

## **BAB 3**

### **ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM**

#### **3.1. ANALISIS SISTEM**

Dalam mengetahui klasifikasi kelulusan mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik dibutuhkan beberapa variabel prediktor untuk mendapatkan klasifikasi terhadap tingkat kelulusan mahasiswa yang menjadi variabel respons.

Indeks Prestasi Semester (IPS) yang terdiri dari IPS 1, IPS 2, IPS 3, IPS 4, IPS 5, dan IPS 6, fitur Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), Mata Kuliah Pilihan (MKP), Kuliah Kerja Nyata (KKN), dan Tugas Khusus (KP). Penentuan variabel tersebut didasari untuk melihat kemampuan mahasiswa dalam proses akademik tiap semesternya dalam rangkaian pembelajaran, dan semester masa studi sebagai acuan mahasiswa dapat menyelesaikan studinya tepat waktu atau terlambat, semua data dari variabel diatas dihitung dengan menggunakan Algoritme *K-Nearest Neighbor* dan *Naïve Bayes*.

Klasifikasi kelulusan mahasiswa dapat diukur berdasarkan variabel prediktor tersebut. Oleh karena itu, pentingnya mengetahui klasifikasi kelulusan mahasiswa agar Ketua Program Studi mampu membuat rencana strategis dalam rangkaian pembelajaran supaya meningkatkan mahasiswa dengan masa studi tepat waktu guna meningkatkan penilaian akreditasi Program Studi.

##### **3.1.1. REPRESENTASI DATA**

Data variabel diatas didapat dari data kelulusan / yudisium mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik, data training pada penelitian ini diambil dari data kelulusan / yudisium mahasiswa 4 gelombang data kelulusan / yudisium terbaru (29 Januari 2021, 30 Juli 2021, 28 Januari 2022, dan 26 Juli 2022) Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik, sedangkan untuk data training diambil dari data kelulusan / yudisium mahasiswa 2 gelombang (18 Januari 2020 dan

3 Agustus 2020) data kelulusan / yudisium Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Gresik.

Data variabel yang diperoleh dalam penelitian ini berupa data akademik mahasiswa yang berkaitan dengan atribut Indeks Prestasi Semester (IPS) yang terdiri dari IPS 1, IPS 2, IPS 3, IPS 4, IPS 5, dan IPS 6, fitur Indeks Prestasi Kumulatif (IPK), Mata Kuliah Pilihan (MKP), Kuliah Kerja Nyata (KKN), dan Tugas Khusus (KP). Data variabel respons kelulusan mahasiswa diklasifikasikan menjadi 3 label, yaitu lebih cepat, tepat waktu, dan terlambat. Data tersebut akan dibagi menjadi 6 atribut seperti pada **Tabel 3.1**.

**Tabel 0.1** Atribut Data (Input)

No.	Atribut	Tipe Atribut	Keterangan
1.	Indeks Prestasi Semester a. IPS 1 b. IPS 2 c. IPS 3 d. IPS 4 e. IPS 5 f. IPS 6	Numerik	Indeks Prestasi Semester didapatkan dari nilai indeks prestasi semester 1 sampai semester 6.
2.	Indeks Prestasi Kumulatif	Numerik	Indeks Prestasi Kumulatif didapatkan dari nilai indeks prestasi mahasiswa di semester 6.
3.	Mata Kuliah Pilihan (MKP)	Numerik	Mahasiswa menyelesaikan 6 MKP pada semester 6 dengan 1 = ya dan 0 = tidak.

4.	Kuliah Kerja Nyata (KKN)	Numerik	Mahasiswa menyelesaikan KKN pada semester 6 dengan 1 = ya dan 0 = tidak.
5.	Tugas Khusus (KP)	Numerik	Mahasiswa menyelesaikan KP pada semester 6 dengan 1 = ya dan 0 = tidak.

**Tabel 0.2** Atribut Data (Output)

No.	Atribut	Tipe Atribut	Keterangan
1.	Kelas	Kategorial	Mahasiswa menyelesaikan studi mereka secara lebih cepat, tepat waktu, atau terlambat

Jumlah data yang digunakan sebanyak 98 data training dan 76 data testing. Dimana setiap data training akan diuji terhadap seluruh data testing berdasarkan atribut yang nantinya mendapatkan hasil berupa nilai jarak kedekatan antar data untuk proses klasifikasi menggunakan jarak *Euclidean*.

**Tabel 0.3** Data Training

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP	Kelas
	1	2	3	4	5	6					
1	3,57	3,79	3,69	3,02	3,65	3,76	3,57	1	0	0	Terlambat
2	3,33	3,34	3,29	3,4	3,37	3,67	3,4	0	0	0	Terlambat
3	3,57	3,37	3,08	2,89	1,86	3,15	2,98	0	0	0	Terlambat
4	3,43	3,16	3,56	3,04	3,39	3,67	3,38	1	0	0	Terlambat
5	2,21	3,13	3,44	3,33	3,27	3,74	3,36	0	0	0	Terlambat
6	3,81	3,79	3,35	3,52	3,31	3,57	3,54	0	1	0	Terlambat
7	3,4	3,58	2,6	3,17	2,56	3,07	3,15	0	0	0	Terlambat
8	3,21	3,43	3,15	3,1	3,43	3,93	3,36	1	0	0	Lebih Cepat

9	3,24	3,08	3,25	2,77	2,87	3,61	3,13	1	0	0	Terlambat
10	3,33	3,55	3,38	3,23	3,33	3,67	3,41	1	0	0	Terlambat
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
98	3,67	3,39	3,48	3,56	3,76	3,74	3,53	1	0	0	Tepat Waktu

**Keterangan :****IPS** : Indeks Prestasi Semester**IPK** : Indeks Prestasi Kumulatif**MKP** : Mata Kuliah Pilihan**KKN** : Kuliah Kerja Nyata**KP** : Tugas Khusus**Tabel 0.4** Data Testing

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP	Kelas
	1	2	3	4	5	6					
1	3,36	3,53	3,44	3,56	3,3	1,44	3,1	0	0	0	Terlambat
2	3,86	3,57	2,63	3,55	3,21	2,56	3,28	0	0	0	Terlambat
3	3,29	3,5	3,46	3,75	3,37	2,19	3,24	0	0	0	Terlambat
4	3,32	3,47	3,67	3,9	2,96	2,71	3,36	0	0	0	Terlambat
5	2,93	3,07	2,75	2,48	2,53	1,19	2,58	0	0	0	Terlambat
6	2,93	3,37	2,88	3,7	2,93	2,59	3,05	0	0	0	Terlambat
7	3,71	3,7	3,19	3,04	2,96	2,61	3,33	0	0	0	Terlambat
8	3,69	3,69	3,6	3,6	2,52	3,5	3,43	1	0	0	Terlambat
9	3,21	2,98	3,16	3,23	2,91	3,5	3,15	0	0	0	Terlambat
10	3,33	3,27	3,46	3,4	2,59	3,42	3,24	1	0	0	Terlambat
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
76	3,57	3,53	3,31	3,25	3,7	3,61	3,49	1	0	1	Tepat Waktu

**Keterangan :****IPS** : Indeks Prestasi Semester**IPK** : Indeks Prestasi Kumulatif**MKP** : Mata Kuliah Pilihan**KKN** : Kuliah Kerja Nyata**KP** : Tugas Khusus.

