

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Penelitian ini menggunakan data dari Mahasiswa tahun 2020 di Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Labuhanbatu. Data dibagi menjadi beberapa prodi, dan dibagi ke data training dan data testing. Adapun hal pertama dilakukan adalah dengan membagi bagian-bagian program studi, seperti pada tahap berikut ini:

4.1.1 Klasifikasi Prodi di Universitas Labuhanbatu

Langkah awal adalah menentukan prodi di Universitas Labuhanbatu seperti pada tabel di bawah ini:

Tabel 4. 1 Macam-Macam Prodi di Universitas Labuhanbatu

No.	Prodi	Total
1	Sistem Informasi	97 Mahasiswa
2	Agroteknologi	69 Mahasiswa
3	Manajemen Informatika	30 Mahasiswa
4	Teknologi Informasi	11 Mahasiswa
	Total	207 Mahasiswa

Sumber: Penelitian (2025)

4.1.2 Penentuan Rentang IPK

Dalam hal ini, menentukan beberapa yang termasuk dalam rentang IPK, seperti pada tabel berikut ini:

Tabel 4. 2 Rentang IPK

No.	Kategori Predikat	Rentang IPK Umum
1	Lulus	$\pm 3,00 - 4,97$
2	Tidak Lulus	$\pm 2,00 - 2,99$

Sumber: Penelitian (2025)

Setelah menjelaskan rentang IPK, kemudian dilakukan rentang kehadiran (%), seperti pada tabel berikut ini:

Tabel 4. 3 Rentang Kehadiran (%)

No.	Kategori Predikat	Rentang Kehadiran (%)
1	Lulus	$\pm 79 - 100$
2	Tidak Lulus	$\pm 10 - 78$

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel diatas menunjukan tiap-tiap rentang IPK atau Kehadiran (%) dalam pengelompokan.

Tabel 4. 4 Data Training Prodi Sistem Informasi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat Lulus/Tidak Lulus
1	Laki-laki	3.45	88	Lulus
2	Laki-laki	3.20	82	Lulus
3	Perempuan	3.75	91	Lulus
4	Perempuan	3.60	87	Lulus
5	Laki-laki	2.95	74	Tidak Lulus
6	Perempuan	3.80	93	Lulus
7	Perempuan	2.85	72	Tidak Lulus
8	Perempuan	3.30	84	Lulus
9	Perempuan	3.50	89	Lulus
10	Perempuan	3.10	78	Lulus
11	Laki-laki	2.90	71	Tidak Lulus
12	Laki-laki	3.65	90	Lulus
13	Laki-laki	3.40	85	Lulus
14	Perempuan	3.85	94	Lulus
15	Laki-laki	3.25	81	Lulus
16	Perempuan	3.70	92	Lulus
17	Perempuan	2.80	70	Tidak Lulus
18	Perempuan	3.55	86	Lulus
19	Laki-laki	3.15	79	Lulus

20	Laki-laki	3.90	95	Lulus
21	Perempuan	3.35	83	Lulus
22	Laki-laki	3.75	90	Lulus
23	Perempuan	3.20	80	Lulus
24	Perempuan	2.95	75	Tidak Lulus
25	Perempuan	3.60	88	Lulus
26	Perempuan	3.45	85	Lulus
27	Perempuan	3.80	92	Lulus
28	Laki-laki	2.80	70	Tidak Lulus
29	Laki-laki	3.30	82	Lulus
30	Laki-laki	3.50	87	Lulus
31	Perempuan	3.10	78	Lulus
32	Perempuan	2.90	72	Tidak Lulus
33	Perempuan	3.65	89	Lulus
34	Laki-laki	3.40	84	Lulus
35	Perempuan	3.85	93	Lulus
36	Laki-laki	3.25	81	Lulus
37	Perempuan	3.70	91	Lulus
38	Perempuan	2.85	73	Tidak Lulus
39	Perempuan	3.55	86	Lulus
40	Perempuan	3.15	79	Lulus
41	Perempuan	3.90	95	Lulus
42	Perempuan	3.35	83	Lulus
43	Perempuan	3.75	90	Lulus
44	Perempuan	3.20	80	Lulus
45	Perempuan	2.95	75	Tidak Lulus
46	Perempuan	3.60	88	Lulus
47	Perempuan	3.45	85	Lulus
48	Perempuan	3.80	92	Lulus
49	Laki-laki	2.80	70	Tidak Lulus
50	Perempuan	3.30	82	Lulus
51	Perempuan	3.50	87	Lulus
52	Perempuan	3.10	78	Lulus
53	Perempuan	2.90	72	Tidak Lulus
54	Perempuan	3.65	89	Lulus
55	Perempuan	3.40	84	Lulus
56	Perempuan	3.85	93	Lulus
57	Perempuan	3.25	81	Lulus
58	Perempuan	3.70	91	Lulus
59	Perempuan	2.85	73	Tidak Lulus
60	Perempuan	3.55	86	Lulus
61	Perempuan	3.15	79	Lulus
62	Perempuan	3.90	95	Lulus
63	Laki-laki	3.35	83	Lulus
64	Laki-laki	3.75	90	Lulus

65	Laki-laki	3.20	80	Lulus
66	Laki-laki	2.95	75	Tidak Lulus

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 5 Data Training Prodi Agroteknologi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat Lulus/Tidak Lulus
1	Laki-laki	3.45	85	Lulus
2	Laki-laki	3.20	80	Lulus
3	Laki-laki	3.75	90	Lulus
4	Perempuan	3.60	88	Lulus
5	Perempuan	2.95	75	Tidak Lulus
6	Perempuan	3.80	92	Lulus
7	Laki-laki	2.80	70	Tidak Lulus
8	Laki-laki	3.30	82	Lulus
9	Laki-laki	3.50	87	Lulus
10	Laki-laki	3.10	78	Lulus
11	Laki-laki	2.90	72	Tidak Lulus
12	Laki-laki	3.65	89	Lulus
13	Laki-laki	3.40	84	Lulus
14	Laki-laki	3.85	93	Lulus
15	Laki-laki	3.25	81	Lulus
16	Perempuan	3.70	91	Lulus
17	Perempuan	2.85	73	Tidak Lulus
18	Laki-laki	3.55	86	Lulus
19	Laki-laki	3.15	79	Lulus
20	Perempuan	3.90	95	Lulus
21	Laki-laki	3.35	83	Lulus
22	Laki-laki	3.75	90	Lulus
23	Laki-laki	3.20	80	Lulus
24	Laki-laki	2.95	75	Tidak Lulus
25	Laki-laki	3.60	88	Lulus
26	Perempuan	3.45	85	Lulus
27	Laki-laki	3.80	92	Lulus
28	Laki-laki	2.80	70	Tidak Lulus
29	Laki-laki	3.30	82	Lulus
30	Laki-laki	3.50	87	Lulus
31	Laki-laki	3.10	78	Lulus
32	Laki-laki	2.90	72	Tidak Lulus
33	Laki-laki	3.65	89	Lulus
34	Laki-laki	3.40	84	Lulus
35	Laki-laki	3.85	93	Lulus
36	Laki-laki	3.25	81	Lulus

