000 – Rp9.999.000.	Kelas ini mewakili kebutuhan pemakaian harian umum (komunikasi, media sosial, hiburan ringan) tanpa kebutuhan spesifik yang menonjol pada salah satu aspek (performa gaming ekstrem, kamera profesional, ataupun harga termurah).

Berdasarkan Tabel 4.1, setiap kelas memiliki profil spesifikasi yang khas dan dapat dibedakan satu sama lain. Kelas Gaming ditandai dengan RAM tinggi (rata-rata 10,9 GB) dan chipset flagship Snapdragon 8-series atau Dimensity 9xxx, kelas Fotografi/Videografi dengan kamera resolusi tertinggi (rata-rata 89,5 MP, multi-

lensa CMOS besar) dan harga hingga Rp 32 juta, kelas Pelajar dengan chipset entry-level (Helio G, SD 4-series) dan harga terjangkau Rp 0,9–2,1 juta, serta kelas Pengguna Umum dengan chipset mid-range (Helio G99, SD 695) di kisaran Rp 1,2–10 juta. Pembagian dataset ke dalam subset training, validasi, dan testing ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Metode pembagian data yang digunakan dalam penelitian ini mengaplikasikan Stratified Sampling dengan proporsi 70% : 15% : 15% untuk memastikan proses pelatihan model Decision Tree C4.5 berjalan optimal dan teruji, sambil menjaga keseimbangan distribusi kelas di setiap subset. Berdasarkan Tabel 3.1 dan 3.2, dataset memiliki distribusi kelas yang seimbang sempurna dengan masing-masing kelas terdiri dari 125 data (25% dari total 500 data). Distribusi yang seimbang ini penting untuk mencegah bias model terhadap kelas tertentu selama proses pelatihan. Variabel-variabel yang digunakan sebagai fitur masukan dalam model C4.5 dijelaskan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Variabel Data

No	Variabel/Atribut	Deskripsi
1	Model	Nama dan seri smartphone
2	Processor Chipset	Jenis prosesor Chipset yang digunakan
3	Screen Size (inch)	Ukuran layar dalam satuan inci
4	Screen Type	Teknologi panel layar (AMOLED, IPS, dll)

No	Variabel/Atribut	Deskripsi
5	RAM (GB)	Kapasitas memori RAM dalam Gigabyte
6	Storage (GB)	Kapasitas penyimpanan internal dalam Gigabyte
7	Battery (mAh)	Kapasitas baterai dalam satuan miliampere-hour
8	Fast Charging (W)	Daya pengisian cepat dalam satuan Watt
9	Rear Camera (MP)	Resolusi kamera belakang dalam Megapixel
10	Front Camera (MP)	Resolusi kamera depan dalam Megapixel
11	Price (IDR)	Harga smartphone dalam satuan Rupiah (IDR)
12	Classification	Label kelas target: Gaming, Fotografi/Videografi, Pengguna umum dan Pelajar.

72

4.2 Preprocessing Data

Sebelum dilakukan pelatihan model, data mentah terlebih dahulu melalui tahap preprocessing untuk memastikan kualitas data yang optimal. Tahapan preprocessing yang dilakukan meliputi:

19

- Pengecekan Missing Values: Data diperiksa dan tidak ditemukan nilai kosong ($\text{missing values} = 0$) maupun data duplikat, sehingga tidak diperlukan proses imputasi maupun penghapusan data.

- b. Encoding **Atribut Kategorikal**: Atribut Processor Chipset **dikonversi** ke skor performa **numerik** (1–5) berdasarkan tingkatan chipset (1=Entry hingga 5=Flagship Ultra), dan atribut Screen Type dikonversi ke skor kualitas layar (1–5) menggunakan pemetaan ordinal.
- c. Feature Engineering: Dibuat 4 fitur turunan baru untuk memperkaya representasi data, yaitu Camera_Total (total resolusi kamera depan + belakang), Storage_RAM_Ratio (rasio storage terhadap RAM), Price_per_RAM (harga per GB RAM), dan Price_Category (kategori harga 1–5).
- d. Seleksi Fitur Final: Dari hasil preprocessing dan feature engineering, diperoleh 14 fitur input yang digunakan dalam model C4.5, yaitu: Processor_Score, Screen Size, Screen_Score, RAM, Storage, Battery, Fast Charging, Rear Camera, Front Camera, Price, Camera_Total, Storage_RAM_Ratio, Price_per_RAM, dan Price_Category.

4.3 Hasil Pelatihan Model C4.5

4.3.1 Hyperparameter Tuning

Proses hyperparameter tuning dilakukan untuk menemukan kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan akurasi optimal pada dataset 500 smartphone. Hasil hyperparameter tuning **terbaik ditunjukkan pada Tabel 4.3**

Tabel 4.3 Hyperparameter Terbaik Model C4.5

Hyperparameter	Nilai
criterion	entropy
max_depth	5
min_samples_split	2

min_samples_leaf	3
ccp_alpha	0.005
random_state	42

Berdasarkan Tabel 4.3, kombinasi hyperparameter terbaik yang ditemukan melalui proses tuning adalah `criterion="entropy"`, `max_depth=5`, `min_samples_split=2`, `min_samples_leaf=3`, dan `ccp_alpha=0.005`. Penggunaan criterion entropy sesuai dengan prinsip algoritma C4.5 yang menggunakan Information Gain berbasis entropy untuk pemilihan atribut terbaik pada setiap node pohon keputusan. Parameter `max_depth=5` membatasi kedalaman pohon untuk mencegah overfitting, `min_samples_leaf=3` memastikan setiap leaf node memiliki minimal 3 data, dan `ccp_alpha=0.005` berfungsi sebagai pruning untuk menyederhanakan struktur pohon.

4.3.2 Struktur Pohon Keputusan

Model C4.5 yang dihasilkan dari proses pelatihan menggunakan 350 data training memiliki karakteristik pohon keputusan sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.4. Pohon keputusan menggunakan atribut Price (IDR) sebagai pemisah utama pada node akar karena memiliki Gain Ratio tertinggi sebesar 0.8460 di antara 14 fitur input yang digunakan.

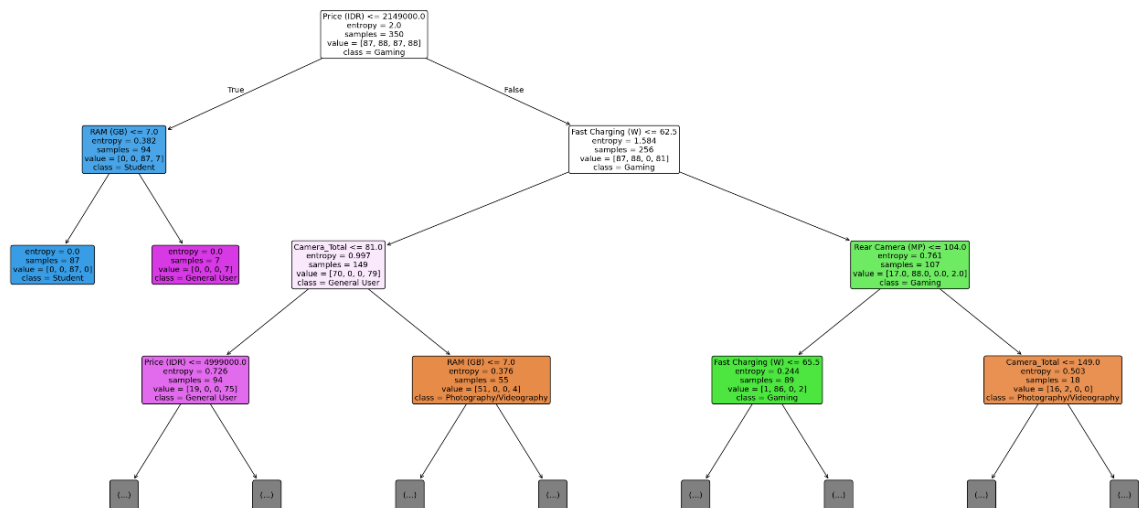
Tabel 4.4 Struktur Pohon Keputusan C4.5

Karakteristik	Nilai
Kedalaman Pohon	5
Jumlah Node	29

Jumlah Leaf Node	15
Fitur Input	14

Berdasarkan Tabel 4.4, pohon keputusan C4.5 yang dihasilkan memiliki kedalaman 5 level dengan total 29 node dan 15 leaf node dari 14 fitur input. Kedalaman pohon yang terbatas namun optimal menunjukkan model yang ringkas dan tidak mengalami overfitting, sekaligus tetap mampu memberikan interpretabilitas yang lebih baik dibanding algoritma black-box. Visualisasi pohon keputusan tersebut ditampilkan pada Gambar 4.1, yang dibatasi hingga kedalaman 3 untuk kejelasan tampilan struktur pohon lengkap memiliki kedalaman 5 sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.4.

C4.5 Decision Tree (Visualization, max_depth=3)



Gambar 4.1 Visualisasi Pohon Keputusan C4.5

Gambar 4.1 menampilkan visualisasi pohon keputusan C4.5 hingga kedalaman 3, yang dibatasi untuk kejelasan tampilan struktur pohon lengkap yang dihasilkan dari 350 data training memiliki kedalaman 5 level dengan 29 node dan 15 leaf node

sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.4. Node akar (root node) menggunakan atribut Price (IDR) sebagai pemisah utama dengan threshold Rp2.149.000 dan Gain Ratio tertinggi sebesar 0.8460. Pada cabang True ($\text{harga} \leq \text{Rp2.149.000}$), pemisah berikutnya adalah RAM (GB), sedangkan pada cabang False ($\text{harga} > \text{Rp2.149.000}$), pemisah berikutnya adalah Fast Charging (W). Hal ini logis karena harga merupakan pembeda paling kuat antar kelas, terutama untuk memisahkan kelas Pelajar (Rp0,9–2,1 juta) dari kelas lainnya. Setiap cabang pada pohon merepresentasikan aturan keputusan (if-then rules) yang mengarahkan data menuju salah satu dari empat kelas output: Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, atau Pengguna Umum.

4.3.3 Hasil Akurasi Model

Hasil evaluasi performa model C4.5 pada ketiga subset data ditunjukkan pada Tabel 4.5. Selisih antara akurasi training dan testing sebesar 2,00% menunjukkan model tidak mengalami overfitting yang signifikan dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik.

Tabel 4.5 Hasil Akurasi Model C4.5

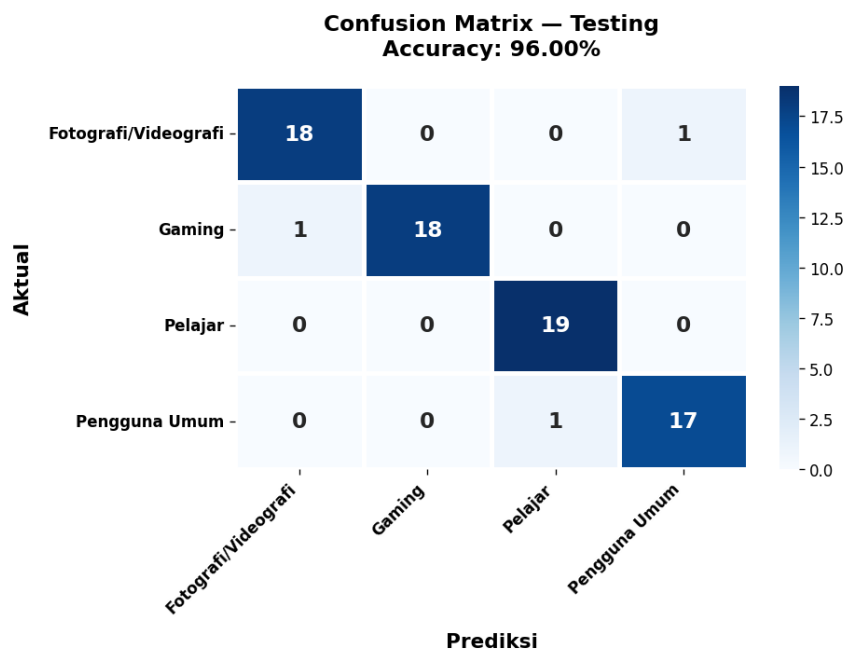
Subset	Jumlah Data	Akurasi
Training	350	98,00%
Validasi	75	97,33%
Testing	75	96,00%
CV 5-Fold	425	94,82%

Berdasarkan Tabel 4.5, model C4.5 menghasilkan akurasi training 98,00%, akurasi validasi 97,33%, dan akurasi testing 96,00%. Tingginya akurasi training

menunjukkan model berhasil mempelajari pola data dengan baik, sedangkan akurasi validasi dan testing yang hampir setara mengindikasikan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik tanpa overfitting yang signifikan. Selisih antara akurasi training dan testing sebesar 2,00%, sementara selisih antara akurasi training dan cross-validation 5-fold sebesar 3,18%, keduanya masih dalam batas wajar (umumnya <5%) untuk model machine learning yang tidak overfitting.