### 3.1.2. Preprocessing Data

Data latih dan data uji terlebih dahulu dilakukan proses *preprocessing* data untuk menemukan data yang tidak sesuai dengan kriteria dengan cara mengeliminasi data tersebut, dimana terdapat data dari mahasiswa yang lulus selama  $\leq 7$  Semester melalui jurnal/artikel tanpa melalui proses sidang Seminar Proposal (Sempro), menurut peraturan terbaru pada tahun 2022 di Universitas Muhammadiyah Gresik dimana semua proses kelulusan mahasiswa melalui jurnal/artikel diharuskan melalui proses sidang Seminar Proposal terlebih dahulu. Pada proses *preprocessing* ini ditemukan beberapa data mahasiswa yang lulus tanpa melalui proses Seminar Proposal sebanyak 7 data pada data training dan 4 data pada data testing.

**Tabel 0.5** Tipe Atribut

No	Atribut	Tipe Atribut Awal	Tipe Atribut Setelah Preprocessing
1	Indeks Prestasi Semester (IPS)	Numerik	Kategorial (Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang)
2	Indeks Prestasi Kumulatif (IPK)	Numerik	Kategorial (Sangat Baik, Baik, Cukup, Kurang, Sangat Kurang)
3	MKP	Numerik	Kategorial (Ya, Tidak)
4	KKN	Numerik	Kategorial (Ya, Tidak)
5.	KP	Numerik	Kategorial (Ya, Tidak)

Langkah-langkah dalam melakukan *preprocessing* data training dan data testing sebagai berikut :

1. Menentukan Nilai Kategorial Indeks Prestasi Semester

**Tabel 0.6** Kategorial Indeks Prestasi Semester

No.	Nilai Indeks Prestasi Semester	Kategorial Nilai Indeks Prestasi Semester
-----	--------------------------------	-------------------------------------------

1.	$IPS > 3,5$	Sangat Baik
2.	$3 < IPS \leq 3,5$	Baik
3.	$2,5 < IPS \leq 3$	Cukup
4.	$2 < IPS \leq 2,5$	Kurang
5.	$IPS \leq 2$	Sangat Kurang

2. Menentukan Nilai Kategorial Indeks Prestasi Kumulatif

**Tabel 0.7** Kategorial Indeks Prestasi Kumulatif

No.	Nilai Indeks Prestasi Kumulatif	Kategorial Nilai Indeks Prestasi Kumulatif
1.	$IPK > 3,5$	Sangat Baik
2.	$3 < IPK \leq 3,5$	Baik
3.	$2,5 < IPK \leq 3$	Cukup
4.	$2 < IPK \leq 2,5$	Kurang
5.	$IPK \leq 2$	Sangat Kurang

3. Menentukan Nilai Kategorial MKP, KKN, dan KP

**Tabel 0.8** Kategorial MKP, KKN, dan KP

No.	Nilai Kategorial	Kategorial
1.	1	Ya
2.	0	Tidak

Hasil *preprocessing* pada data training sebagai berikut :

**Tabel 0.9** Hasil *Preprocessing* Data Training

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP	Kelas
	1	2	3	4	5	6					
1	3,57	3,79	3,69	3,02	3,65	3,76	3,57	1	0	0	3
2	3,33	3,34	3,29	3,4	3,37	3,67	3,4	0	0	0	3
3	3,57	3,37	3,08	2,89	1,86	3,15	2,98	0	0	0	3

4	3,43	3,16	3,56	3,04	3,39	3,67	3,38	1	0	0	3
5	2,21	3,13	3,44	3,33	3,27	3,74	3,36	0	0	0	3
6	3,81	3,79	3,35	3,52	3,31	3,57	3,54	0	1	0	3
7	3,4	3,58	2,6	3,17	2,56	3,07	3,15	0	0	0	3
8	3,24	3,08	3,25	2,77	2,87	3,61	3,13	1	0	0	3
9	3,33	3,55	3,38	3,23	3,33	3,67	3,41	1	0	0	3
10	3,07	2,76	2,74	3,24	2,18	1,74	2,69	1	0	0	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
91	3,67	3,39	3,48	3,56	3,76	3,74	3,53	1	0	0	2