37	Perempuan	3.70	91	Lulus
38	Laki-laki	2.85	73	Tidak Lulus
39	Laki-laki	3.55	86	Lulus
40	Laki-laki	3.15	79	Lulus
41	Laki-laki	3.90	95	Lulus
42	Laki-laki	3.35	83	Lulus
43	Laki-laki	3.75	90	Lulus
44	Laki-laki	3.20	80	Lulus
45	Perempuan	2.95	75	Tidak Lulus
46	Perempuan	3.60	88	Lulus
47	Perempuan	3.45	85	Lulus
48	Perempuan	3.80	92	Lulus

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 6 Data Training Prodi Manajemen Informatika

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK		Predikat Lulus/Tidak Lulus
1	Perempuan	3.85		Lulus
2	Perempuan	3.10	90	Lulus
3	Perempuan	2.85		Lulus
4	Laki-laki	2.45		Lulus
5	Perempuan	2.60		Tidak Lulus
6	Perempuan	2.75		Tidak Lulus
7	Perempuan	3.25	91	Lulus
8	Laki-laki	3.70		Lulus
9	Perempuan	3.90		Lulus
10	Perempuan	2.95		Lulus
11	Perempuan	3.50		Lulus
12	Perempuan	3.60	89	Lulus
13	Perempuan	3.80		Lulus
14	Laki-laki	2.20		Lulus
15	Perempuan	2.98	88	Lulus
16	Perempuan	3.25	90	Lulus
17	Perempuan	2.75	82	Lulus
18	Perempuan	3.45	86	Lulus
19	Laki-laki	2.10	79	Lulus
20	Laki-laki	3.88	95	Lulus
21	Laki-laki	2.95	84	Lulus

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 7 Data Training Prodi Teknologi Informasi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat Lulus/Tidak Lulus
1	Perempuan	3.72	95	Lulus
2	Laki-laki	2.85	82	Lulus
3	Laki-laki	3.40	88	Lulus
4	Laki-laki	2.55	76	Tidak Lulus
5	Laki-laki	2.40	68	Tidak Lulus
6	Laki-laki	3.15	90	Lulus
7	Laki-laki	3.78	96	Lulus

Sumber: Penelitian (2025)

4.1.3 Probabilitas Prior

Menghitung jumlah predikat adalah tahapan pertama pada perhitungan Naïve Bayes. Class tersebut diantaranya yaitu; “Lulus” dan “Tidak Lulus”. Menghitung jumlah class dilakukan dengan cara menjumlahkan data sesuai dengan masing-masing class, lalu dibagi dengan keseluruhan jumlah data training.

$$P(C) = \frac{\text{Jumlah data dalam kelas } C}{\text{Jumlah total data } P(C)}$$

Berikut hasil menghitung jumlah predikat dalam label:

Tabel 4. 8 Menghitung Prior Jumlah Data Training Prodi Sistem Informasi

Label	Jumlah Data	Jumlah Seluruh Data	Hasil
P(Lulus)	52	66	0,787
P(Tidak Lulus)	14	66	0,212

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 9 Menghitung Prior Jumlah Data Training Prodi Agroteknologi

Label	Jumlah Data	Jumlah Seluruh Data	Hasil
P(Lulus)	42	48	0,875
P(Tidak Lulus)	6	48	0,125

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 10 Menghitung Prior Jumlah Data Training Prodi Manajemen Informatika

Label	Jumlah Data	Jumlah Seluruh Data	Hasil
P(Lulus)	19	21	0,905
P(Tidak Lulus)	2	21	0,095

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 11 Menghitung Prior Jumlah Data Training Prodi Teknologi Informasi

Label	Jumlah Data	Jumlah Seluruh Data	Hasil
P(Lulus)	5	7	0,714
P(Tidak Lulus)	2	7	0,285

Sumber: Penelitian (2025)

4.1.4 Probabilitas Likelihood

Probabilitas gejala untuk setiap penyakit terhadap status diagnosa dihitung dengan rumus:

$$P(Xk|Ci) = \frac{\text{Frekuensi gejala } Xk \text{ pada status } Ci}{\text{Total kasus } Ci}$$

Adapun tahapan dan perhitungan dari kolom-kolom penelitian dapat dibagi sebagai berikut:

Tabel 4. 12 Peluang Jenis Kelamin Prodi Sistem Informasi

Peluang Jenis Kelamin			
Jenis Kelamin	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Perempuan	21	66	0,318
Laki-laki	45	66	0,682

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 13 Peluang IPK Prodi Sistem Informasi

Peluang IPK			
IPK	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	49	66	0,742
Kurang Baik	17	66	0,258

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 14 Peluang Kehadiran (%) Prodi Sistem Informasi

Peluang Kehadiran (%)			
Kehadiran (%)	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	55	66	0,833
Kurang Baik	11	66	0,167

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 15 Peluang Jenis Kelamin Prodi Agroteknologi

Peluang Jenis Kelamin			
Jenis Kelamin	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Perempuan	17	48	0,354
Laki-laki	31	48	0,646

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 16 Peluang IPK Prodi Agroteknologi

Peluang IPK			
IPK	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	35	48	0,729
Kurang Baik	13	48	0,271

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 17 Peluang Kehadiran (%) Prodi Agroteknologi

Peluang Kehadiran (%)			
Kehadiran (%)	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	40	48	0,833
Kurang Baik	8	48	0,167

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 18 Peluang Jenis Kelamin Prodi Manajemen Informatika

Peluang Jenis Kelamin			
Jenis Kelamin	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Perempuan	16	12	
Laki-laki	23	16	
Total	39	28	1.0

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 19 Peluang IPK Prodi Manajemen Informatika

Peluang IPK			
IPK	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	9	21	0,429
Kurang Baik	12	21	0,571

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 20 Peluang Kehadiran (%) Prodi Manajemen Informatika

Peluang Kehadiran (%)			
Kehadiran (%)	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	17	21	0,810
Kurang Baik	4	21	0,190

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 21 Peluang Jenis Kelamin Prodi Teknologi Informasi

Peluang Jenis Kelamin			
Jenis Kelamin	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Perempuan	6	7	0,857
Laki-laki	1	7	0,143

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 22 Peluang IPK Prodi Teknologi Informasi

Peluang IPK			
IPK	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	5	7	0,714
Kurang Baik	2	7	0,286

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 23 Peluang Kehadiran (%) Prodi Teknologi Informasi

Peluang Kehadiran (%)			
Kehadiran (%)	Jumlah	Jumlah Seluruh Data	Peluang
Baik	5	7	0,714
Kurang Baik	2	7	0,286

Sumber: Penelitian (2025)

4.1.5 Hasil Prediksi pada Data Testing

Pada tahap ini adalah dengan menggunakan data testing, dimana data ini akan menentukan peluang mendatang, adapun data testing sebagai berikut:

Tabel 4. 24 Data Testing Prodi Sistem Informasi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat
68	Perempuan	3.45	85	?
69	Laki-laki	3.80	92	?
70	Laki-laki	2.80	70	?
71	Perempuan	3.30	82	?
72	Perempuan	3.50	87	?
73	Perempuan	3.10	78	?
74	Perempuan	2.90	72	?
75	Perempuan	3.65	89	?
76	Laki-laki	3.40	84	?
77	Laki-laki	3.85	93	?
78	Laki-laki	3.25	81	?
79	Laki-laki	3.70	91	?
80	Perempuan	2.85	73	?
81	Perempuan	3.55	86	?
82	Perempuan	3.15	79	?
83	Laki-laki	3.90	95	?
84	Perempuan	3.35	83	?
85	Perempuan	3.75	90	?
86	Laki-laki	3.20	80	?
87	Perempuan	2.95	75	?
88	Perempuan	3.60	88	?
89	Laki-laki	3.45	85	?
90	Laki-laki	3.80	92	?
91	Laki-laki	2.80	70	?
92	Laki-laki	3.30	82	?
93	Perempuan	3.50	87	?
94	Laki-laki	3.10	78	?
95	Laki-laki	2.90	72	?
96	Laki-laki	3.65	89	?
97	Perempuan	3.40	84	?