4.3.4 Confusion Matrix

Evaluasi detail hasil klasifikasi pada data testing menggunakan confusion matrix ditunjukkan pada gambar 4.2 Nilai diagonal menunjukkan prediksi yang benar untuk setiap kelas.

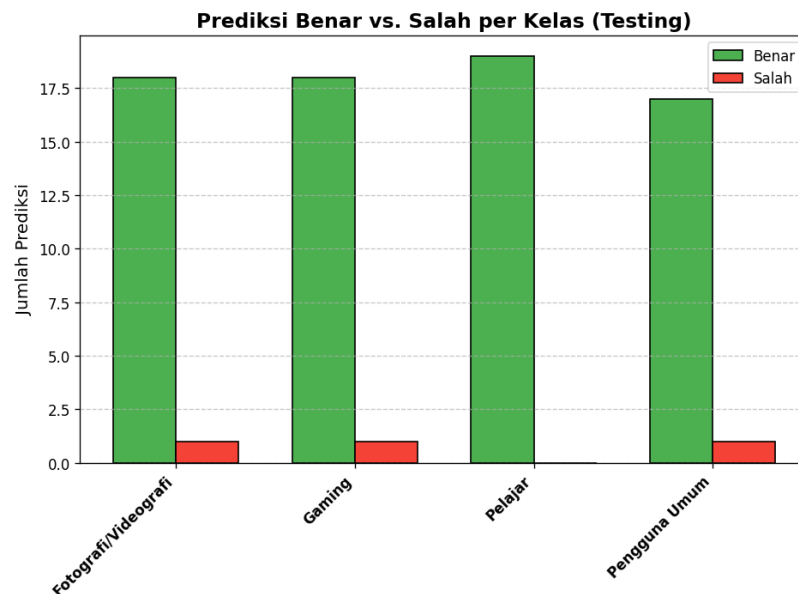


Gambar 4.2 Visualisasi Confusion Matrix

Gambar 4.2 menampilkan visualisasi confusion matrix hasil klasifikasi model C4.5 pada data testing dalam bentuk heatmap. Nilai diagonal matriks (berwarna lebih gelap) merepresentasikan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas. Dari total 75 data testing, model berhasil mengklasifikasikan dengan benar: 18 data

Fotografi/Videografi, 18 data Gaming, 19 data Pelajar, dan 17 data Pengguna Umum, dengan hanya 3 kesalahan klasifikasi yang terjadi, yaitu 1 data Fotografi/Videografi diprediksi sebagai Pengguna Umum, 1 data Gaming diprediksi sebagai Fotografi/Videografi, dan 1 data Pengguna Umum diprediksi sebagai Pelajar. Kesalahan-kesalahan ini terjadi pada kelas dengan karakteristik fitur yang berdekatan (misalnya rentang harga atau spesifikasi kamera yang saling tumpang tindih antar kelas menengah), namun jumlahnya sangat kecil dan tidak mengganggu performa klasifikasi secara keseluruhan. Hal ini membuktikan bahwa model C4.5 mampu membedakan keempat kelas dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi sebesar 96,00%.

Untuk memperjelas distribusi prediksi benar dan salah per kelas, Gambar 4.3 menyajikan visualisasi bar chart yang membandingkan jumlah prediksi benar (hijau) dan prediksi salah (merah) untuk setiap kelas pada data testing. Visualisasi ini memperlihatkan bahwa kelas Pelajar memiliki prediksi benar tertinggi (19 data) tanpa kesalahan, sedangkan kelas Fotografi/Videografi, Gaming, dan Pengguna Umum masing-masing memiliki 1 kesalahan prediksi. Secara keseluruhan, dari 75 data testing terdapat 72 prediksi benar dan hanya 3 prediksi salah.



Gambar 4.3 Prediksi Benar vs. Salah per Kelas (Testing)

4.3.5 Precision, Recall, dan F1-Score

Hasil perhitungan metrik evaluasi per kelas model C4.5 ditunjukkan pada Tabel 4.6

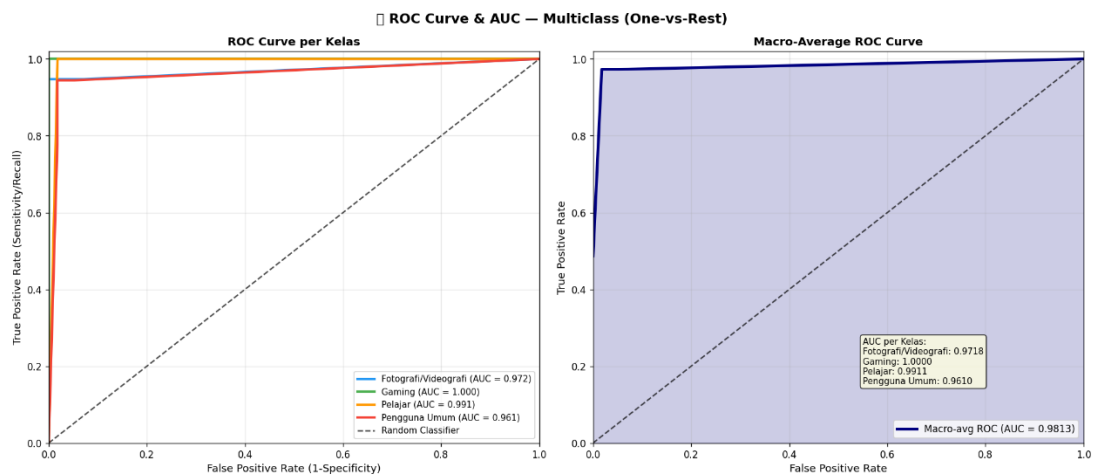
Tabel 4.6 Precision, Recall, F1-Score, dan Support Model C4.5

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Fotografi/Videografi	95,00%	95,00%	95,00%	19
Gaming	100,00%	95,00%	97,00%	19
Pelajar	95,00%	100,00%	97,00%	19
Pengguna Umum	94,00%	94,00%	94,00%	18
Rata-rata	96,00%	96,00%	96,00%	75

Berdasarkan Tabel 4.6, model C4.5 menghasilkan performa yang sangat baik pada seluruh kelas. Kelas Gaming memiliki precision tertinggi (100,00%) yang berarti tidak ada false positive sama sekali untuk kelas ini, sementara kelas Pelajar

memiliki recall tertinggi (100,00%) yang menunjukkan semua data Pelajar berhasil diidentifikasi dengan benar. Kelas Pengguna Umum menghasilkan nilai precision, recall, dan F1-Score terendah (94,00%) namun tetap dalam kategori sangat baik. Nilai rata-rata F1-Score keempat kelas sebesar 96,00% mengonfirmasi konsistensi dan keandalan model dalam mengklasifikasikan kebutuhan pengguna smartphone.

Selain metrik klasifikasi, evaluasi model juga dilakukan menggunakan ROC Curve (Receiver Operating Characteristic) dan nilai AUC (Area Under Curve) untuk mengukur kemampuan diskriminasi model antar kelas. Hasil ROC Curve ditunjukkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 ROC Curve dan AUC Multiclass Model C4.5

Gambar 4.4 menampilkan ROC Curve multiclass model C4.5 menggunakan pendekatan One-vs-Rest (OvR). Grafik kiri menunjukkan ROC Curve per kelas, sedangkan grafik kanan menunjukkan Macro-Average ROC Curve secara keseluruhan. Nilai AUC (Area Under Curve) untuk setiap kelas adalah sebagai berikut: Fotografi/Videografi (AUC = 0,972), Gaming (AUC = 1,000), Pelajar (AUC = 0,991), dan Pengguna Umum (AUC = 0,961), dengan Macro-Average AUC sebesar 0,981. Nilai AUC Gaming yang sempurna (1,000) menunjukkan model mampu

memisahkan kelas Gaming dari kelas lainnya secara sempurna, sementara seluruh kelas memiliki nilai AUC di atas 0,960 yang mengindikasikan kemampuan diskriminasi model sangat baik dalam membedakan keempat kelas kebutuhan pengguna smartphone.

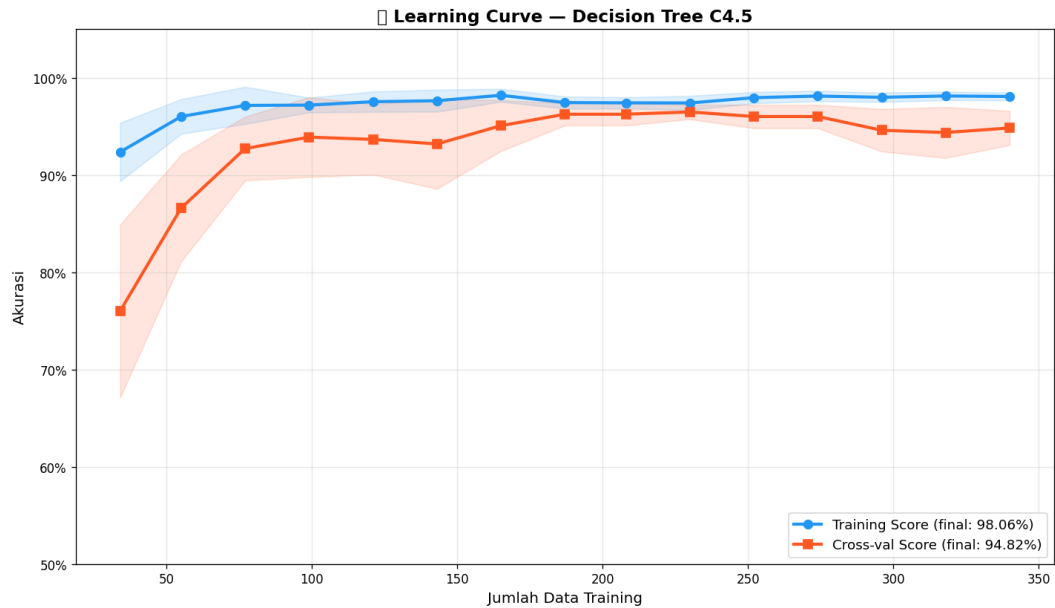
4.3.6 Cross-Validation 5-Fold

Evaluasi cross-validation dilakukan menggunakan metode 5-Fold Cross Validation pada data training+validasi (425 data). Hasil cross-validation pada seluruh model ditunjukkan pada Tabel 4.7. Model C4.5 menghasilkan mean score 94,82% dengan standard deviation $\pm 1,76\%$, menunjukkan model konsisten dan stabil.