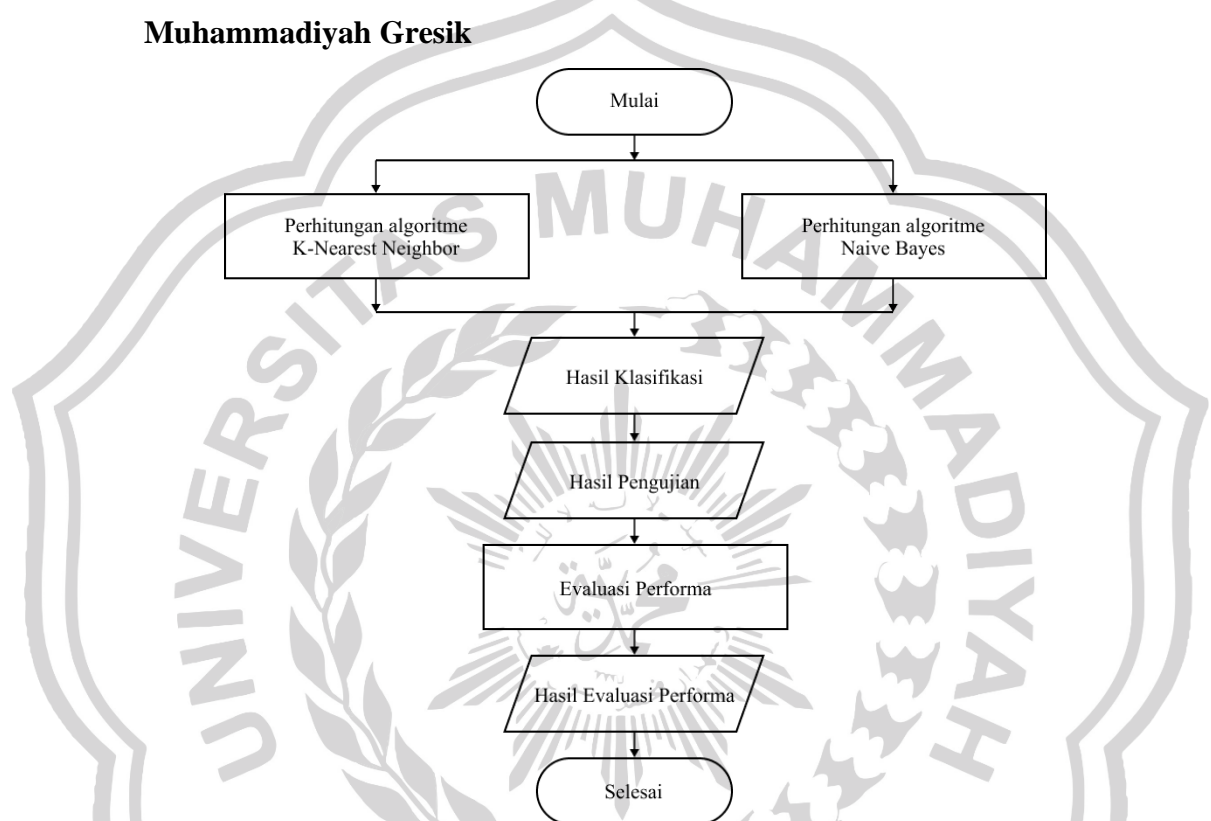
**Tabel 0.10** Hasil *Preprocessing* Data Testing

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP	Kelas
	1	2	3	4	5	6					
1	3,36	3,53	3,44	3,56	3,3	1,44	3,1	0	0	0	3
2	3,86	3,57	2,63	3,55	3,21	2,56	3,28	0	0	0	3
3	3,29	3,5	3,46	3,75	3,37	2,19	3,24	0	0	0	3
4	3,32	3,47	3,67	3,9	2,96	2,71	3,36	0	0	0	3
5	2,93	3,07	2,75	2,48	2,53	1,19	2,58	0	0	0	3
6	2,93	3,37	2,88	3,7	2,93	2,59	3,05	0	0	0	3
7	3,71	3,7	3,19	3,04	2,96	2,61	3,33	0	0	0	3
8	3,69	3,69	3,6	3,6	2,52	3,5	3,43	1	0	0	3
9	3,21	2,98	3,16	3,23	2,91	3,5	3,15	0	0	0	3
10	3,33	3,27	3,46	3,4	2,59	3,42	3,24	1	0	0	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
72	3,57	3,53	3,31	3,25	3,7	3,61	3,49	1	0	1	2

### 3.2. PERANCANGAN SISTEM

Dari hasil analisis sistem tersebut, dilanjutkan dengan proses perancangan sistem klasifikasi kelulusan mahasiswa. Perancangan sistem meliputi *flowchart*, diagram konteks, diagram berjenjang dan data *flowdiagram*.

#### 3.2.1. *Flowchart* Sistem Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Gresik



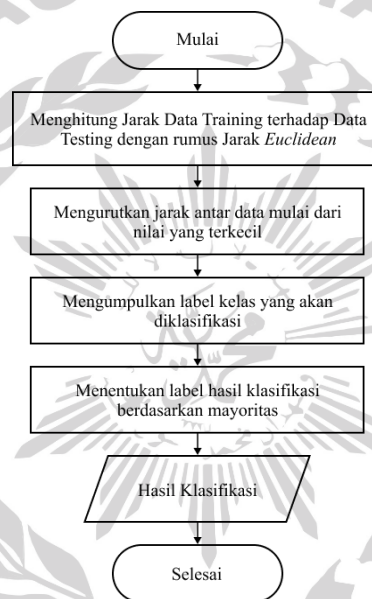
**Gambar 0.1** *Flowchart* Sistem Klasifikasi

Pada **Gambar 3.1** sistem klasifikasi kelulusan mahasiswa diawali dengan memberikan *input* pada data training yang telah dilakukan proses *preprocessing* sebelumnya. Dari data training akan dihitung nilai probabilitas tiap kelas dengan memilih metode yang akan digunakan sebagai penentuan klasifikasi kelulusan mahasiswa. Nilai dari probabilitas tersebut akan digunakan dalam perhitungan metode yang dipilih, yaitu perhitungan dengan metode *K-Nearest Neighbor* dan *Naive Bayes*.



Setelah hasil klasifikasi didapatkan, proses selanjutnya yakni melakukan pengujian dari hasil klasifikasi. Data testing yang digunakan pada proses ini adalah data testing yang sudah dilakukan *preprocessing*. Data uji kemudian dihitung dengan 2 metode yang di pilih pada perhitungan yang ada pada sistem. Hasil dari pengujian ini akan dilakukan evaluasi performa menggunakan *confusion matrix*.

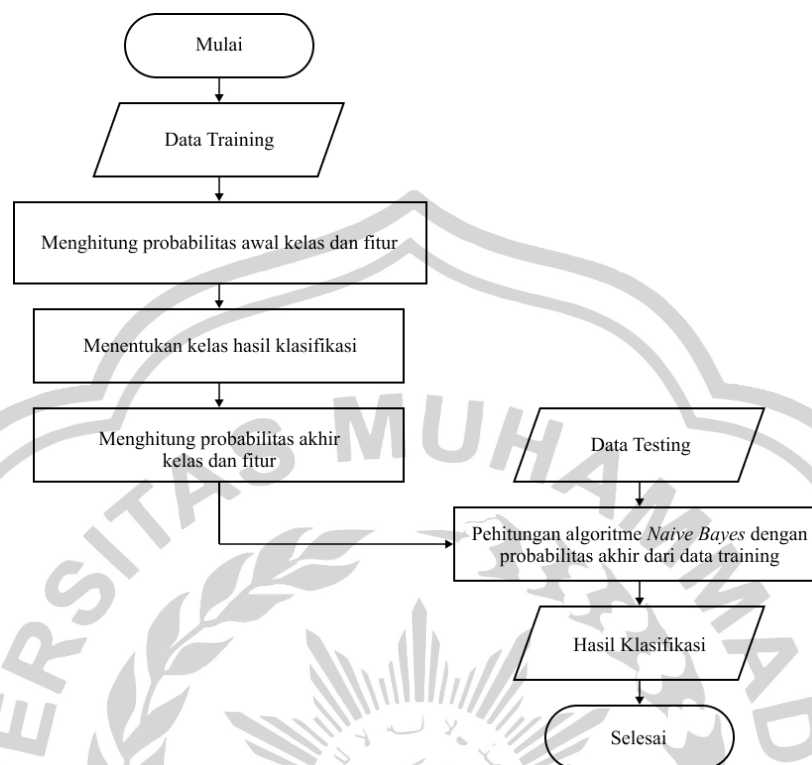
### 3.1.2. Flowchart Algoritme K-Nearest Neighbor