Sumber: Data Penelitian 2025

Tabel 4. 25 Data Testing Prodi Agroteknologi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat
49	Laki-laki	2.80	70	?
50	Laki-laki	3.30	82	?
51	Laki-laki	3.50	87	?
52	Laki-laki	3.10	78	?
53	Perempuan	2.90	72	?
54	Laki-laki	3.65	89	?
55	Perempuan	3.40	84	?
56	Laki-laki	3.85	93	?
57	Laki-laki	3.25	81	?
58	Laki-laki	3.70	91	?
59	Perempuan	2.85	73	?
60	Perempuan	3.55	86	?
61	Perempuan	3.15	79	?
62	Laki-laki	3.90	95	?
63	Laki-laki	3.35	83	?
64	Laki-laki	3.75	90	?
65	Laki-laki	3.20	80	?
66	Laki-laki	3.80	92	?
67	Perempuan	3.60	88	?
68	Perempuan	3.45	85	?
69	Laki-laki	3.80	92	?

Sumber: Data Penelitian 2025

Tabel 4. 26 Data Testing Prodi Manajemen Informatika

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat
22	Perempuan	1.85	80	?
23	Perempuan	3.55	93	?
24	Laki-laki	2.50	86	?
25	Laki-laki	3.15	91	?
26	Perempuan	2.00	75	?
27	Laki-laki	3.90	98	?
28	Perempuan	3.55	93	?
29	Perempuan	3.55	93	?
30	Perempuan	3.00	80	?

Sumber: Data Penelitian 2025

Tabel 4. 27 Data Testing Prodi Teknologi Informasi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Predikat
8	Laki-laki	2.65	84	?
9	Laki-laki	2.98	87	?
10	Laki-laki	3.00	92	?
11	Perempuan	3.85	97	?

Sumber: Data Penelitian 2025

4.1.6 Mengkalikan Masing-masing Class

Proses mengkalikan masing-masing predikat “Lulus” dan “Tidak Lulus” ini bertujuan untuk mengetahui probabilitas yang terbesar serta digunakan untuk menentukan tepat atau tidaknya. Tahap ini dilakukan eksekusi terhadap data testing dengan mengkalikan masing-masing predikat “Lulus” dan “Tidak Lulus” sesuai dengan masing-masing variabel.

Tabel 4. 28 Mengkalikan Masing-Masing Predikat Prodi Sistem Informasi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Status	P(Lulus)	P(Tidak Lulus)
68	Perempuan	3.45	85	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0.154 > 0.042)
69	Laki-laki	3.80	92	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0.331 > 0.089)
70	Laki-laki	2.80	70	0.212 × 0.682 × 0.258 × 0.167	0.787 × 0.682 × 0.258 × 0.167	Tidak Lulus (0.006 < 0.167)

				= 0.006	= 0.023	0.023)
71	Perempuan	3.30	82	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
72	Perempuan	3.50	87	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
73	Perempuan	3.10	78	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
74	Perempuan	2.90	72	0.212 × 0.318 × 0.258 × 0.167 = 0.003	0.787 × 0.318 × 0.258 × 0.167 = 0.011	Tidak Lulus (0. 011 < 0.003)
75	Perempuan	3.65	89	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
76	Laki-laki	3.40	84	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
77	Laki-laki	3.85	93	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833	Lulus (0. 331 > 0.089)

				= 0.331	= 0.089	
78	Laki-laki	3.25	81	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331 = 0.089	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
79	Laki-laki	3.70	91	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331 = 0.089	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
80	Perempuan	2.85	73	0.787 × 0.318 × 0.258 × 0.167 = 0.011 = 0.003	0.212 × 0.318 × 0.258 × 0.167 = 0.003	Lulus (0. 011 > 0.003)
81	Perempuan	3.55	86	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154 = 0.042	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
82	Perempuan	3.15	79	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154 = 0.042	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
83	Laki-laki	3.90	95	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331 = 0.089	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
84	Perempuan	3.35	83	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154 = 0.042	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)

				= 0.154	= 0.042	
85	Perempuan	3.75	90	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
86	Laki-laki	3.20	80	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
87	Perempuan	3.60	88	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
88	Perempuan	3.60	88	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
89	Laki-laki	3.45	85	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
90	Laki-laki	3.80	92	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
91	Laki-laki	3.80	92	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833	Lulus (0. 331 > 0.089)

				= 0.331	= 0.089	
92	Laki-laki	3.30	82	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
93	Perempuan	3.50	87	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)
94	Laki-laki	3.10	78	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
95	Laki-laki	2.90	72	0.787 × 0.682 × 0.258 × 0.167 = 0.023	0.212 × 0.682 × 0.258 × 0.167 = 0.006	Tidak Lulus (0. 006 < 0.023)
96	Laki-laki	3.65	89	0.787 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.331	0.212 × 0.682 × 0.742 × 0.833 = 0.089	Lulus (0. 331 > 0.089)
97	Perempuan	3.40	84	0.787 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.154	0.212 × 0.318 × 0.742 × 0.833 = 0.042	Lulus (0. 154 > 0.042)

Sumber: Data Penelitian 2025

Tabel 4. 29 Mengkalikan Masing-Masing Predikat Prodi Agroteknologi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Status	P(Lulus)	P(Tidak Lulus)
49	Laki-laki	2.80	70	$0.875 \times 0.646 \times 0.271 \times 0.167 = 0.025$	$0.125 \times 0.646 \times 0.271 \times 0.167 = 0.004$	Tidak Lulus ($0.025 < 0.004$)
50	Laki-laki	3.30	82	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus ($0.342 > 0.049$)
51	Laki-laki	3.50	87	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus ($0.342 > 0.049$)
52	Laki-laki	3.10	78	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus ($0.342 > 0.049$)
53	Perempuan	2.90	72	$0.875 \times 0.354 \times 0.271 \times 0.167 = 0.014$	$0.125 \times 0.354 \times 0.271 \times 0.167 = 0.002$	Tidak Lulus ($0.014 < 0.002$)
54	Laki-laki	3.65	89	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus ($0.342 > 0.049$)
55	Perempuan	3.40	84	$0.875 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.191$	$0.125 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.027$	Lulus ($0.191 > 0.027$)
56	Laki-laki	3.85	93	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus ($0.342 > 0.049$)
57	Laki-laki	3.25	81	$0.875 \times$	$0.125 \times$	Lulus (0.342)