Tabel 4.7 CV Score Per Fold Semua Model (5-Fold Cross Validation)

Model	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Mean $\pm$ Std
C4.5 (Entropy)	94,12%	95,29%	91,76%	96,47%	96,47%	94,82% ($\pm 1,76\%$)
CART (Gini)	97,65%	94,12%	96,47%	96,47%	96,47%	96,24% ($\pm 1,15\%$)
Naive Bayes	62,35%	78,82%	71,76%	68,24%	72,94%	70,82% ($\pm 5,44\%$)
KNN (k=19)	62,35%	71,76%	67,06%	74,12%	70,59%	69,18% ($\pm 4,10\%$)
Random Forest	94,12%	95,29%	95,29%	96,47%	97,65%	95,76% ($\pm 1,20\%$)

Berdasarkan Tabel 4.7, model C4.5 menghasilkan mean CV Score sebesar 94,82% dengan standard deviation $\pm 1,76\%$ dari 5-fold cross validation. Nilai standard deviation yang rendah menunjukkan model memberikan performa yang konsisten dan stabil di seluruh partisi data. Selisih antara akurasi testing (96,00%) dan mean CV score (94,82%) hanya sebesar 1,18%, yang mengindikasikan model tidak mengalami overfitting. Perkembangan performa model C4.5 selama pelatihan dapat dilihat secara visual pada learning curve yang ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Visualisasi Learning Curve Decision Tree C4.5

Gambar 4.5 menampilkan learning curve Decision Tree C4.5 yang menggambarkan perkembangan performa model selama proses pelatihan. Sumbu-x merepresentasikan jumlah data training yang digunakan (50 hingga 350 data), sedangkan sumbu-y merepresentasikan nilai akurasi model. Garis biru (Training Score final: **98,06%**) menunjukkan akurasi model pada data training, sementara garis oranye (Cross-val Score final: 94,82%) menunjukkan akurasi rata-rata cross-validation. Kedua kurva berkonvergen dan menunjukkan tren meningkat seiring bertambahnya data, dengan selisih yang kecil antara training score dan cross-validation score. Hal ini mengindikasikan bahwa model C4.5 tidak mengalami overfitting yang signifikan dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

4.3.7 Perbandingan Performa dengan Algoritma Lainnya

Perbandingan dilakukan menggunakan dataset dan pembagian data yang sama terhadap empat algoritma pembandingan. Hasil perbandingan ditunjukkan pada Tabel

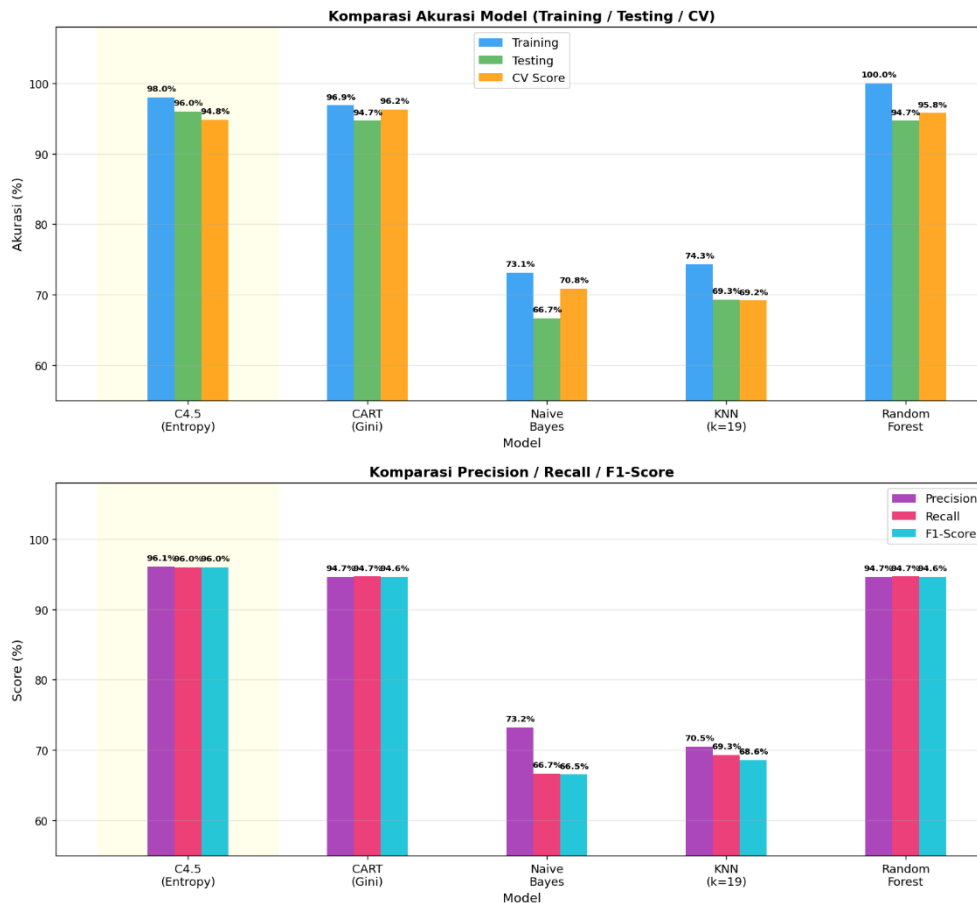
4.8

Tabel 4.8 Perbandingan Akurasi Semua Algoritma

Algoritma	Train	Val	Test	CV Mean	CV Std	Prec	Recall	F1	Kappa
C4.5 (Entropy)	98,00%	97,33%	96,00%	94,82%	±1,76%	96,07%	96,00%	96,00%	0,9467
CART (Gini)	96,86%	97,33%	94,67%	96,24%	±1,15%	94,65%	94,67%	94,63%	0,9289
Naive Bayes	73,14%	62,67%	66,67%	70,82%	±5,44%	73,24%	66,67%	66,51%	0,5571
KNN (k=19)	74,29%	61,33%	69,33%	69,18%	±4,10%	70,50%	69,33%	68,60%	0,5909
Random Forest	100,00%	97,33%	94,67%	95,76%	±1,20%	94,65%	94,67%	94,63%	0,9289

Berdasarkan Tabel 4.8 , model C4.5 mengungguli seluruh algoritma pembandingan dalam akurasi testing. C4.5 memperoleh akurasi testing tertinggi sebesar 96,00%, mengungguli CART (94,67%), Random Forest (94,67%), KNN (69,33%), dan Naive Bayes (66,67%). Meskipun CART dan Random Forest menghasilkan CV Mean yang lebih tinggi dari C4.5, akurasi testing C4.5 tetap yang terbaik. Selain itu, C4.5 menghasilkan pohon keputusan tunggal yang transparan dan mudah diinterpretasikan, berbeda dengan Random Forest yang terdiri dari banyak pohon (black-box). Hal ini menjadikan C4.5 sebagai algoritma paling optimal untuk

sistem rekomendasi smartphone ini karena mengombinasikan akurasi tinggi dengan interpretabilitas yang baik. Perbandingan akurasi seluruh algoritma divisualisasikan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Grafik Komparasi Akurasi Model

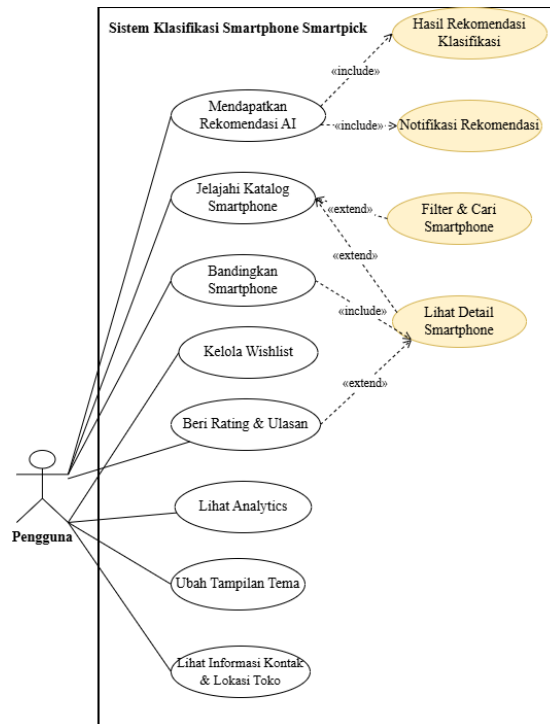
4.4 Implementasi Sistem Berbasis Web

Sistem rekomendasi smartphone SmartPick diimplementasikan sebagai aplikasi web yang dapat diakses melalui browser tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak tambahan. Arsitektur sistem terdiri dari tiga komponen utama, yaitu antarmuka pengguna (frontend) yang dibangun menggunakan HTML, CSS, dan JavaScript, server backend yang dikembangkan menggunakan framework Flask berbasis Python, serta model inference yang menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 yang telah dilatih dan disimpan dalam format pickle (.pkl).

Alur kerja sistem secara keseluruhan dimulai ketika pengguna mengakses halaman web dan mengisi kuis preferensi multi-langkah yang terdiri dari enam tahap melalui antarmuka yang disediakan. Data preferensi yang telah dikumpulkan kemudian dikirim ke server backend melalui HTTP POST request ke endpoint /api/predict. Server melakukan pembangunan vektor fitur berdimensi 14 dari data yang diterima dan meneruskannya ke model Decision Tree C4.5 untuk proses inferensi. Hasil prediksi berupa kategori pengguna dan confidence score kemudian dikembalikan ke antarmuka pengguna untuk ditampilkan bersama daftar rekomendasi smartphone yang sesuai dengan kategori dan anggaran pengguna. Untuk menggambarkan alur interaksi dan proses dalam sistem secara lebih terstruktur, berikut disajikan diagram UML yang terdiri dari Use Case Diagram Activity Diagram, Sequence Diagram dan Class Diagram.

4.4.1 Use Case Diagram

Use case diagram menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem SmartPick. Terdapat satu aktor utama yaitu Pengguna (Pelanggan) yang dapat mengakses seluruh fitur sistem sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.7.

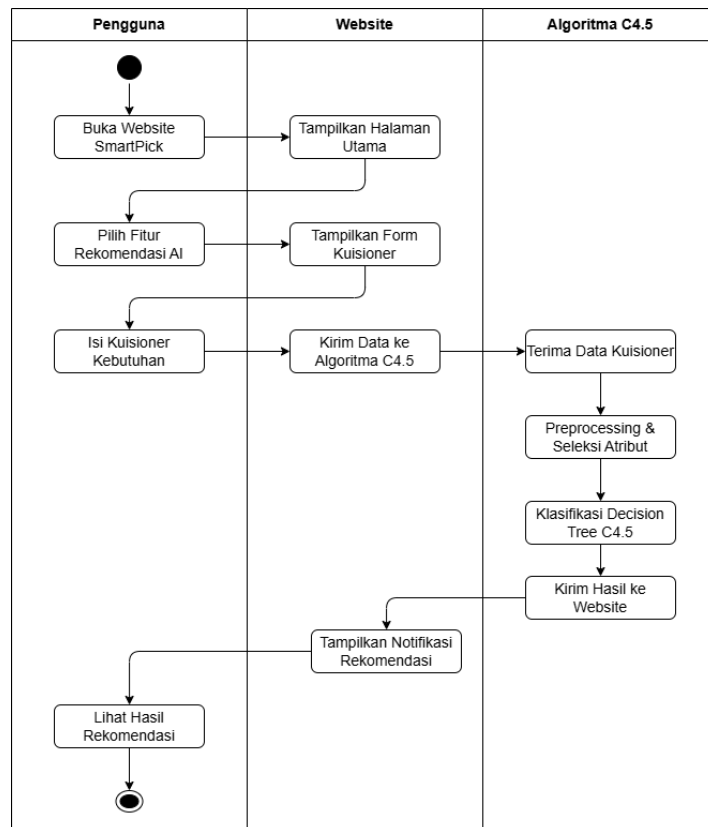


Gambar 4. 7 Use Case Diagram

Gambar 4.7 menampilkan Use Case Diagram sistem SmartPick yang menggambarkan interaksi antara pengguna dengan sistem. Terdapat delapan use case utama yang dapat diakses langsung oleh pengguna, yaitu Mendapatkan Rekomendasi AI, Jelajahi Katalog Smartphone, Bandingkan Smartphone, Kelola Wishlist, Beri Rating & Ulasan, Lihat Analytics, Ubah Tampilan Tema, dan Lihat Informasi Kontak & Lokasi Toko. Use case Mendapatkan Rekomendasi AI memiliki relasi «include» ke Hasil Rekomendasi Klasifikasi dan Notifikasi Rekomendasi. Use case Jelajahi Katalog Smartphone memiliki relasi «extend» ke Filter & Cari Smartphone dan ke Lihat Detail Smartphone karena sifatnya opsional. Use case Bandingkan Smartphone memiliki relasi «include» ke Lihat Detail Smartphone karena spesifikasi wajib ditampilkan lebih dulu, sedangkan Beri Rating & Ulasan memiliki relasi «extend» ke Lihat Detail Smartphone karena tidak wajib membuka detail terlebih dahulu.