**Gambar 0.2** Flowchart Algoritme K-Nearest Neighbor

Proses klasifikasi kelulusan mahasiswa menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor dilakukan dengan beberapa tahapan, diawali menghitung jarak dari data testing terhadap data training menggunakan rumus jarak Euclidean. Proses selanjutnya melakukan pengurutan nilai jarak antar data dan mengelompokkan data yang akan diklasifikasikan berdasarkan nilai K, kemudian menentukan label hasil dari proses klasifikasi berdasarkan label mayoritas yang didapat.

### 3.1.3. Flowchart Algoritme Naïve Bayes

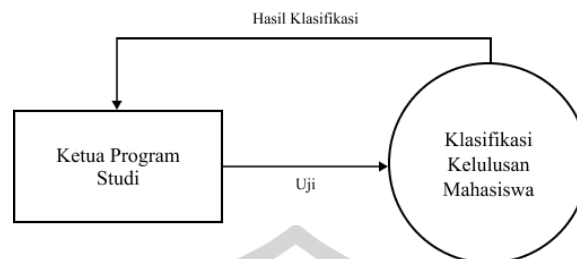


**Gambar 0.3** Flowchart Algoritme Naïve Bayes

Proses klasifikasi kelulusan mahasiswa menggunakan Algoritme *Naïve Bayes* dilakukan dengan beberapa tahapan, diawali dengan menghitung nilai probabilitas tiap kelas dari data training dan menghitung nilai probabilitas kemunculan nilai kategorial tiap fitur. Nilai probabilitas tersebut akan menjadi dasar dalam proses perhitungan klasifikasi menggunakan algoritme *Naïve Bayes*. Hasil yang diperoleh setelah proses perhitungan yakni klasifikasi kelulusan mahasiswa pada tiap kelas.

Selanjutnya melakukan pengujian terhadap hasil klasifikasi, data yang digunakan pengujian merupakan data testing yang telah dilakukan proses *preprocessing* sebelumnya. Data testing kemudian dihitung menggunakan algoritme *Naïve Bayes* dengan dasar nilai probabilitas dan nilai probabilitas fitur dari hasil perhitungan data training. Hasil dari pengujian selanjutnya dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Evaluasi performa bertujuan untuk mengukur efektifitas hasil klasifikasi yang didapatkan.

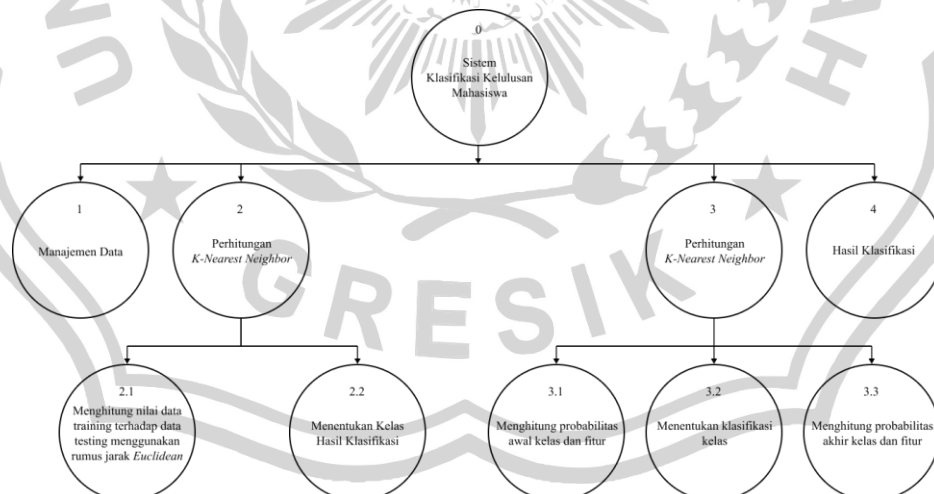
### 3.1.4. Diagram Konteks



**Gambar 0.4** Diagram Konteks Sistem Klasifikasi

Pada **Gambar 3.3** Ketua Program Studi merupakan *entity* dalam sistem klasifikasi kelulusan mahasiswa. Ketua Program Studi memasukkan data training dan data testing yang telah ditentukan. Data training digunakan sebagai data yang akan dihitung, data testing digunakan sebagai data pengujian yang akan dihitung terhadap data training untuk mendapatkan hasil nilai jarak antar data menggunakan rumus jarak *Euclidean*. Setelah mendapatkan nilai data dilakukan proses pengurutan peringkat jarak antar data dari jarak terkecil dilakukan pengelompokan hasil klasifikasi. Kemudian menentukan label hasil klasifikasi berdasarkan label mayoritas terbanyak.

### 3.1.5. Diagram Berjenjang



**Gambar 0.5** Diagram Berjenjang Sistem Klasifikasi

Top Level : 0 Sistem Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa

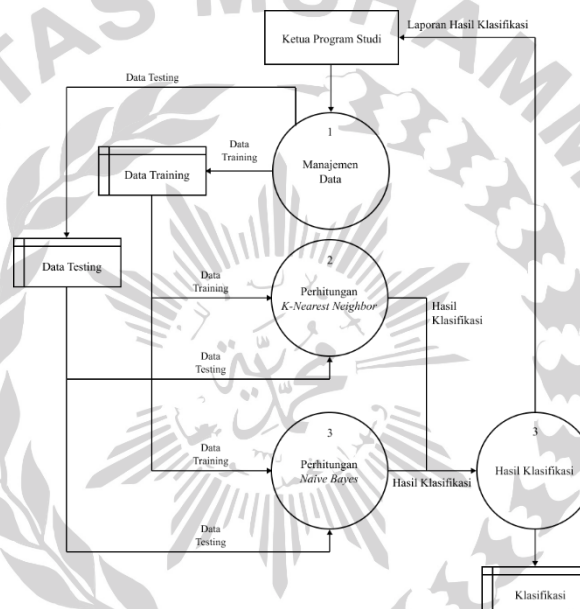
Level 0 : 1 Manajemen Data

2 Perhitungan *K-Nearest Neighbor*

- 3 Perhitungan *Naïve Bayes*
  - 4 Hasil Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa
- Level 1 : 2.1 Menghitung nilai data menggunakan jarak *Euclidean*
- 2.2 Menentukan kelas hasil klasifikasi
  - 3.1 Menghitung probabilitas awal kelas dan fitur
  - 3.2 Menghitung klasifikasi kelas
  - 3.3 Menghitung probabilitas akhir kelas dan atribut