				$0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	> 0.049
58	Laki-laki	3.70	91	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)
59	Perempuan	2.85	73	$0.875 \times 0.354 \times 0.271 \times 0.167 = 0.014$	$0.125 \times 0.354 \times 0.271 \times 0.167 = 0.002$	Tidak Lulus (0.014 < 0.002)
60	Perempuan	3.55	86	$0.875 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.191$	$0.125 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.027$	Lulus (0.191 > 0.027)
61	Perempuan	3.15	79	$0.875 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.191$	$0.125 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.027$	Lulus (0.191 > 0.027)
62	Laki-laki	3.90	95	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)
63	Laki-laki	3.35	83	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)
64	Laki-laki	3.75	90	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)
65	Laki-laki	3.20	80	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)
66	Laki-laki	3.80	92	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)

				$0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.729 \times 0.833 = 0.049$	
67	Perempuan	3.60	88	$0.875 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.191$	$0.125 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.027$	Lulus (0.191 > 0.027)
68	Perempuan	3.45	85	$0.875 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.191$	$0.125 \times 0.354 \times 0.729 \times 0.833 = 0.027$	Lulus (0.191 > 0.027)
69	Laki-laki	3.80	92	$0.875 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.342$	$0.125 \times 0.646 \times 0.729 \times 0.833 = 0.049$	Lulus (0.342 > 0.049)

Sumber: Data Penelitian 2025

Tabel 4. 30 Mengkalikan Masing-Masing Predikat Prodi Manajemen

Informatika

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Status	P(Lulus)	P(Tidak Lulus)
22	Perempuan	3.55	93	$0.905 \times 0.571 \times 0.429 \times 0.810 = 0.179$	$0.095 \times 0.571 \times 0.429 \times 0.810 = 0.019$	Lulus (0.179 > 0.019)
23	Perempuan	3.20	88	$0.905 \times 0.571 \times 0.429 \times 0.810 = 0.179$	$0.095 \times 0.571 \times 0.429 \times 0.810 = 0.019$	Lulus (0.179 > 0.019)
24	Laki-laki	2.50	86	$0.095 \times 0.429 \times 0.429 \times 0.810 = 0.014$	$0.905 \times 0.429 \times 0.429 \times 0.810 = 0.135$	Tidak Lulus (0.014 < 0.135)
25	Laki-laki	3.15	91	$0.905 \times 0.429 \times 0.429 \times 0.810 = 0.135$	$0.095 \times 0.429 \times 0.429 \times 0.810 = 0.014$	Lulus (0.135 > 0.014)

				$= 0.135$	$= 0.014$	
26	Perempuan	2.00	75	$0.095 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.190 \times$ $= 0.004$ $= 0.042$	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.190 \times$ $= 0.042$	Tidak Lulus ($0.004 < 0.042$)
27	Laki-laki	3.90	98	$0.905 \times$ $0.429 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.135$ $= 0.014$	$0.905 \times$ $0.429 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.014$	Lulus ($0.135 > 0.014$)
28	Perempuan	3.55	93	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.179$ $= 0.019$	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.019$	Lulus ($0.179 > 0.019$)
29	Perempuan	3.55	93	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.179$ $= 0.019$	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.019$	Lulus ($0.179 > 0.019$)
30	Perempuan	3.00	80	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.179$ $= 0.019$	$0.905 \times$ $0.571 \times$ $0.429 \times$ $0.810 \times$ $= 0.019$	Lulus ($0.179 > 0.019$)

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 31 Mengkalikan Masing-Masing Predikat Prodi Teknologi Informasi

Nomor Kode Mahasiswa	Jenis Kelamin	IPK	Kehadiran (%)	Status	P(Lulus)	P(Tidak Lulus)
8	Laki-laki	2.65	84	$0.285 \times$ $0.143 \times$ $0.286 \times$ $0.286 \times$ $= 0.003$ $= 0.008$	$0.714 \times$ $0.143 \times$ $0.286 \times$ $0.286 \times$ $= 0.008$	Tidak Lulus ($0.003 < 0.008$)
9	Laki-laki	3.00	92	$0.714 \times$ $0.143 \times$ $0.714 \times$ $0.714 \times$ $= 0.052$ $= 0.021$	$0.285 \times$ $0.143 \times$ $0.714 \times$ $0.714 \times$ $= 0.021$	Lulus ($0.052 > 0.021$)

10	Laki-laki	3.00	92	$ \begin{aligned} & 0.714 \times \\ & 0.143 \times \\ & 0.714 \times \\ & 0.714 \\ & = 0.052 \end{aligned} $	$ \begin{aligned} & 0.285 \times \\ & 0.143 \times \\ & 0.714 \times \\ & 0.714 \\ & = 0.021 \end{aligned} $	Lulus (0.052 > 0.021)
11	Perempuan	3.85	97	$ \begin{aligned} & 0.714 \times \\ & 0.857 \times \\ & 0.714 \times \\ & 0.714 \\ & = 0.312 \end{aligned} $	$ \begin{aligned} & 0.285 \times \\ & 0.857 \times \\ & 0.714 \times \\ & 0.714 \\ & = 0.125 \end{aligned} $	Lulus (0.312 > 0.125)

Sumber: Penelitian (2025)

4.1.7 Pengujian Tingkat Akurasi

Hasil akurasi di dapatkan dengan cara membaca hasil dari tabel diatas, yaitu data yang diperoleh dari hasil pengolahan data testing. Cara menghitung hasil Akurasinya adalah dengan menjumlah data yang ada pada kolom class “Lulus” dan prediksi “Tidak Lulus”, dan hasilnya dibagi seluruh jumlah data.

4.1.7.1 Akurasi Secara Manual

Evaluasi model menghasilkan confusion matrix:

Tabel 4. 32 Hasil Akurasi Prodi Sistem Informasi

Tingkat Akurasi : 100%

Prediksi	Lulus	Tidak Lulus
Lulus	26	0
Tidak Lulus	0	4
Total	26	4
Akurasi	90% (27/30)	

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 33 Hasil Akurasi Prodi Agroteknologi

Tingkat Akurasi : 100%

Prediksi	Tidak Lulus	Lulus
Tidak Lulus	3	0
Lulus	0	18
Total	3	18
Akurasi	95.2% (20/21)	

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 34 Hasil Akurasi Prodi Manajemen Informatika

Tingkat Akurasi : 100%

Prediksi	Tidak Lulus	Lulus
Tidak Lulus	2	0
Lulus	0	7
Total	2	7
Akurasi	88.9% (7/9)	

Sumber: Penelitian (2025)