4.4.2 Activity Diagram

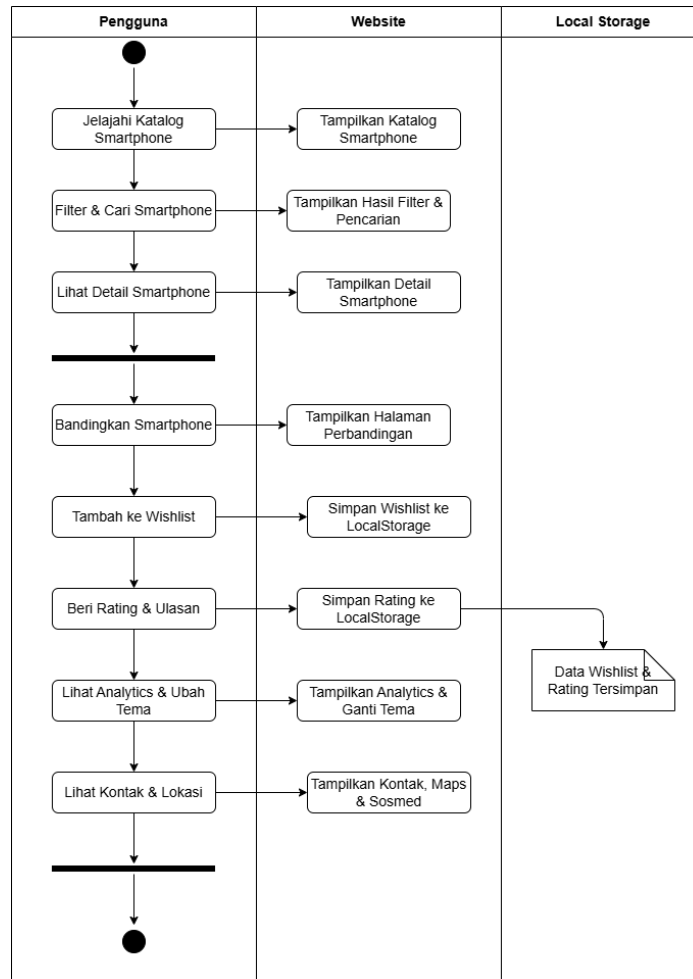
Activity diagram menggambarkan alur aktivitas pengguna dalam menggunakan fitur rekomendasi AI mulai dari mengakses sistem hingga mendapatkan hasil rekomendasi smartphone serta berbagai fitur lainnya sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Activity Diagram C4.5

Gambar 4.8 menampilkan Activity Diagram alur fitur Rekomendasi AI sistem SmartPick yang terdiri dari tiga swimlane, yaitu Pengguna, Website, dan Algoritma C4.5. Alur dimulai ketika pengguna membuka website SmartPick, sistem menampilkan halaman utama, kemudian pengguna memilih fitur Rekomendasi AI dan sistem menampilkan form kuisioner. Pengguna mengisi kuisioner kebutuhan dan data dikirim ke Algoritma C4.5. Algoritma C4.5 menerima data kuisioner, melakukan preprocessing dan seleksi atribut, menjalankan klasifikasi Decision Tree C4.5, lalu

mengirimkan hasil ke website. Website menampilkan notifikasi rekomendasi dan pengguna dapat melihat hasil rekomendasi hingga alur berakhir.



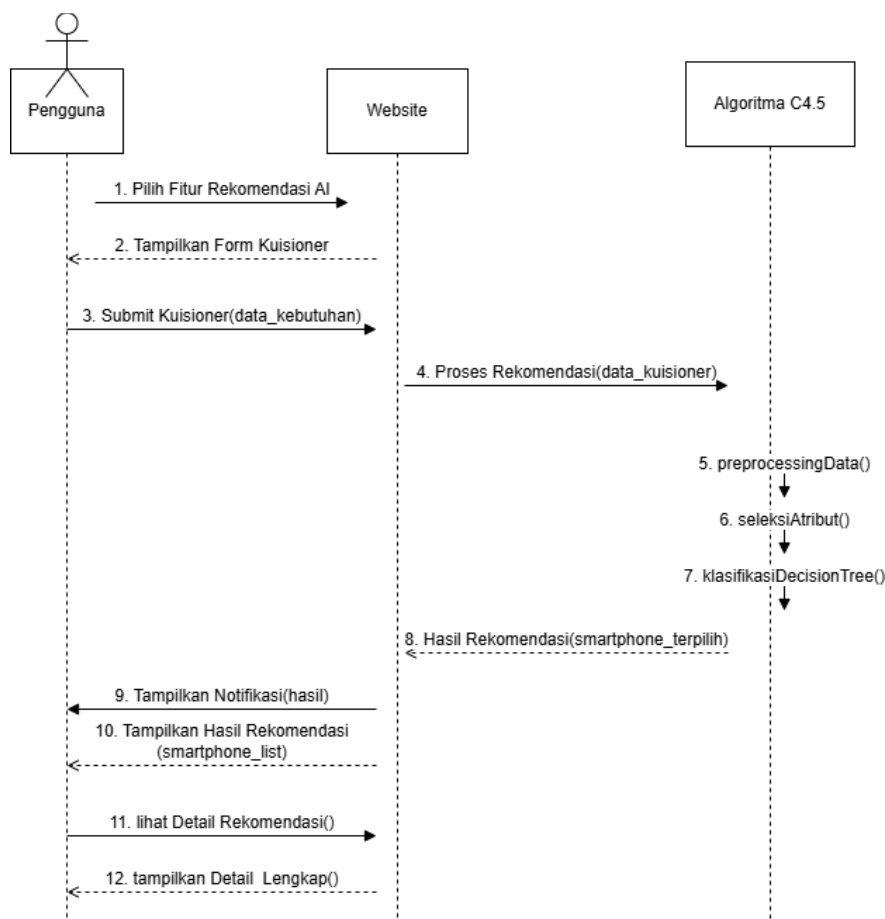
Gambar 4.9 Activity Diagram Fitur

Gambar 4.9 menampilkan Activity Diagram fitur-fitur sistem SmartPick yang terdiri dari tiga swimlane, yaitu Pengguna, Website, dan Local Storage. Alur dimulai ketika pengguna menjelajahi katalog smartphone dan sistem menampilkan katalog. Pengguna dapat melakukan filter dan pencarian smartphone, sistem menampilkan hasil filter. Pengguna dapat melihat detail smartphone, membandingkan smartphone, menambahkan ke wishlist yang disimpan ke Local Storage, memberikan rating dan ulasan yang juga disimpan ke Local Storage, hingga data wishlist

dan rating tersimpan permanen. Selanjutnya pengguna dapat melihat analytics dan mengubah tema tampilan, serta melihat kontak dan lokasi toko. Alur berakhir setelah seluruh aktivitas selesai.

4.4.3 Sequence Diagram

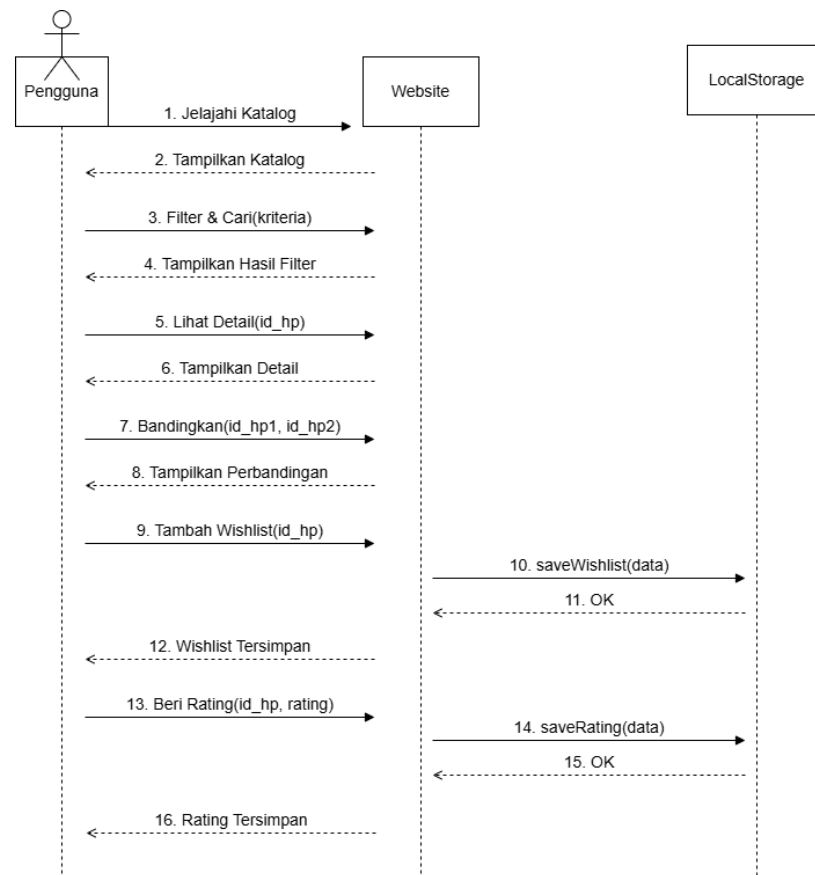
Sequence diagram menggambarkan urutan pertukaran pesan antara Pengguna, Sistem, dan Algoritma C4.5 mulai dari mengakses website hingga mendapatkan hasil rekomendasi smartphone serta penggunaan berbagai fitur lainnya sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Sequence Diagram C4.5

Gambar 4.10 menampilkan Sequence Diagram alur fitur Rekomendasi AI sistem SmartPick yang melibatkan tiga objek, yaitu Pengguna, Website, dan

Algoritma C4.5. Alur dimulai ketika pengguna memilih fitur Rekomendasi AI, website menampilkan form kuisisioner, pengguna mengisi dan submit kuisisioner berisi data kebutuhan, kemudian website meneruskan data ke Algoritma C4.5 untuk diproses. Algoritma C4.5 secara berurutan melakukan preprocessing data, seleksi atribut, dan klasifikasi Decision Tree C4.5, lalu mengembalikan hasil rekomendasi berupa smartphone terpilih ke website. Website menampilkan notifikasi hasil dan daftar rekomendasi smartphone kepada pengguna. Pengguna kemudian dapat melihat detail rekomendasi dan website menampilkan detail lengkap smartphone yang dipilih.