### 3.1.6. Data Flow Diagram

#### a. Data Flow Diagram Level 0



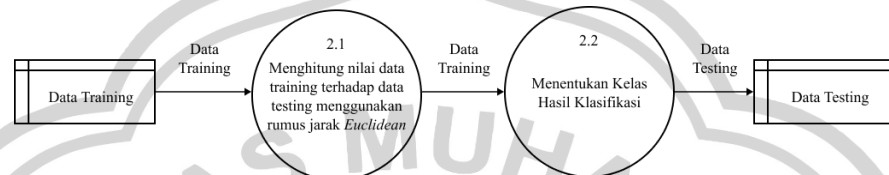
**Gambar 0.6** Data Flow Diagram Level 0

Berdasarkan pada data flow diagram level 0, terdapat beberapa proses yang terjadi, antara lain :

1. Ketua Program Studi memasukkan nilai dari data training dan data testing pada sistem dan nilai dari data tersebut akan dimasukkan kedalam *database*.
2. Data training dan data testing dilakukan proses perhitungan menggunakan Algoritme *K-Nearest Neighbor* dan *Naïve Bayes*.

3. Hasil dari perhitungan akan disimpan kedalam *database* dan data hasil klasifikasi akan diteruskan kembali kepada Ketua Program Studi.

b. *Data Flow Diagram Level 1 K-Nearest Neighbor*

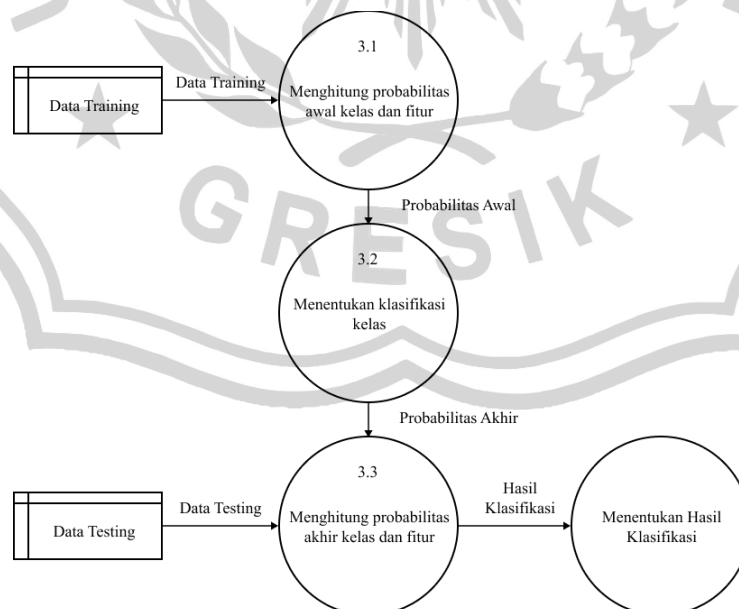


**Gambar 0.7** *Data Flow Diagram Level 1 K-Nearest Neighbor*

Berdasarkan *data flow diagram level 1 K-Nearest Neighbor* terdapat beberapa proses yang terjadi, antara lain :

1. Menghitung nilai data training terhadap data testing menggunakan rumus jarak *Euclidean*.
2. Menentukan kelas label hasil klasifikasi berdasarkan kelas mayoritas yang paling banyak muncul.

c. *Data Flow Diagram Level 1 Naïve Bayes*



**Gambar 0.8** *Data Flow Diagram Level 1 Naïve Bayes*

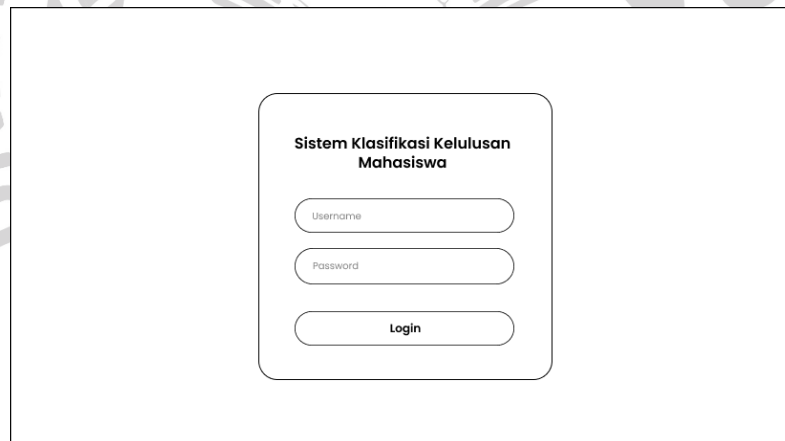
Berdasarkan data *flow diagram* level 1 *Naïve Bayes* terdapat beberapa proses yang terjadi, antara lain :

1. Menghitung probabilitas awal kemunculan nilai atribut dari tiap kelas dan fitur pada data training.
2. Menghitung probabilitas akhir kemunculan nilai atribut dari tiap kelas dan fitur pada data training.
3. Menentukan klasifikasi pada data testing dengan menggunakan nilai probabilitas akhir tiap kelas pada data training.

### 3.3. PERANCANGAN ANTARMUKA SISTEM

#### a. Halaman *Login*

Halaman login merupakan tampilan awal dari sebuah sistem. Users pada sistem harus memasukkan username dan password yang sesuai untuk dapat masuk kedalam sistem. Tampilan rancangan halaman login terdapat pada **Gambar 3.10**.



The image shows a login form titled "Sistem Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa". It contains three input fields: "Username", "Password", and a "Login" button. The form is centered on a white background with a light gray border.

**Gambar 0.9** Halaman *Login*

#### b. Halaman Data Training

Halaman data training digunakan oleh *users* untuk menambahkan data training kedalam *database* sistem dan melihat rincian dari data training. Tampilan rancangan halaman data training terdapat pada **Gambar 3.11**

No	IPS	IPK	MKP	KKN	KP	Target
1	3,1	3,32	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
2	3,23	3,36	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
3	3,26	3,35	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
4	3,33	3,5	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
5	2,5	2,93	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
6	3,06	3,26	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
7	3,2	3,28	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
8	3,43	3,53	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
9	3,16	3,21	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
10	3,24	3,31	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat

**Gambar 0.10** Halaman Data Training

c. Halaman Data Testing

Halaman data testing digunakan oleh *users* untuk menambahkan data testing kedalam *database* sistem dan melihat rincian dari data testing.