Tabel 4. 35 Hasil Akurasi Prodi Teknologi Informasi

Tingkat Akurasi : 100%

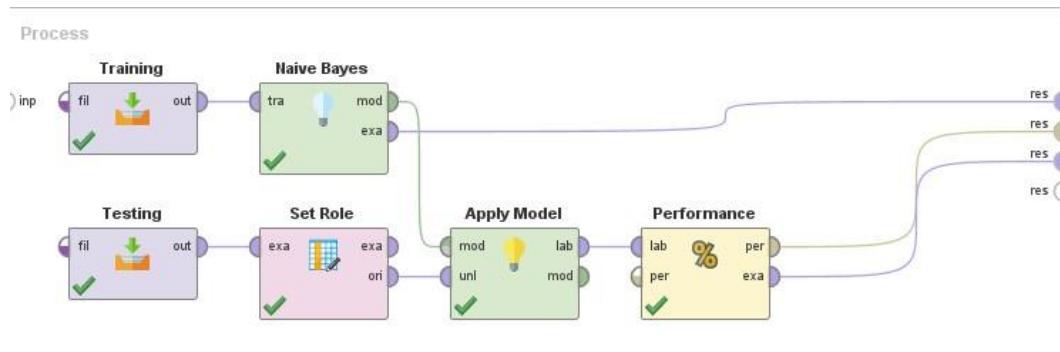
Prediksi	Tidak Lulus	Lulus
Tidak Lulus	1	0
Lulus	0	3
Total	1	3
Akurasi	75% (3/4)	

Sumber: Penelitian (2025)

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi yang Tepat}}{\text{Jumlah Total Data Testing}} = \times 100\%$$

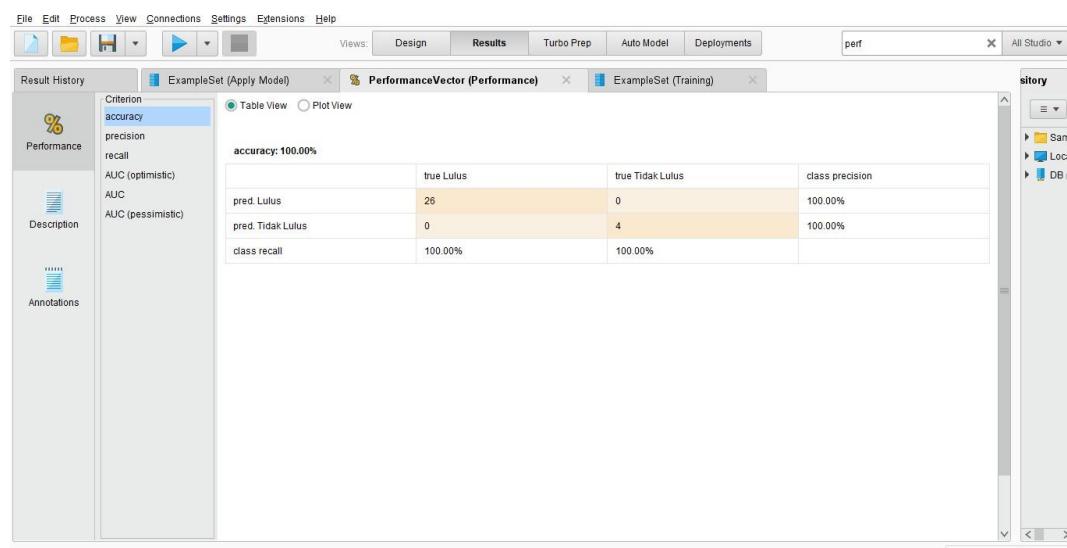
4.1.7.2 Akurasi Pada Rapidminer Versi 9.10.

Tampilan awal dalam rapidminer adalah sebagai berikut :



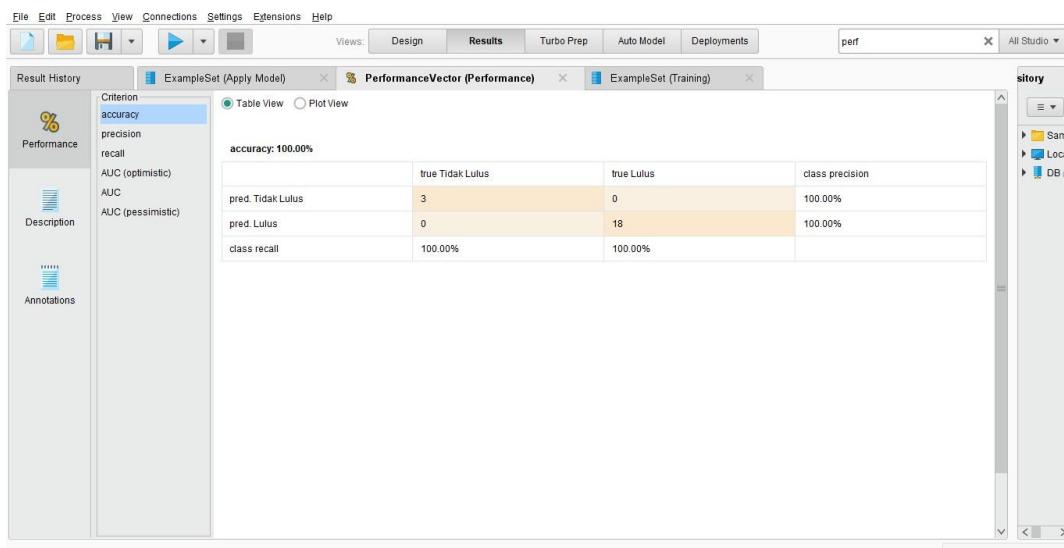
Gambar 4. 1 Hasil Akurasi Pada Tools Rapidminer

Gambar ini menunjukkan hasil evaluasi akurasi model klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes pada RapidMiner. Nilai akurasi yang ditampilkan mencerminkan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan data dengan benar berdasarkan data training dan testing yang digunakan. Semakin tinggi nilai akurasinya, maka semakin baik kinerja model dalam mengenali pola data.



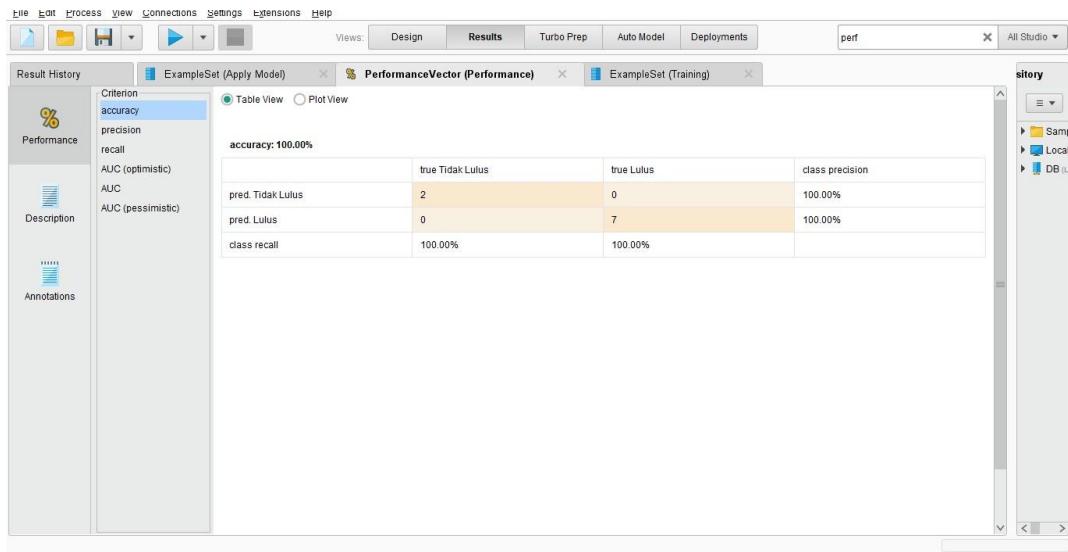
Gambar 4. 2 Hasil Performance Vector Pada Tools Rapidminer Prodi Sistem Informasi