Gambar 4.11 Sequence Diagram Fitur

Gambar 4.11 menampilkan Sequence Diagram fitur-fitur sistem SmartPick yang melibatkan tiga objek, yaitu Pengguna, Website, dan LocalStorage. Alur dimulai ketika pengguna menjelajahi katalog dan website menampilkan daftar smartphone. Pengguna melakukan filter dan pencarian berdasarkan kriteria tertentu, website menampilkan hasil filter. Pengguna dapat melihat detail smartphone dan website menampilkan informasi lengkap perangkat tersebut. Selanjutnya pengguna dapat membandingkan smartphone dan website menampilkan halaman perbandingan. Pengguna menambahkan smartphone ke wishlist, website menyimpan data ke LocalStorage dan LocalStorage mengembalikan konfirmasi, kemudian website memberi tahu pengguna bahwa wishlist berhasil tersimpan. Pengguna memberikan rating, website menyimpan data rating ke LocalStorage, LocalStorage mengembalikan konfirmasi, dan website mengonfirmasi bahwa rating berhasil tersimpan.

4.4.4 Class Diagram

Class diagram menggambarkan struktur kelas beserta atribut, method, dan relasi antar kelas yang membentuk sistem SmartPick, mulai dari proses rekomendasi menggunakan Algoritma C4.5 hingga pengelolaan katalog, wishlist, rating, perbandingan, analytics, kontak, dan pengaturan tema sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Class Diagram

Gambar 4.12 menampilkan Class Diagram sistem SmartPick yang terdiri dari sepuluh kelas utama beserta relasi antar kelasnya. Kelas Smartphone menjadi kelas pusat yang memiliki atribut lengkap seperti id, nama, brand, harga, kategori, ram, storage, baterai, layar, kamera, chipset, valueScore, dan gambar. Kelas Rekomendasi menggunakan kelas AlgoritmaC45 melalui relasi menggunakan untuk memproses data kuisisioner pengguna yang mencakup atribut kebutuhan, anggaran, prioritas, merek, ukuranLayar, dan kapasitasBaterai, kemudian menghasilkan objek Smartphone sebagai output rekomendasi. Kelas AlgoritmaC45 bertugas melakukan preprocessing, menghitung gain ratio, membangun pohon keputusan,

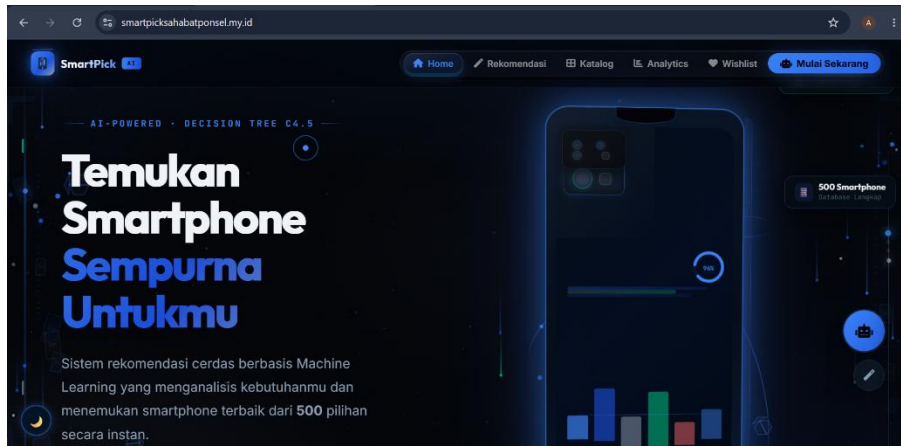
dan menghasilkan klasifikasi melalui relasi memproses ke kelas Smartphone, serta berelasi menganalisis ke kelas Analytics. Kelas Katalog menampilkan daftar Smartphone melalui relasi menampilkan dengan fitur filter berdasarkan merek, kategori, dan kata kunci. Kelas Perbandingan memungkinkan pengguna membandingkan beberapa smartphone melalui relasi membandingkan. Kelas Wishlist menyimpan daftar smartphone yang dipilih pengguna melalui relasi menyimpan beserta tanggal penambahan. Kelas Rating mengelola penilaian dan ulasan pengguna terhadap smartphone melalui relasi menilai. Kelas Analytics menampilkan informasi akurasi model, distribusi kelas, pohon keputusan, dan confusion matrix. Kelas Kontak menyimpan informasi kontak toko seperti WhatsApp, Instagram, Maps, alamat, dan jam operasional. Kelas Tema mengelola preferensi tampilan pengguna dengan atribut modeTema dan preferensi. Mengelola preferensi tampilan pengguna antara mode gelap dan terang.

4.4.5 Tampilan Dan Fitur Sistem

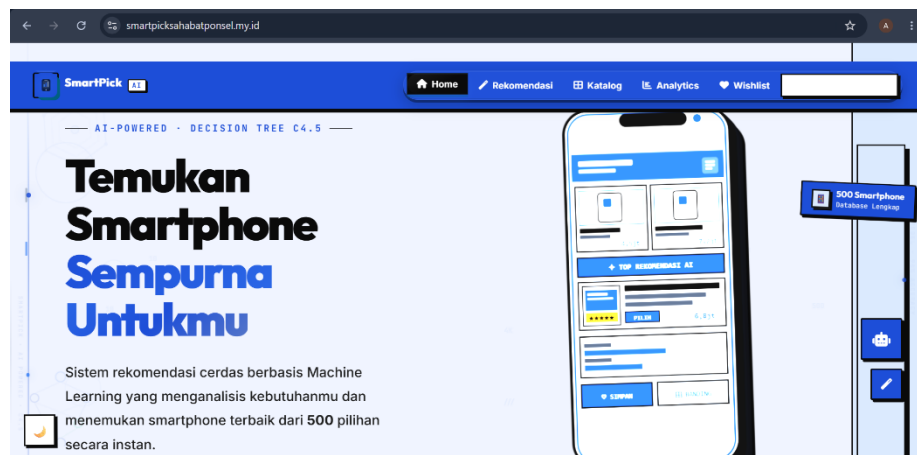
Sistem web SmartPick Sahabat Ponsel yang dikembangkan dirancang dengan antarmuka yang interaktif dan mudah dipahami, untuk memudahkan pengguna dalam mendapatkan rekomendasi smartphone yang sesuai dengan klasifikasi kebutuhan pengguna secara cepat dan akurat. Berikut adalah tampilan-tampilan utama dalam Sistem ini:

1. Tampilan Halaman Beranda

Halaman beranda menampilkan informasi singkat tentang sistem, statistik dataset (500 smartphone, akurasi 96%, 16 brand, 4 kategori), dan tombol navigasi menuju fitur rekomendasi dan katalog sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.13 dan 4.14



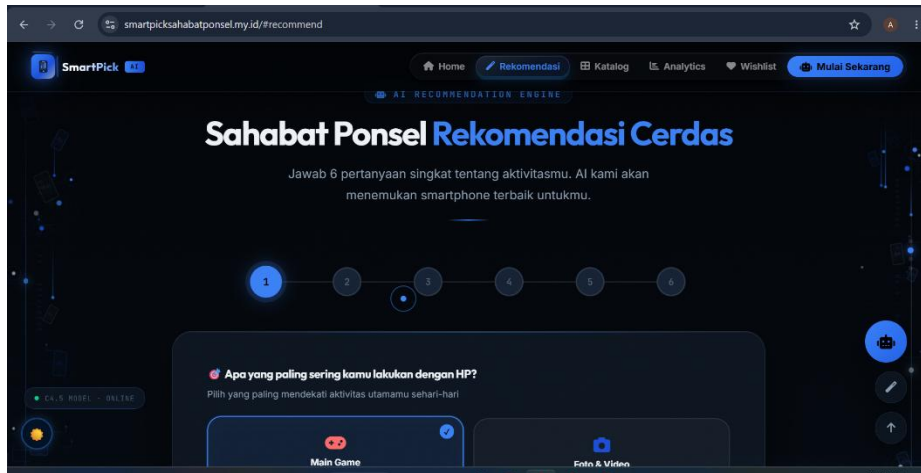
Gambar 4.13 Tampilan Halaman Beranda SmartPick Tema Gelap



Gambar 4.14 Tampilan Beranda Smartpick Tema Terang

2. Tampilan Fitur Rekomendasi AI

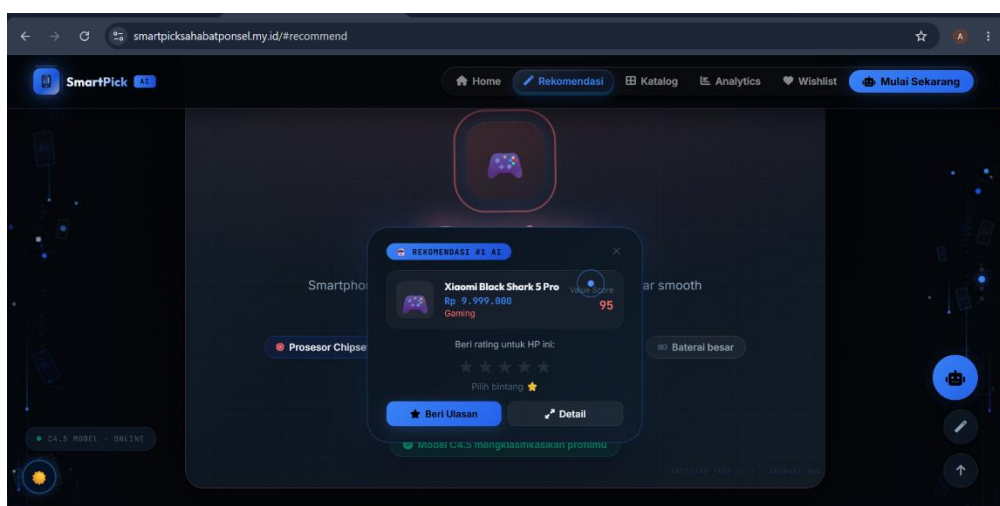
Fitur rekomendasi AI menampilkan kuis 6 langkah yang memandu pengguna menentukan kebutuhan smartphone meliputi aktivitas penggunaan, kebutuhan kamera, performa, daya tahan baterai, budget, dan prioritas utama sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.15.