Tampilan rancangan halaman data testing terdapat pada **Gambar 3.12**

No	IPS	IPK	MKP	KKN	KP	Target
1	3,1	3,32	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
2	3,23	3,36	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
3	3,26	3,35	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
4	3,33	3,5	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
5	2,5	2,93	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
6	3,06	3,26	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
7	3,2	3,28	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
8	3,43	3,53	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
9	3,16	3,21	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat
10	3,24	3,31	Tidak	Tidak	Tidak	Terlambat

**Gambar 0.11** Halaman Data Testing

d. Halaman Hasil Klasifikasi

Halaman klasifikasi menjadi halaman untuk menampilkan semua hasil dari perhitungan klasifikasi Algoritme *K-Nearest Neighbor* menggunakan rumus jarak *Euclidean*. Tampilan rancangan halaman hasil klasifikasi terdapat pada **Gambar 3.13**

**Gambar 0.12** Halaman Hasil Klasifikasi

### 3.4. PERANCANGAN PENGUJIAN

Dari data training dan data testing akan dilakukan pengujian dengan menggunakan Algoritme *K-Nearest Neighbor* dan Algoritme *Naïve Bayes*.

#### 3.4.1. Perhitungan Algoritme *K-Nearest Neighbor*

Berikut ini merupakan langkah-langkah perhitungan untuk memperoleh nilai jarak *Euclidean* label kelas Lulus pada Data Testing (**Tabel 3.14**) terhadap Data Training (**Tabel 3.13**) :

**Tabel 0.11** Data Training Perhitungan KNN

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP	Kelas
	1	2	3	4	5	6					
1	3,57	3,79	3,69	3,02	3,65	3,76	3,57	1	0	0	3
2	3,33	3,34	3,29	3,4	3,37	3,67	3,4	0	0	0	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
91	3,67	3,39	3,48	3,56	3,76	3,74	3,53	1	0	0	2

**Tabel 0.12** Data Testing Perhitungan KNN

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP
	1	2	3	4	5	6				
1	3,36	3,53	3,44	3,56	3,3	1,44	3,1	0	0	0



Perhitungan data testing 1 terhadap data training :

Menentukan nilai  $K = 3$

Perhitungan data testing 1 terhadap data training 1

$$d_{x_1 d_{y_1}} = \sqrt{(3,57 - 3,36)^2 + (3,79 - 3,53)^2 + (3,69 - 3,44)^2 + (3,02 - 3,56)^2 + (3,65 - 3,3)^2 + (3,76 - 1,44)^2 + (3,57 - 3,1)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= 2,6817$$

Perhitungan data training 2 terhadap data testing 1

$$d_{x_1 d_{y_1}} = \sqrt{(3,33 - 3,36)^2 + (3,34 - 3,53)^2 + (3,29 - 3,44)^2 + (3,4 - 3,56)^2 + (3,37 - 3,3)^2 + (3,67 - 1,44)^2 + (3,4 - 3,1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= 2,2700$$

**Tabel 0.13** Hasil Jarak *Euclidean* Data Testing

No	Jarak	Kelas
1	2,6817	3
2	2,2700	3
3	2,3791	3
4	2,5468	3
5	2,6256	3
6	2,4516	3
7	2,0171	3
8	2,6023	3
9	2,4867	3
...	...	...
91	2,6084	2

Pada **Tabel 3.13** dilakukan proses perhitungan dari data testing terhadap data training untuk mendapat nilai jarak antar data. Selanjutnya dilakukan pengurutan peringkat data berdasarkan nilai jarak *Euclidean*.

**Tabel 0.14** Pengurutan Peringkat Nilai Jarak *Euclidean*

No	Jarak	Kelas	Peringkat
81	1,9125	2	1
19	1,9294	3	2
10	1,9447	3	3
72	1,9802	3	4
7	2,0171	3	5
44	2,1104	3	6
87	2,1486	2	7
46	2,2291	3	8
17	2,2359	3	9
...	...	...	...
68	6,5298	2	91

Pada **Tabel 3.14** dilakukan pengurutan pengurutan peringkat data berdasarkan nilai jarak *Euclidean*. Proses selanjutnya dilakukan pengelompokan data yang akan diklasifikasikan berdasarkan nilai K pada **Tabel 3.15**.

**Tabel 0.15** Klasifikasi KNN  $K = 3$ 

No	Jarak	Kelas	Peringkat	Klasifikasi
81	1,9125	2	1	Ya
19	1,9294	3	2	Ya
10	1,9447	3	3	Ya
72	1,9802	3	4	Tidak
7	2,0171	3	5	Tidak
44	2,1104	3	6	Tidak
87	2,1486	2	7	Tidak
46	2,2291	3	8	Tidak
17	2,2359	3	9	Tidak

...	...	...	...	...
68	6,5298	2	91	Tidak

Setelah proses pengelompokan data yang akan diklasifikasi, kemudian dilakukan proses pengurutan nilai jarak antar data mulai dari nilai yang terkecil. Selanjutnya dilakukan proses pengurutan nilai jarak antar data, selanjutnya menentukan label hasil dari proses klasifikasi berdasarkan label mayoritas yang didapat.

**Tabel 0.16** Hasil Klasifikasi KNN K = 3

No	Jarak	Kelas	Peringkat	Klasifikasi
81	1,9125	2	1	Ya
19	1,9294	3	2	Ya
10	1,9447	3	3	Ya

Dari proses perhitungan sampai pengelompokan klasifikasi mendapatkan hasil bahwa nilai dari data testing 1 hasil klasifikasi K = 3 masuk kedalam **kelas 3**.

### 3.4.2. Perhitungan Algoritme *Naïve Bayes*

Berikut merupakan langkah – langkah perhitungan untuk memperoleh nilai probabilitas.