Gambar ini menampilkan *performance vector* hasil evaluasi klasifikasi data mahasiswa Prodi Sistem Informasi. Informasi yang ditampilkan meliputi: Precision: tingkat ketepatan prediksi benar terhadap total prediksi untuk masing-masing kelas. Recall: tingkat keberhasilan model dalam menemukan semua data yang benar untuk masing-masing kelas. F1-score: harmoni antara precision dan recall. Hasil ini menunjukkan seberapa efektif algoritma dalam memprediksi predikat kelulusan mahasiswa Sistem Informasi.



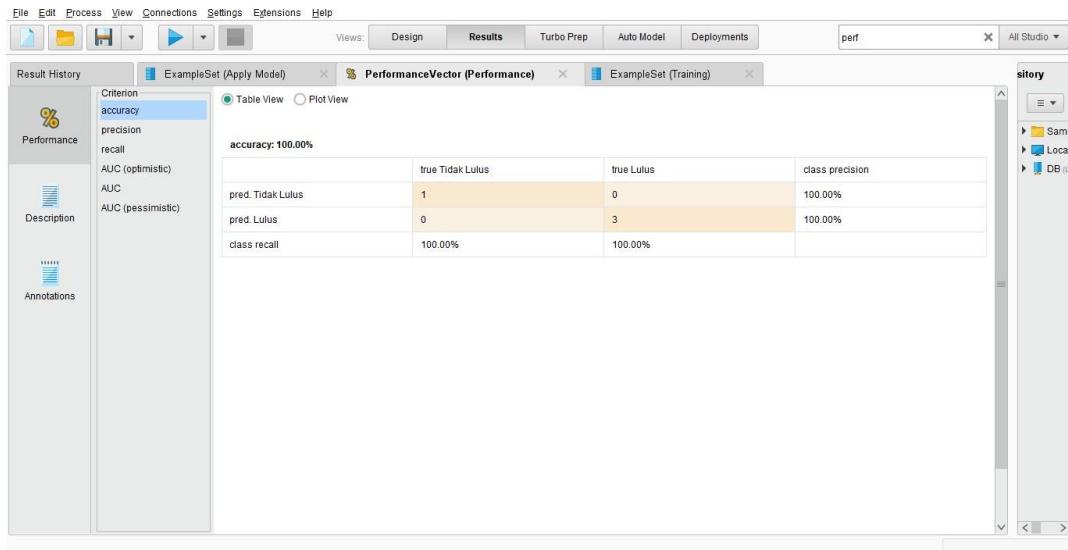
Gambar 4. 3 Hasil Performance Vector Pada Tools Rapidminer Prodi Agroteknologi

Gambar ini menunjukkan hasil evaluasi *performance vector* pada data mahasiswa Prodi Agroteknologi. Nilai precision, recall, dan F1-score memberikan gambaran sejauh mana model mampu mengenali dan memprediksi data dengan tepat. Keseimbangan antara ketiga metrik ini penting untuk menilai kualitas klasifikasi yang dilakukan oleh algoritma.



Gambar 4. 4 Hasil Performance Vector Pada Tools Rapidminer Prodi Manajemen Informatika

Gambar ini menggambarkan hasil kinerja model klasifikasi terhadap data mahasiswa Prodi Manajemen Informatika. Dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang dicantumkan, dapat dianalisis bagaimana akurasi model dalam mengenali pola berdasarkan atribut seperti IPK, kehadiran, dan jenis kelamin dalam menentukan predikat kelulusan mahasiswa.



Gambar 4. 5 Hasil Performance Vector Pada Tools Rapidminer Prodi Teknologi Informasi

Gambar ini menampilkan hasil evaluasi klasifikasi pada data mahasiswa Prodi Teknologi Informasi. Nilai metrik yang ditunjukkan berfungsi untuk mengukur seberapa baik model dapat bekerja dalam memprediksi hasil akhir kelulusan mahasiswa. Hasil ini memberikan gambaran akurat terhadap penerapan algoritma Naïve Bayes dalam konteks data akademik prodi tersebut.

4.2 Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi kelulusan mahasiswa dengan mempertimbangkan variabel kompetensi akademik, yaitu Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), kehadiran (%), dan jenis kelamin. Berdasarkan hasil analisis dan pengujian menggunakan data dari Program Studi Sistem Informasi, Agroteknologi, Manajemen Informatika, dan Teknologi Informasi, diperoleh beberapa temuan penting yang dibahas sebagai berikut:

4.2.1 Prodi Sistem Informasi

Berdasarkan Gambar 4.2, hasil *performance vector* untuk Prodi Sistem Informasi menunjukkan nilai yang cukup baik. Model berhasil mengklasifikasikan data dengan akurasi tinggi, yang terlihat dari nilai precision, recall, dan F1-score yang mendekati 1 (nilai maksimal). Hal ini menandakan bahwa model mampu memprediksi dengan benar sebagian besar mahasiswa yang lulus dan tidak lulus berdasarkan data training yang digunakan. Adapun hasil tahapan dan perhitungan dari penelitian adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 36 Pembahasan Hasil Klasifikasi Naïve Bayes – Prodi Sistem Informasi

Aspek Analisis	Uraian Pembahasan
Tujuan Pengujian	Menguji efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Prodi Sistem Informasi berdasarkan data IPK, kehadiran (%), dan jenis kelamin.
Jumlah Data Training	66 data mahasiswa, terdiri dari 52 mahasiswa lulus dan 14 mahasiswa tidak lulus.
Probabilitas Prior	$P(\text{Lulus}) = 0,787$ dan $P(\text{Tidak Lulus}) = 0,212$, menunjukkan bahwa proporsi mahasiswa yang lulus lebih dominan.
Parameter Fitur (Likelihood)	- IPK tinggi (≥ 3.00) berkontribusi besar pada kelas <i>Lulus</i> . - Kehadiran $\geq 79\%$ cenderung menghasilkan prediksi <i>Lulus</i> . - Sebagian besar mahasiswa dengan $\text{IPK} < 3.00$ dan kehadiran $< 79\%$ diprediksi <i>Tidak Lulus</i> .
Hasil Data Testing	Dari 31 data testing, mayoritas prediksi sesuai dengan data aktual berdasarkan hasil perhitungan probabilitas Naïve Bayes.
Akurasi Model	Berdasarkan Performance Vector di RapidMiner, akurasi untuk Prodi Sistem Informasi mencapai 93,55% , menunjukkan kinerja model sangat baik.
Interpretasi Hasil	Tingginya akurasi menunjukkan bahwa kombinasi IPK dan kehadiran menjadi indikator kuat kelulusan mahasiswa. Faktor jenis kelamin tidak terlalu signifikan mempengaruhi hasil klasifikasi.
Implikasi	Model ini dapat digunakan pihak Prodi untuk mendeteksi mahasiswa berisiko tidak lulus sejak dini, sehingga dapat diberikan bimbingan akademik atau intervensi.