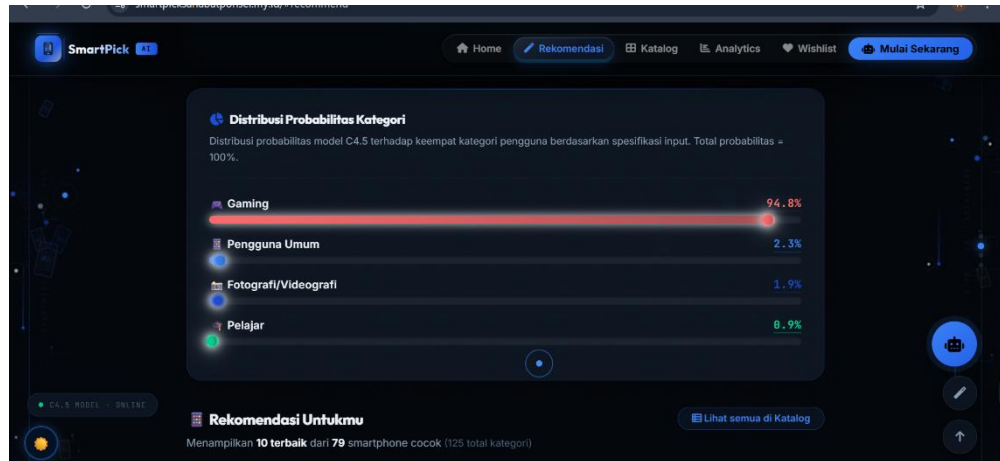
Gambar 4.15 Tampilan Kuis Rekomendasi AI

3. Tampilan Hasil Rekomendasi AI

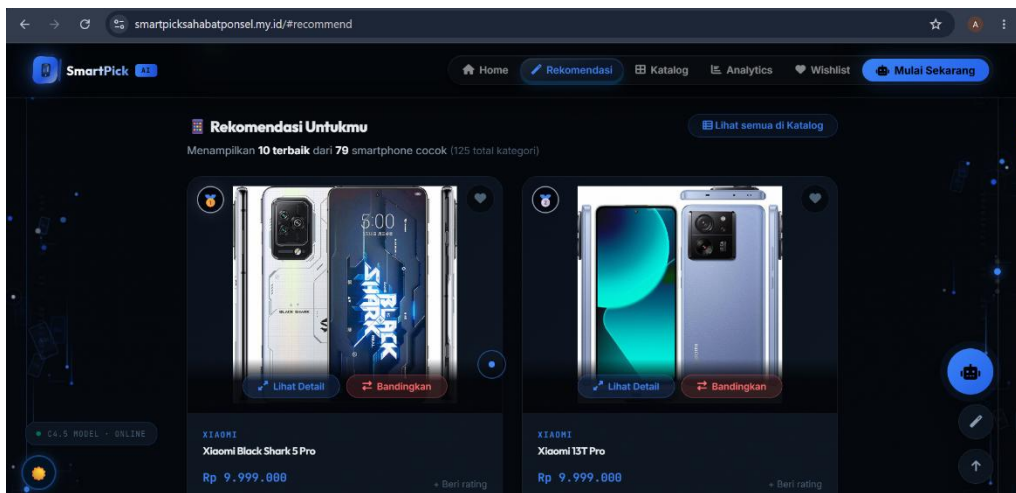
Setelah menjawab seluruh kuis, sistem memproses jawaban menggunakan model C4.5 dan menampilkan hasil klasifikasi beserta rekomendasi smartphone. Sistem menampilkan kelas yang direkomendasikan (misalnya Gaming), karakteristik yang sesuai, skor kecocokan spesifikasi gabungan (output C4.5 60% + kemiripan spesifikasi 40%), output murni model C4.5, dan daftar 10 smartphone terbaik dari kelas tersebut beserta spesifikasi lengkap harga dan rating ulasan.



Gambar 4.16 Tampilan Hasil Rekomendasi AI



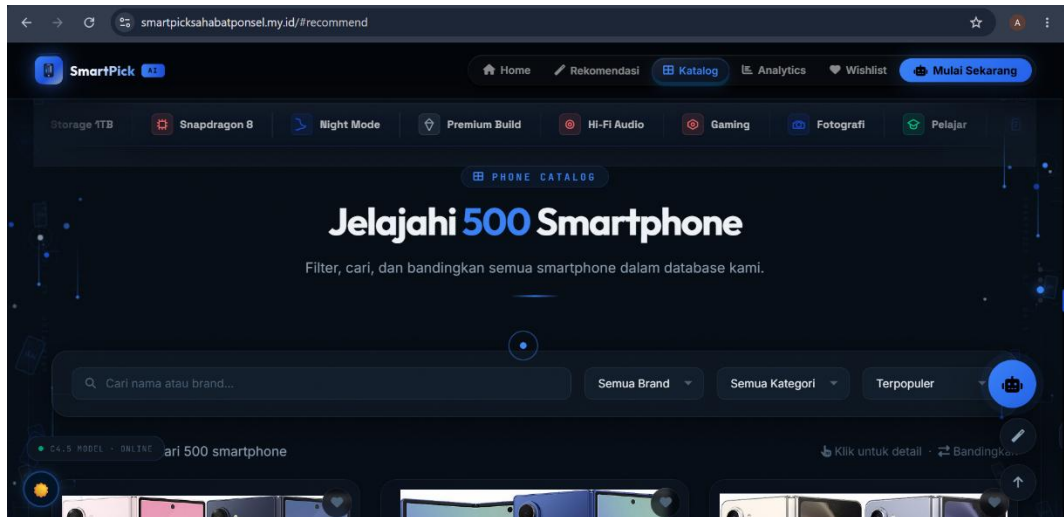
Gambar 4.17 Tampilan Hasil Rekomendasi AI 2



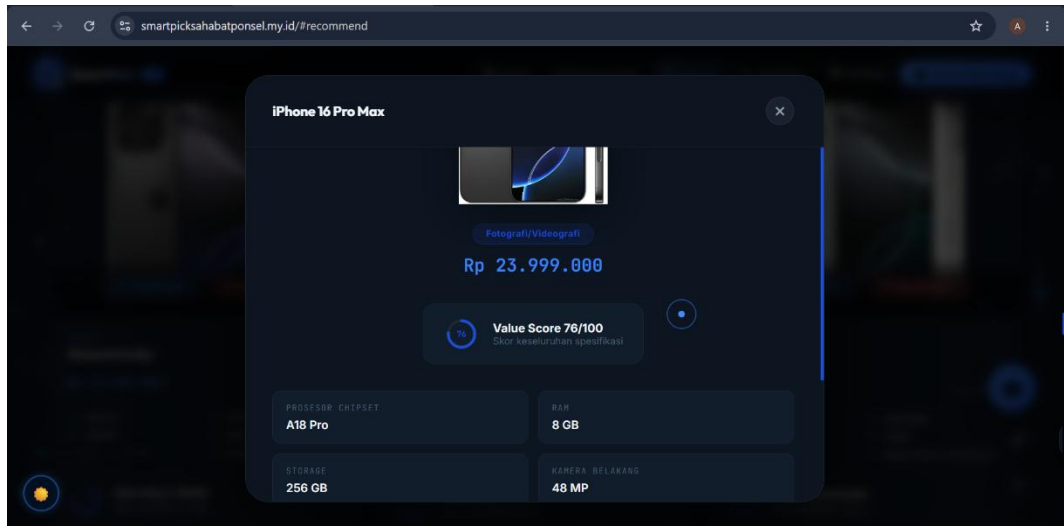
Gambar 4.18 Tampilan Hasil Rekomendasi AI 3

4. Tampilan Katalog Smartphone

Halaman katalog menampilkan 500 smartphone dari 17 brand dengan fitur filter berdasarkan brand dan kategori, serta pengurutan berdasarkan popularitas, harga, RAM, kamera, dan kapasitas baterai dan bisa melihat spesifikasi lengkapnya. sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.19 dan 4.20



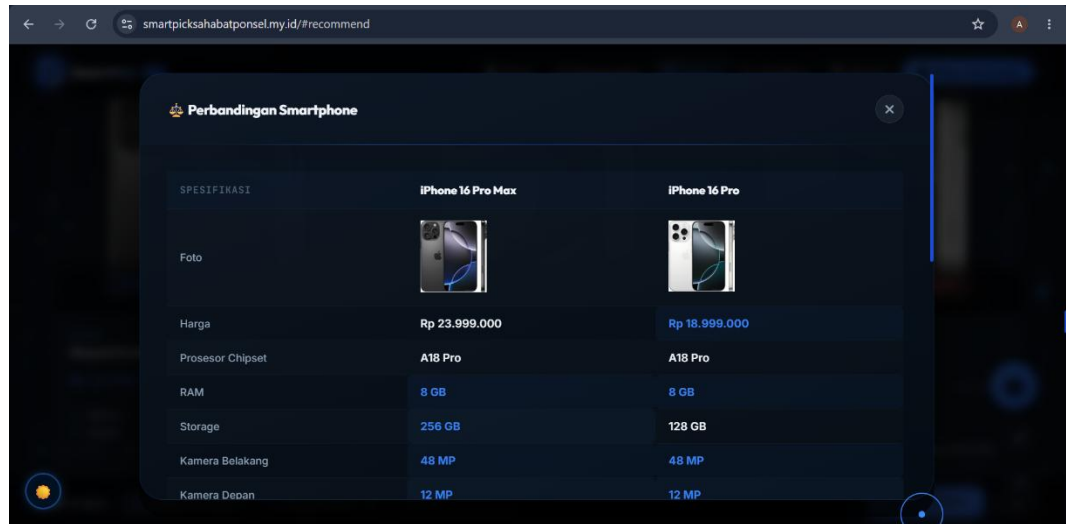
Gambar 4.19 Tampilan Katalog Smartphone



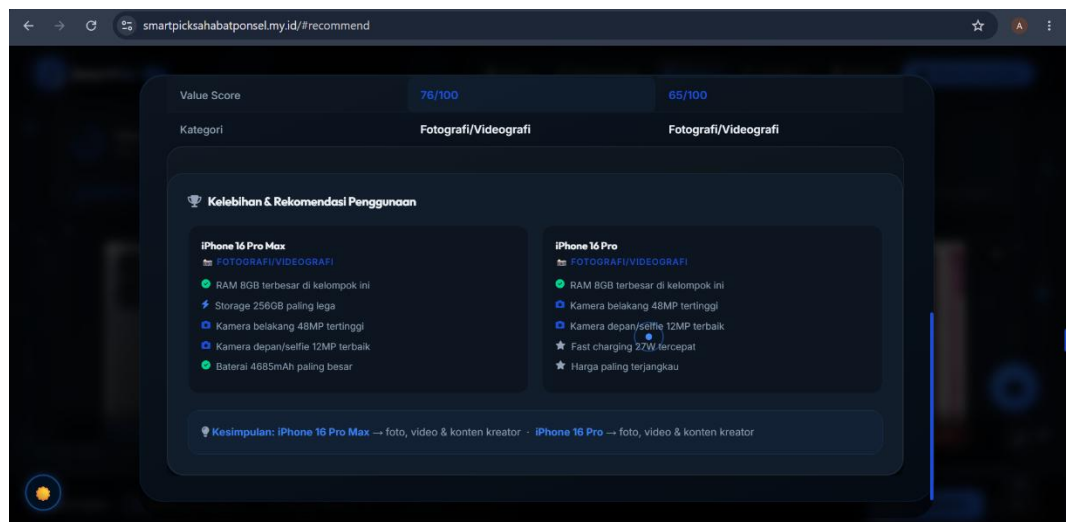
Gambar 4.20 Lihat Detail Spesifikasi

5. Tampilan Fitur Perbandingan

Fitur perbandingan memungkinkan pengguna membandingkan hingga 3 smartphone secara berdampingan. Sistem menampilkan perbandingan spesifikasi lengkap (harga, prosesor, RAM, storage, kamera, layar, baterai, fast charging, value score, kategori) serta analisis kelebihan dan rekomendasi penggunaan untuk masing-masing smartphone sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.21 dan Gambar 4.22.