1. Menghitung nilai awal probabilitas tiap kelas.

$$P(C_i) = \frac{\sum C_i}{n}$$

Keterangan:

$P(C_i)$  : Probabilitas label kelas  $C_i$

$\sum C_i$  : Jumlah data dengan label kelas  $C_i$

$n$  : Jumlah total data latih

Label Kelas 1 :

$$P(1S) = \frac{\sum 1}{n} = \frac{4}{91} = 0,044$$

Label Kelas 2 :

$$P(2S) = \frac{\sum 2}{n} = \frac{37}{91} = 0,407$$

Label Kelas 3 :

$$P(3S) = \frac{\sum 3}{n} = \frac{50}{91} = 0,549$$

2. Menghitung nilai probabilitas awal tiap fitur

$$P(x_k|C_i) = \frac{\sum x_k|C_i}{\sum C_i}$$

Keterangan:

$P(x_k|C_i)$  : Probabilitas fitur  $x_k$  dengan label kelas  $C_i$

$\sum x_k|C_i$  : Jumlah data fitur  $x_k$  dengan label kelas  $C_i$

$\sum C_i$  : Jumlah data dengan label kelas  $C_i$

**Tabel 0.17** Jumlah Data Fitur IPS 1

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	3	12	12	27
Baik	0	23	30	53
Cukup	1	1	4	6
Kurang	0	0	2	2
Sangat Kurang	0	1	2	3
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.18** Probabilitas Fitur IPS 1

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,75	0,32	0,24
Baik	0	0,62	0,60
Cukup	0,25	0,03	0,08
Kurang	0	0	0,04
Sangat Kurang	0	0,03	0,04

**Tabel 0.19** Jumlah Data Fitur IPS 2

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	3	8	9	20
Baik	0	25	29	54

Cukup	1	3	7	11
Kurang	0	0	4	4
Sangat Kurang	0	1	1	2
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.20** Probabilitas Fitur IPS 2

$x_k C_i$	Kelas		
IPS	1	2	3
Sangat Baik	0,75	0,22	0,18
Baik	0	0,68	0,58
Cukup	0,25	0,08	0,14
Kurang	0	0	0,08
Sangat Kurang	0	0,03	0,02

**Tabel 0.21** Jumlah Data Fitur IPS 3

$x_k C_i$	Kelas			
IPS	1	2	3	Total
Sangat Baik	3	20	9	32
Baik	1	16	21	38
Cukup	0	1	15	16
Kurang	0	0	4	4
Sangat Kurang	0	0	1	1
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.22** Probabilitas Fitur IPS 3

$x_k C_i$	Kelas		
IPS	1	2	3
Sangat Baik	0,75	0,54	0,18
Baik	0,25	0,43	0,42
Cukup	0	0,03	0,30
Kurang	0	0	0,08
Sangat Kurang	0	0	0,02

**Tabel 0.23** Jumlah Data Fitur IPS 4

$x_k C_i$	Kelas			
IPS	1	2	3	Total
Sangat Baik	3	18	2	23
Baik	1	19	23	43
Cukup	0	0	19	19
Kurang	0	0	4	4
Sangat Kurang	0	0	2	2

<b>Total</b>	4	37	50	91
--------------	---	----	----	----

**Tabel 0.24** Probabilitas Fitur IPS 4

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>		
<b>IPS</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Sangat Baik	0,75	0,49	0,04
Baik	0,25	0,51	0,46
Cukup	0	0	0,38
Kurang	0	0	0,08
Sangat Kurang	0	0	0,04

**Tabel 0.25** Jumlah Data Fitur IPS 5

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>			
<b>IPS</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>Total</b>
Sangat Baik	3	32	9	44
Baik	1	4	19	24
Cukup	0	1	9	10
Kurang	0	0	8	8
Sangat Kurang	0	0	5	5
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.26** Probabilitas Fitur IPS 5

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>		
<b>IPS</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Sangat Baik	0,75	0,86	0,18
Baik	0,25	0,11	0,38
Cukup	0	0,03	0,18
Kurang	0	0	0,16
Sangat Kurang	0	0	0,10

**Tabel 0.27** Jumlah Data Fitur IPS 6

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>			
<b>IPS</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>Total</b>
Sangat Baik	3	31	29	63
Baik	1	5	13	19
Cukup	0	1	2	3
Kurang	0	0	2	2
Sangat Kurang	0	0	4	4
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.28** Probabilitas Fitur IPS 6

$x_k C_i$	Kelas		
IPS	1	2	3
Sangat Baik	0,75	0,84	0,58
Baik	0,25	0,14	0,26
Cukup	0	0,03	0,04
Kurang	0	0	0,04
Sangat Kurang	0	0	0,08

**Tabel 0.29** Jumlah Data Fitur IPK

$x_k C_i$	Kelas			
IPK	1	2	3	Total
Sangat Baik	3	19	7	29
Baik	1	17	28	46
Cukup	0	1	14	15
Kurang	0	0	0	0
Sangat Kurang	0	0	1	1
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.30** Probabilitas Fitur IPK

$x_k C_i$	Kelas		
IPK	1	2	3
Sangat Baik	0,75	0,51	0,14
Baik	0,25	0,46	0,56
Cukup	0	0,03	0,28
Kurang	0	0	0
Sangat Kurang	0	0	0,02

**Tabel 0.31** Jumlah Data Fitur MKP

$x_k C_i$	Kelas			
MKP	1	2	3	Total
Sangat Baik	4	34	27	65
Kurang	0	3	23	26
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.32** Probabilitas Fitur MKP

$x_k C_i$	Kelas		
MKP	1	2	3
Sangat Baik	1	0,92	0,54
Kurang	0	0,08	0,46

**Tabel 0.33** Jumlah Data Fitur KKN

$x_k   C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>KKN</b>				
Sangat Baik	4	13	2	19
Kurang	0	24	48	72
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.34** Probabilitas Fitur KKN

$x_k   C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>KKN</b>			
Sangat Baik	0	0,35	0,04
Kurang	0	0,65	0,96

**Tabel 0.35** Jumlah Data Fitur KP

$x_k   C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>KP</b>				
Sangat Baik	3	10	0	13
Kurang	1	27	50	78
<b>Total</b>	4	37	50	91

**Tabel 0.36** Probabilitas Fitur KP

$x_k   C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>KP</b>			
Sangat Baik	0,75	0,27	0
Kurang	0,25	0,73	1

Contoh perhitungan pada data training ke-1

**Tabel 0.37** Tabel Data Training ke-1

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP
	1	2	3	4	5	6				
1	SB	SB	SB	B	SB	SB	SB	SB	K	K

$$P(1|X) = 0,04 \times 0,75 \times 0,75 \times 0,75 \times 0,25 \times 0,75 \times 0,75 \times 0,75 \\ \times 1 \times 0 \times 0,25$$

$$P(1|X) = 0$$



$$P(2|X) = 0,41 \times 0,32 \times 0,22 \times 0,54 \times 0,51 \times 0,86 \times 0,84 \times 0,51 \\ \times 0,92 \times 0,65 \times 0,73$$

$$P(2|X) = 0,0013$$

$$P(3|X) = 0,55 \times 0,24 \times 0,18 \times 0,18 \times 0,46 \times 0,18 \times 0,58 \times 0,14 \\ \times 0,54 \times 0,96 \times 1$$

$$P(3|X) = 0$$

Dari perhitungan diatas, hasil terbesar diperoleh pada  $P(2|X)$ . Maka untuk data training ke-1 diklasifikasikan pada 2.