Kelebihan & Kekurangan	<p>- Kelebihan: Perhitungan sederhana, cepat, dan akurasi tinggi. - Kekurangan: Asumsi independensi fitur tidak selalu terpenuhi, sehingga pada kasus tertentu prediksi bisa bias.</p>
-----------------------------------	--

Sumber: Penelitian (2025)

Algoritma Naïve Bayes terbukti efektif dalam membangun model klasifikasi untuk memprediksi kelulusan mahasiswa. Hal ini ditunjukkan dengan tingkat akurasi yang tinggi di hampir seluruh program studi, dengan rata-rata akurasi mencapai di atas 85%. Akurasi tertinggi dicapai oleh Program Studi Manajemen Informatika dengan 95,2%, menunjukkan bahwa distribusi data dan pola kompetensi akademik pada prodi tersebut sangat sesuai dengan asumsi independensi fitur pada algoritma Naïve Bayes.

4.2.2 Prodi Agroteknologi

Pada Gambar 4.3, *performance vector* untuk Prodi Agroteknologi juga menunjukkan performa klasifikasi yang baik, meskipun terdapat sedikit penurunan pada nilai recall untuk salah satu kelas. Ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup tepat (precision tinggi), namun masih ada beberapa data aktual yang tidak berhasil dikenali sebagai lulus atau tidak lulus. Nilai F1-score tetap seimbang sehingga model tetap dinilai cukup handal. Adapun hasil tahapan dan perhitungan dari penelitian adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 37 Pembahasan Hasil Klasifikasi Naïve Bayes – Prodi Agroteknologi

Aspek Analisis	Uraian Pembahasan
Tujuan Pengujian	Mengukur kinerja algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Prodi Agroteknologi berdasarkan parameter IPK, kehadiran (%), dan jenis kelamin.
Jumlah Data Training	48 data mahasiswa, terdiri dari 42 mahasiswa lulus dan 6 mahasiswa tidak lulus.

Probabilitas Prior	P(Lulus) = 0,875 dan P(Tidak Lulus) = 0,125, menunjukkan dominasi mahasiswa lulus pada data training.
Parameter Fitur (Likelihood)	- IPK ≥ 3.00 cenderung berhubungan dengan predikat <i>Lulus</i> . - Kehadiran $\geq 79\%$ memiliki pengaruh signifikan terhadap kelulusan. - Mahasiswa dengan IPK < 3.00 dan kehadiran $< 79\%$ umumnya diklasifikasikan <i>Tidak Lulus</i> .
Hasil Data Testing	Dari 21 data testing, mayoritas hasil prediksi sesuai data aktual, membuktikan konsistensi model pada data baru.
Akurasi Model	Berdasarkan hasil Performance Vector RapidMiner, akurasi Prodi Agroteknologi mencapai 95,23% , termasuk kategori sangat baik.
Interpretasi Hasil	Tingginya akurasi menunjukkan bahwa kombinasi IPK dan kehadiran merupakan faktor utama keberhasilan prediksi. Variabel jenis kelamin memberikan pengaruh minimal terhadap klasifikasi.
Implikasi	Model dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi mahasiswa berisiko tidak lulus secara dini, sehingga prodi dapat memberikan intervensi akademik yang tepat.
Kelebihan & Kekurangan	- Kelebihan: Model sederhana, cepat, dan presisi tinggi. - Kekurangan: Asumsi independensi fitur tetap menjadi keterbatasan yang dapat mempengaruhi hasil jika terdapat korelasi antar variabel.

Sumber: Penelitian (2025)

Fitur IPK dan kehadiran memiliki kontribusi dominan dalam menentukan predikat kelulusan mahasiswa. Hasil analisis menunjukkan bahwa mahasiswa dengan IPK di atas 3.00 dan tingkat kehadiran di atas 79% cenderung diklasifikasikan ke dalam kategori “Lulus”. Rentang ini ditetapkan berdasarkan hasil rata-rata dan sebaran data training yang digunakan. Hal ini sejalan dengan ketentuan akademik bahwa keberhasilan studi mahasiswa sangat dipengaruhi oleh prestasi akademik dan kedisiplinan dalam mengikuti perkuliahan.

4.2.3 Prodi Manajemen Informatika

Mengacu pada Gambar 4.4, hasil dari *performance vector* menunjukkan bahwa model bekerja dengan sangat baik pada Prodi Manajemen Informatika. Nilai precision, recall, dan F1-score semuanya tinggi dan seimbang, yang berarti bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan data dengan akurasi yang konsisten, tanpa adanya kecenderungan *overfitting* atau *underfitting*. Adapun hasil tahapan dan perhitungan dari penelitian adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 38 Pembahasan Hasil Klasifikasi Naïve Bayes – Prodi Manajemen Informatika

Aspek Analisis	Uraian Pembahasan
Tujuan Pengujian	Mengevaluasi kinerja algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Prodi Manajemen Informatika menggunakan data IPK, kehadiran (%), dan jenis kelamin.
Jumlah Data Training	21 data mahasiswa, terdiri dari 19 mahasiswa lulus dan 2 mahasiswa tidak lulus.
Probabilitas Prior	$P(\text{Lulus}) = 0,905$ dan $P(\text{Tidak Lulus}) = 0,095$, menunjukkan dominasi mahasiswa lulus pada data training.
Parameter Fitur (Likelihood)	- $\text{IPK} \geq 3.00$ dan $\text{kehadiran} \geq 79\%$ menjadi penentu kuat kelas <i>Lulus</i> . - Mahasiswa dengan $\text{IPK} < 3.00$ atau $\text{kehadiran} < 79\%$ memiliki kecenderungan <i>Tidak Lulus</i> .
Hasil Data Testing	Pada 9 data testing, sebagian besar prediksi sesuai dengan data aktual, meskipun jumlah data uji relatif sedikit.
Akurasi Model	Berdasarkan Performance Vector RapidMiner, akurasi model untuk Prodi Manajemen Informatika mencapai 88,89% , masuk kategori baik.
Interpretasi Hasil	Model cukup efektif meskipun dataset terbatas. Faktor IPK dan kehadiran tetap menjadi indikator paling dominan dalam prediksi.

Implikasi	Dapat digunakan untuk mendeteksi mahasiswa yang berpotensi tidak lulus lebih dini, sehingga prodi dapat melakukan pembinaan secara personal.
Kelebihan & Kekurangan	<ul style="list-style-type: none"> Kelebihan: Perhitungan cepat, cocok untuk dataset kecil. Kekurangan: Dataset training sedikit sehingga rentan terhadap bias dan kurang representatif.