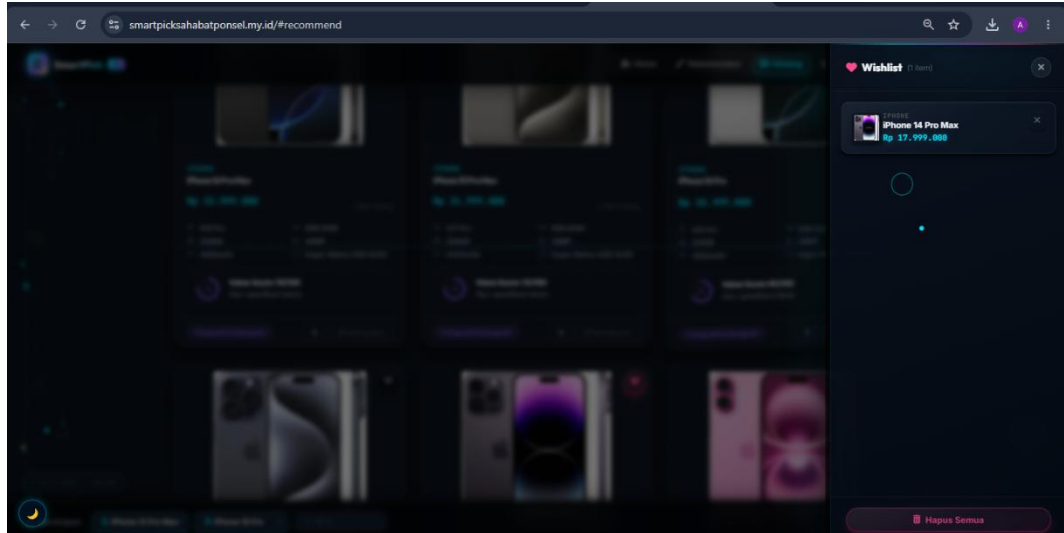
Gambar 4.21 Tampilan Fitur Perbandingan Smartphone



Gambar 4.22 Tampilan Fitur Perbandingan Smartphone 2

6. Tampilan Fitur Wishlist

Fitur wishlist memungkinkan pengguna menyimpan smartphone favorit untuk dijadikan referensi tanpa harus mencari ulang dari katalog sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.23.

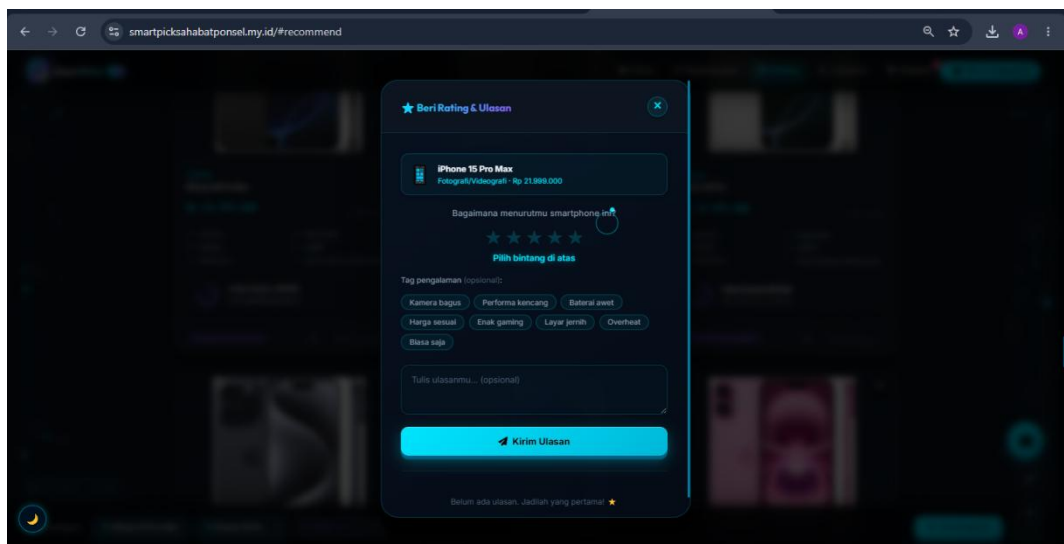


Gambar 4. 23 Tampilan Halaman Wishlist

7. Tampilan Fitur Rating dan Ulasan

Fitur rating dan ulasan memungkinkan pengguna memberikan penilaian bintang (1-5) dan ulasan terhadap smartphone disertai tag pengalaman sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.24.

135



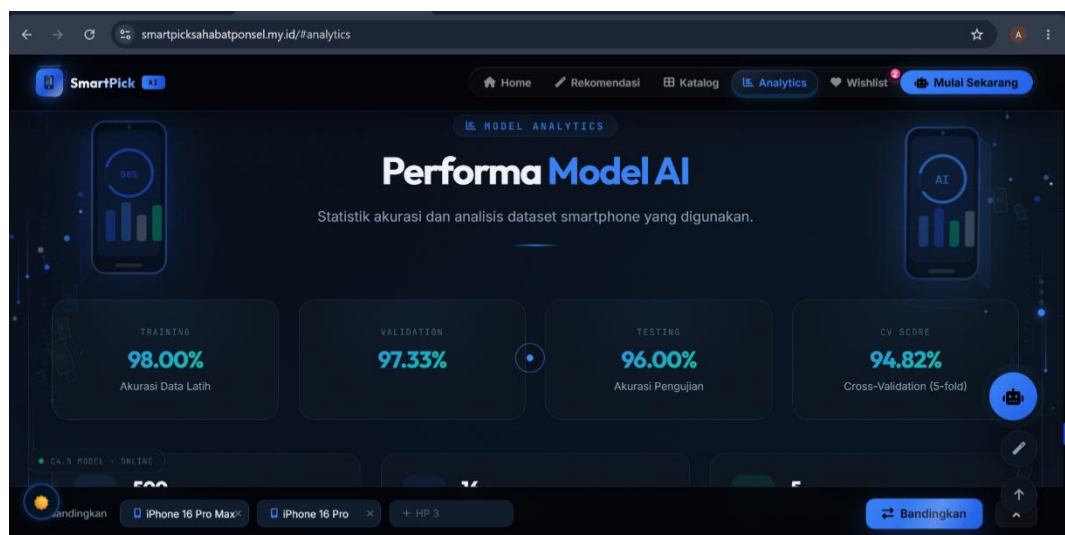
Gambar 4.24 Fitur Rating dan Ulasan



Gambar 4.25 Fitur Rating dan Ulasan 2

8. Tampilan Dashboard Analytics

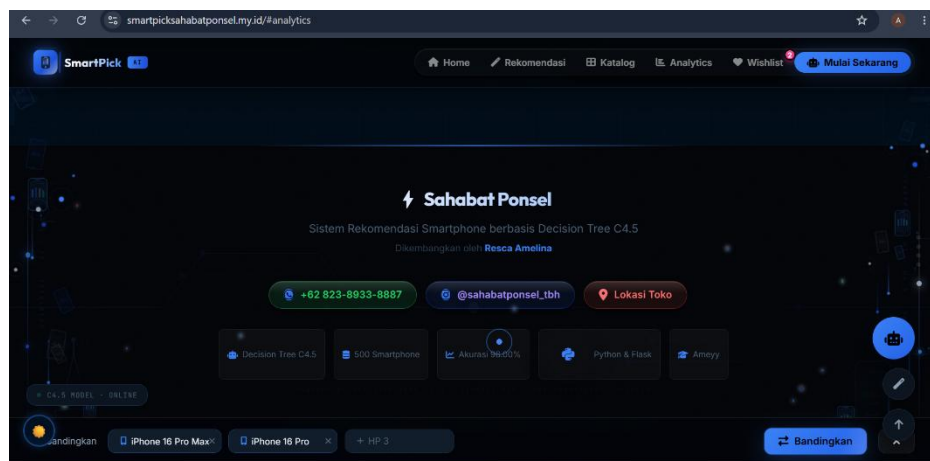
Dashboard analytics menampilkan transparansi performa model C4.5 secara real-time meliputi akurasi training (98,00%), validasi (97,33%), testing (96,00%), CV (94,82%), serta visualisasi distribusi kategori, top brand, dan learning curve sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.26.



Gambar 4.26 Beranda Analytics

9. Tampilan Informasi dan Kontak

Gambar 4.27 menampilkan halaman informasi dan kontak sistem SmartPick yang menyediakan berbagai saluran komunikasi dengan Toko Sahabat Ponsel Tembilahan. Halaman ini menampilkan nomor WhatsApp untuk konsultasi langsung, akun Instagram toko, serta tautan Google Maps untuk memudahkan pelanggan menemukan lokasi toko.



Gambar 4.27 Tampilan Informasi dan Kontak

4.5 Pengujian Black-Box Testing

Pengujian fungsionalitas sistem dilakukan menggunakan metode black-box testing untuk memastikan seluruh fitur berjalan dengan baik sesuai yang diharapkan. Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Hasil Black-Box Testing Sistem SmartPick

No	Fitur	Skenario Pengujian	Hasil Diharapkan	Hasil Pengujian	Status
1	Kuis Rekomendasi	Pengguna menjawab 6 pertanyaan kuis	Sistem menampilkan rekomendasi smartphone	Rekomendasi berhasil ditampilkan	Berhasil

2	Klasifikasi C4.5	Input jawaban di-proses model C4.5	Model mengklasifikasikan ke 4 kelas	Klasifikasi berjalan dengan benar	Berhasil
3	Katalog	Pengguna membuka halaman katalog	Menampilkan 500 smartphone	Katalog tampil dengan benar	Berhasil
4	Filter Brand	Pengguna memilih filter brand	Katalog menampilkan smartphone sesuai brand yang dipilih	Filter berfungsi dengan benar	Berhasil
5	Filter Kategori	Pengguna memilih filter kategori	Katalog menampilkan smartphone sesuai kategori yang dipilih	Filter berfungsi dengan benar	Berhasil
6	Perbandingan	Pengguna memilih 2-3 smartphone untuk dibandingkan	Menampilkan perbandingan spesifikasi lengkap	Perbandingan tampil dengan benar	Berhasil
7	Wishlist	Pengguna menyimpan smartphone ke wishlist	Smartphone tersimpan di wishlist	Wishlist berfungsi dengan benar	Berhasil
8	Rating & Ulasan	Pengguna memberi rating bintang dan ulasan	Rating dan ulasan tersimpan	Rating & ulasan berfungsi dengan benar	Berhasil
9	Dashboard Analytics	Pengguna membuka dashboard analytics	Menampilkan statistik performa model C4.5	Dashboard tampil dengan benar	Berhasil

10	Informasi & Kontak	Pengguna membuka halaman informasi dan kontak	Menampilkan nomor WhatsApp, Instagram, dan lokasi Maps toko	Informasi kontak berhasil ditampilkan	Berhasil
----	--------------------	---	---	---------------------------------------	----------

4.6 Pembahasan

Berdasarkan seluruh hasil pengujian, sistem SmartPick berhasil diimplementasikan dengan baik dan seluruh fitur berjalan sesuai yang diharapkan. Model Decision Tree C4.5 berhasil mengklasifikasikan kebutuhan pengguna ke dalam empat kelas dengan akurasi testing 96,00%, validasi 97,33%, training 98,00%, dan cross-validation 5-fold sebesar 94,82% dengan standard deviation $\pm 1,76\%$. Hasil komparasi menunjukkan C4.5 mengungguli CART, Naive Bayes, dan KNN dalam akurasi testing, serta mengungguli Random Forest dengan akurasi testing 96,00% berbanding 94,67%. C4.5 tetap dipilih karena menghasilkan pohon keputusan tunggal yang transparan dan interpretatif, serta jauh lebih ringan dari Random Forest.

Evaluasi per kelas menunjukkan kelas Gaming memiliki precision tertinggi (100,00%) dan kelas Pelajar memiliki recall tertinggi (100,00%), dengan F1-Score keduanya mencapai 97,00%. Kelas Fotografi/Videografi memperoleh F1-Score 95,00%, sedangkan kelas Pengguna Umum memiliki F1-Score terendah sebesar 94,00% karena karakteristik fiturnya lebih overlap dengan kelas lain. Secara keseluruhan, sistem SmartPick berhasil menjawab seluruh rumusan masalah penelitian.

66

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan terhadap Sistem Rekomendasi Smartphone Menggunakan Decision Tree C4.5 untuk Klasifikasi Kebutuhan Pengguna pada Sahabat Ponsel Tembilahan (SmartPick), dapat disimpulkan bahwa sistem berbasis web yang dikembangkan berhasil mengklasifikasikan kebutuhan pengguna ke dalam empat kategori, yaitu Gaming, Fotografi/Videografi, Pelajar, dan Pengguna Umum, menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 dengan framework Flask berbasis Python melalui kuis 6 langkah yang mempertimbangkan aktivitas penggunaan, kebutuhan kamera, performa, daya tahan baterai, budget, dan prioritas utama pengguna. Model C4.5 dibangun menggunakan 500 data smartphone dari 16 brand yang dibagi secara stratified (70% training, 15% validasi, 15% testing) dengan 14 fitur input dan hyperparameter terbaik hasil tuning. Pohon keputusan yang terbentuk memiliki kedalaman 5 level, 29 node, dan 15 leaf node, dengan atribut Price (IDR) sebagai pemisah utama berdasarkan Gain Ratio tertinggi sebesar 0,8460. Evaluasi model menunjukkan akurasi training 98,00%, validasi 97,33%, testing 96,00%, serta cross-validation 5-fold sebesar 94,82% ($\pm 1,76\%$), yang mengindikasikan model konsisten dan tidak mengalami overfitting signifikan. Komparasi terhadap empat algoritma pembandingan membuktikan C4.5 mengungguli CART, Naive Bayes, dan KNN dalam akurasi testing, serta mengungguli Random Forest (94,67%) dengan akurasi testing 96,00%, dengan keunggulan tambahan berupa pohon keputusan yang transparan, interpretatif, dan proses inferensi yang lebih ringan. Pengujian black-box testing

49

5

49

terhadap 10 skenario juga menunjukkan seluruh fitur sistem berjalan sesuai yang diharapkan.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan, terdapat beberapa saran yang dapat menjadi acuan bagi penelitian atau pengembangan sistem selanjutnya. Pengembangan sistem SmartPick ke depannya dapat dilakukan dengan menambahkan mekanisme pembaruan dataset secara periodik melalui integrasi API spesifikasi smartphone dari sumber terpercaya agar katalog dan model selalu mencerminkan kondisi pasar terkini, seiring dengan implementasi retraining model secara berkala menggunakan data rating dan ulasan pengguna yang terkumpul dari sistem sebagai bahan penyempurnaan model klasifikasi. Dari sisi algoritma, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi pendekatan hybrid dengan mengombinasikan Decision Tree C4.5 dan metode collaborative filtering atau content-based filtering guna meningkatkan personalisasi rekomendasi berdasarkan riwayat interaksi pengguna. Validasi label kelas dataset juga dapat ditingkatkan dengan melibatkan survei preferensi pengguna secara langsung kepada pelanggan Toko Sahabat Ponsel Tembilahan sehingga distribusi kelas lebih merepresentasikan kebutuhan pengguna nyata di lapangan. Dari sisi fitur, sistem dapat diperluas dengan menambahkan autentikasi pengguna, riwayat rekomendasi, dan notifikasi produk baru sesuai kategori agar pengalaman pengguna menjadi lebih personal. Terakhir, penelitian serupa disarankan untuk direplikasi di toko retail smartphone lain guna menguji generalisasi model C4.5 pada konteks dataset yang berbeda dan memvalidasi keunggulan algoritma yang telah ditemukan dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Dhika, H. Veris, J. Raya Tengah No, K. Gedong, P. Rebo, and J. Timur, "PENERAPAN ALGORITMA DECISION TREE DALAM PENJUALAN HANDPHONE," 2021.
- [2] A. Ernawati and S. Wahyuni, "Bulletin of Information Technology (BIT) Analisis Data Mining Pola Penggunaan Seluler dan Klasifikasi Perilaku Pengguna di Berbagai Perangkat Menggunakan Metode C4.5," vol. 5, no. 4, pp. 262–268, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1689.
- [3] D. Fitri, S. Septiana, W. Agus Triyanto, and S. Muzid, "Penerapan Metode Decision Tree Algoritma C4.5 Dalam Sistem Rekomendasi Jurusan Bagi Calon Mahasiswa Baru," vol. 18, no. 1, p. 2025.
- [4] A. Pariddudin and F. Syabani Warsa, "Teknois : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains [44] Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Rekomendasi Mentor Santri Baru," vol. 13, no. 1, pp. 44–49, 2023, doi: 10.36350/jbs.v13i1.
- [5] A. H. Nasrullah, "IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI PRODUK LARIS," vol. 7, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [6] R. Amperawansyah and D. P. Putri, "Pemilihan Jenis Ponsel Pintar Sesuai dengan Kebutuhan Menggunakan Metode Forward Chaining dan Decision Tree," vol. 7, no. 1, p. 2022.
- [7] D. A. Mukhsinin, M. Rafliansyah, S. A. Ibrahim, R. Rahmadden, and D. Wulandari, "Implementasi Algoritma Decision Tree untuk Rekomendasi Film dan Klasifikasi Rating pada Platform Netflix," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 570–579, Mar. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1255.
- [8] I. Zuhdiansyah and A. Luthfiarta, "Sistem Rekomendasi Pembelian Smartphone berbasis Algoritma K-Means dan Singular Value Decomposition," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 1, pp. 45–53, May 2024, doi: 10.25077/teknosi.v10i1.2024.45-53.
- [9] O. Pahlevi, H. Rianto, and C. Author, "Analisa Komparasi Model Data Mining Algoritma C4.5, CHAID, dan Random Forest Untuk Penilaian Kelayakan Kredit," 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.bsi.ac.id/index.php/co-science>
- [10] E. Vein Po'oa and B. Sudrajat, "21231170 1,2 Program Studi Informatika," *Daerah Khusus Ibukota Jakarta*, vol. 9, no. 021.
- [11] R. Mashitapasha, F. Damayanti, and D. A. Fatah, "PENERAPAN METODE DECISION TREE DALAM KLASIFIKASI PENDERITA PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5," 2025.
- [12] A. Kristina and S. Rukiastiandari, "PENERAPAN ALGORITMA C4.5 UNTUK KLASIFIKASI KELAYAKAN PENERIMA PROGRAM INDONESIA PINTAR (PIP) DI SD NEGERI 13 JONGKONG", doi: 10.52972/hoaq.vol16no2.

- [13] Hamzah Kadar and Agus Budiyantra, “Penentuan Kelayakan Karyawan Baru Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Decision Tree (C4.5),” *Merkurius : Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknik Informatika*, vol. 2, no. 6, pp. 29–41, Oct. 2024, doi: 10.61132/merkurius.v2i6.389.
- [14] W. Amanda and A. Voutama, “Klasifikasi Pendapatan Menggunakan Algoritma Random Forest: Studi Kasus Dataset Adult Income”.
- [15] N. Lia Desmita, S. Lonang, and D. Tejo Kumoro, “COMPARATIVE ANALYSIS OF DECISION TREE AND RANDOM FOREST ALGORITHMS FOR PREDICTING DIABETES MELLITUS,” 2025.
- [16] R. Musfikar, H. Apriadinata, and B. Yusuf, “Aplikasi Prediksi Prestasi pada Siswa Menggunakan Algoritma C4.5,” *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 13, no. 2, pp. 148–162, Oct. 2023, doi: 10.34010/jamika.v13i2.10649.
- [17] D. Nasution, A. Marsya, D. Ramatika, R. S. Siburian, and S. Barutu, “SURPLUS : JURNAL EKONOMI DAN BISNIS Pengujian Algoritma C4.5 Untuk Mengevaluasi Kinerja Pegawai Pada Klinik Lulu,” *Tahun 2024*, vol. 2, no. 2, pp. 412–424.
- [18] A. D. Kuswanto *et al.*, “Penerapan Algoritma C4.5 dalam Klasifikasi Prestasi Atlet (Studi Kasus pada Daftar Nama Penerima Penghargaan Tahun 2023),” *Jurnal Informatika dan Sains Teknologi*, vol. 1, no. 3, pp. 52–61, 2024, doi: 10.62951/modem.v1i3.110.
- [19] P. Ayu Firnanda *et al.*, “Analisis Perbandingan Decision Tree dan Random Forest dalam Klasifikasi Penjualan Produk pada Supermarket,” *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 3, no. 1, 2025.
- [20] J. Homepage, L. Nadhia Ningsih, R. Septiani, A. Pramadjaya, and S. Nuralisah, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Implementing the C4.5 Algorithm for Customer Satisfaction Classification Implementasi Algoritma C4.5 untuk Klasifikasi Kepuasan Pelanggan,” vol. 5, pp. 1470–1480, 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i4.2211.
- [21] “yuli,+266+FIx+Julio”.
- [22] A. Pariddudin and F. Syabani Warsa, “Teknois : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains [44] Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Rekomendasi Mentor Santri Baru,” vol. 13, no. 1, pp. 44–49, 2023, doi: 10.36350/jbs.v13i1.
- [23] D. Fitri, S. Septiana, W. Agus Triyanto, and S. Muzid, “Penerapan Metode Decision Tree Algoritma C4.5 Dalam Sistem Rekomendasi Jurusan Bagi Calon Mahasiswa Baru,” vol. 18, no. 1, p. 2025.
- [24] U. Suropati, D. Saputra, S. Tinggi, I. Komputer, C. Karya Informatika, and J. Dki, “IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE C4.5 UNTUK KLASIFIKASI PENGANGKATAN KARYAWAN TETAP (STUDI KASUS) DI PT INTINUSA TEKNIK SEJAHTERA,” *Journal of Management and Bussines (JOMB)*, vol. 7, no. 5, doi: 10.31539/68x3rd85.
- [25] A. Fitriansyah, N. Sucahyo, and A. E. Vrawati, “Sistem Rekomendasi Pemilihan Smartphone Dengan Metode Case Based Reasoning (Studi Kasus : Masyarakat Kabupaten Subang),” *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 1–16, Sep. 2022, doi: 10.37012/jtik.v8i2.1134.

- [26] Ahmad Taufiq Ramadhan, Faishal Hilmy F. G, Nadya Rafaela Puteri, and Alifya Meirza, “Penerapan Algoritma Decision Tree Dalam Melakukan Analisis Klasifikasi Harga Handphone,” *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 4, pp. 195–206, Nov. 2023, doi: 10.59581/jusiik-widyakarya.v1i4.1861.
- [27] N. Firda Wardani Tan, “SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5 dalam Memprediksi Status Keorganisasian Mahasiswa Universitas Amikom Yogyakarta Classification using the C4.5 Algorithm in Predicting Students Organizational Status Amikom University Yogyakarta.” [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [28] S. Sekolah Menengah Atas Edy and D. Lasut, “Sistem Rekomendasi Jurusan Pendidikan Menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis Web untuk,” *JURNAL ALGOR*, no. 2, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.bud-dhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- [29] A. Wicaksono, G. Putro, and T. Setiadi, “Penerapan Klasifikasi Decision Tree (C4.5) untuk Memprediksi Kelulusan Siswa Sekolah Dasar di Kecamatan Juai,” *Jurnal Format*, vol. 12, 2023.
- [30] B. H. Mawaridi and M. Faisal, “Rekomendasi Merk Mobil Untuk Calon Pembeli Menggunakan Algoritma Decision Tree,” *Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 157–162, Oct. 2023, doi: 10.31294/inf.v10i2.16000.
- [31] K. Handayani, A. Latif, M. Rifqi Firdaus, and F. Nur Hasan, “SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Komparasi Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes dalam Penentuan Status Kelayakan Donor Darah.” [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [32] N. D. Saputri, K. Khalid, and D. Rolliawati, “SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Komparasi Penerapan Metode Bagging dan Adaboost pada Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penyakit Stroke Comparison of Bagging and Adaboost Methods on C4.5 Algorithm for Stroke Prediction.” [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

LAMPIRAN