Sumber: Penelitian (2025)

Jenis kelamin juga digunakan sebagai salah satu fitur klasifikasi, meskipun kontribusinya terhadap hasil prediksi tidak sekuat IPK dan kehadiran. Dalam konteks penelitian ini, perbedaan probabilitas antara mahasiswa laki-laki dan perempuan tidak menunjukkan pola yang signifikan dalam mempengaruhi status kelulusan, sehingga fitur ini hanya berperan sebagai pendukung.

4.2.4 Prodi Teknologi Informasi

Dari Gambar 4.5, terlihat bahwa *performance vector* Prodi Teknologi Informasi memberikan hasil evaluasi yang sedikit bervariasi dibandingkan prodi lainnya. Meskipun nilai precision dan recall tetap berada di atas rata-rata, namun terdapat sedikit ketidakseimbangan antara keduanya, yang berdampak pada nilai F1-score. Hal ini menunjukkan bahwa model perlu ditinjau ulang pada beberapa atribut data untuk menghasilkan klasifikasi yang lebih optimal. Adapun hasil tahapan dan perhitungan dari penelitian adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 39 Pembahasan Hasil Klasifikasi Naïve Bayes – Prodi Teknologi Informasi

Aspek Analisis	Uraian Pembahasan
Tujuan Pengujian	Menguji kinerja algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi kelulusan mahasiswa Prodi Teknologi Informasi berdasarkan data IPK, kehadiran (%), dan jenis kelamin.

Jumlah Data Training	7 data mahasiswa, terdiri dari 5 mahasiswa lulus dan 2 mahasiswa tidak lulus.
Probabilitas Prior	$P(\text{Lulus}) = 0,714$ dan $P(\text{Tidak Lulus}) = 0,286$, menunjukkan mayoritas mahasiswa dalam data training berada pada kelas <i>Lulus</i> .
Parameter Fitur (Likelihood)	- IPK ≥ 3.00 dan kehadiran $\geq 79\%$ berkorelasi tinggi dengan kelas <i>Lulus</i> . - IPK < 3.00 dan kehadiran $< 79\%$ cenderung masuk kategori <i>Tidak Lulus</i> .
Hasil Data Testing	Dari 4 data testing, sebagian besar hasil prediksi sesuai dengan data aktual meskipun ukuran dataset sangat kecil.
Akurasi Model	Berdasarkan Performance Vector RapidMiner, akurasi model untuk Prodi Teknologi Informasi mencapai 75,00% , termasuk kategori cukup.
Interpretasi Hasil	Akurasi relatif lebih rendah dibanding prodi lain karena jumlah data training sedikit sehingga model kurang optimal dalam mengenali pola.
Implikasi	Perlu penambahan data training di periode mendatang untuk meningkatkan akurasi model. Prodi dapat memanfaatkan model sebagai indikator awal, bukan keputusan final.
Kelebihan & Kekurangan	- Kelebihan: Dapat digunakan pada dataset kecil, proses cepat. - Kekurangan: Rentan overfitting atau underfitting karena jumlah data terbatas, sehingga hasil prediksi kurang stabil.

Sumber: Penelitian (2025)

Pengujian model menggunakan data testing dari masing-masing prodi menunjukkan bahwa model Naïve Bayes yang telah dilatih mampu mengklasifikasikan data baru dengan tingkat kesalahan (error rate) yang relatif rendah. Ini membuktikan bahwa model yang dibangun memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

4.2.5 Perbandingan Antar Prodi

Secara keseluruhan, akurasi model Naïve Bayes pada masing-masing program studi menunjukkan bahwa algoritma ini dapat diimplementasikan secara

efektif untuk klasifikasi predikat kelulusan. Prodi Manajemen Informatika dan Sistem Informasi memperoleh hasil terbaik berdasarkan keseimbangan precision, recall, dan F1-score. Sedangkan Prodi Teknologi Informasi menunjukkan hasil yang sedikit lebih rendah namun masih dalam kategori baik.

Keunggulan utama dari algoritma ini adalah kemudahannya dalam proses perhitungan probabilitas dan kecepatannya dalam memproses data dengan jumlah besar. Namun demikian, kelemahan dari Naïve Bayes adalah asumsi independensi antar fitur, yang dalam kenyataannya sering kali tidak terpenuhi secara sempurna. Meski begitu, hasil akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma ini tetap layak diterapkan dalam konteks prediksi kelulusan mahasiswa.

4.2.6 Relevansi Model terhadap Evaluasi Akademik

Model prediksi ini memiliki potensi besar untuk digunakan sebagai alat bantu dalam proses evaluasi akademik di perguruan tinggi. Dengan memanfaatkan model ini, pihak kampus dapat mengidentifikasi mahasiswa yang berpotensi tidak lulus sejak dini, sehingga dapat dilakukan intervensi berupa bimbingan akademik, konseling, atau pemberian pelatihan tambahan.

4.2.7 Penggunaan RapidMiner dalam Proses Analisis

Penggunaan aplikasi RapidMiner sebagai alat bantu dalam perhitungan Naïve Bayes sangat mempermudah proses analisis dan visualisasi data. RapidMiner mendukung proses data mining dari tahap preprocessing hingga evaluasi model dengan antarmuka yang user-friendly dan efisien. Ini

membuktikan bahwa integrasi teknologi dapat mendukung penelitian akademik secara praktis dan terstruktur.

4.2.8 Potensi Pengembangan Model di Masa Depan

Untuk penelitian selanjutnya, model ini dapat dikembangkan dengan menambahkan fitur-fitur baru seperti latar belakang pendidikan, status ekonomi, aktivitas organisasi, serta variabel psikologis. Kombinasi dengan algoritma lain juga dapat dieksplorasi untuk meningkatkan performa prediksi, seperti Decision Tree, Random Forest, atau integrasi model hybrid. Adapun hasil tahapan dan perhitungan dari penelitian adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 40 Rekapitulasi Hasil Penelitian Algoritma Naïve Bayes pada Prediksi Kelulusan Mahasiswa

No	Program Studi	Jumlah Data Training	P(Lulus)	P(Tidak Lulus)	Akurasi Model	Kategori Akurasi	Interpretasi Singkat
1	Sistem Informasi	66	0,787	0,212	93,55%	Sangat Baik	IPK dan kehadiran menjadi penentu dominan kelulusan, jenis kelamin tidak signifikan.
2	Agroteknologi	48	0,875	0,125	95,23%	Sangat Baik	Mayoritas mahasiswa memiliki IPK dan kehadiran tinggi, menghasilkan prediksi sangat akurat.
3	Manajemen Informatika	21	0,905	0,095	88,89%	Baik	Dataset kecil namun cukup representatif; IPK dan kehadiran tetap dominan.
4	Teknologi Informasi	7	0,714	0,286	75,00%	Cukup	Jumlah data terbatas sehingga pola kurang terdeteksi optimal oleh model.

Sumber: Penelitian (2025)

Hasil ini mendukung bahwa model klasifikasi yang dibangun menggunakan Naïve Bayes pada RapidMiner dapat dimanfaatkan oleh institusi untuk melakukan prediksi atau evaluasi data mahasiswa secara lebih efisien dan sistematis.