**Tabel 0.38** Hasil Klasifikasi Data Training ke-1.

No	IPS						IPK	MKP	KKN	KP	Kelas
	1	2	3	4	5	6					
1	SB	SB	SB	B	SB	SB	SB	SB	K	K	2

**Tabel 0.39** Hasil Klasifikasi Data Training

No	1	2	3	Kelas
1	0	0,0013	0	2
2	0	0,0001	0,0020	3
3	0	0	0,00004	3
4	0	0,0009	0,0010	3
5	0	0	0,0001	3
6	0	0,00001	0	2
7	0	0	0,0001	3
8	0	0	0,0009	2
9	0	0,0002	0,0007	2
...	...	...	...	...
91	0	0,0030	0,0013	2

3. Menghitung nilai probabilitas akhir tiap kelas

$$P(C_i) = \frac{\sum C_i}{n}$$

Keterangan:

$P(C_i)$  : Probabilitas label kelas  $C_i$

$\sum C_i$  : Jumlah data dengan label kelas  $C_i$

$n$  : Jumlah total data latih

Label Kelas 1 :

$$P(1S) = \frac{\sum 1}{n} = \frac{8}{91} = 0,088$$

Label Kelas 2 :

$$P(2S) = \frac{\sum 2}{n} = \frac{43}{91} = 0,473$$

Label Kelas 3 :

$$P(3S) = \frac{\sum 3}{n} = \frac{40}{91} = 0,440$$

4. Menghitung nilai probabilitas akhir tiap fitur

$$P(x_k|C_i) = \frac{\sum x_k|C_i}{\sum C_i}$$

Keterangan:

$P(x_k|C_i)$  : Probabilitas fitur  $x_k$  dengan label kelas  $C_i$

$\sum x_k|C_i$  : Jumlah data fitur  $x_k$  dengan label kelas  $C_i$

$\sum C_i$  : Jumlah data dengan label kelas  $C_i$

**Tabel 0.40** Jumlah Data Akhir Fitur IPS 1

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	7	15	5	27
Baik	0	27	26	53
Cukup	1	1	4	6
Kurang	0	0	2	2
Sangat Kurang	0	0	3	3
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.41** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPS 1

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,88	0,35	0,13

Baik	0	0,63	0,65
Cukup	0,13	0,02	0,10
Kurang	0	0	0,05
Sangat Kurang	0	0	0,08

**Tabel 0.42** Jumlah Data Akhir Fitur IPS 2

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	7	9	4	20
Baik	0	31	23	54
Cukup	1	3	7	11
Kurang	0	0	4	4
Sangat Kurang	0	0	2	2
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.43** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPS 2

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,88	0,21	0,10
Baik	0	0,72	0,58
Cukup	0,13	0,07	0,18
Kurang	0	0	0,10
Sangat Kurang	0	0	0,05

**Tabel 0.44** Jumlah Data Akhir Fitur IPS 3

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	7	22	3	32
Baik	1	20	17	38
Cukup	0	1	15	16
Kurang	0	0	4	4
Sangat Kurang	0	0	1	1
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.45** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPS 3

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,88	0,51	0,08
Baik	0,13	0,47	0,43
Cukup	0	0,02	0,38
Kurang	0	0	0,10

Sangat Kurang	0	0	0,03
---------------	---	---	------

**Tabel 0.46** Jumlah Data Akhir Fitur IPS 4

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	7	16	0	23
Baik	1	27	15	43
Cukup	0	0	19	19
Kurang	0	0	4	4
Sangat Kurang	0	0	2	2
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.47** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPS 4

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,88	0,37	0
Baik	0,13	0,63	0,38
Cukup	0	0	0,48
Kurang	0	0	0,10
Sangat Kurang	0	0	0,05

**Tabel 0.48** Jumlah Data Akhir Fitur IPS 5

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	7	35	2	44
Baik	1	7	16	24
Cukup	0	1	9	10
Kurang	0	0	8	8
Sangat Kurang	0	0	5	5
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.49** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPS 5

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,88	0,81	0,05
Baik	0,13	0,16	0,40
Cukup	0	0	0,23
Kurang	0	0,02	0,20
Sangat Kurang	0	0	0,13

**Tabel 0.50** Jumlah Data Akhir Fitur IPS 6

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPS</b>				
Sangat Baik	7	37	19	63
Baik	1	5	13	19
Cukup	0	1	2	3
Kurang	0	0	2	2
Sangat Kurang	0	0	4	4
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.51** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPS 6

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPS</b>			
Sangat Baik	0,88	0,86	0,48
Baik	0,13	0,12	0,33
Cukup	0	0,02	0,05
Kurang	0	0	0,05
Sangat Kurang	0	0	0,10

**Tabel 0.52** Jumlah Data Akhir Fitur IPK

$x_k C_i$	Kelas			Total
	1	2	3	
<b>IPK</b>				
Sangat Baik	7	22	0	29
Baik	1	21	24	46
Cukup	0	0	15	15
Kurang	0	0	0	0
Sangat Kurang	0	0	1	1
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.53** Nilai Probabilitas Akhir Fitur IPK

$x_k C_i$	Kelas		
	1	2	3
<b>IPK</b>			
Sangat Baik	0,88	0,51	0
Baik	0,13	0,49	0,60
Cukup	0	0	0,38
Kurang	0	0	0
Sangat Kurang	0	0	0,03

**Tabel 0.54** Jumlah Data Akhir Fitur MKP

$x_k C_i$	Kelas
-----------	-------

<b>MKP</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>Total</b>
Sangat Baik	8	40	17	65
Kurang	0	3	23	26
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.55** Nilai Probabilitas Akhir Fitur MKP

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>		
<b>MKP</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Sangat Baik	1	0,93	0,43
Kurang	0	0,07	0,58

**Tabel 0.56** Jumlah Data Akhir Fitur KKN

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>			<b>Total</b>
<b>KKN</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	
Sangat Baik	8	10	1	19
Kurang	0	33	39	72
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.57** Nilai Probabilitas Akhir Fitur KKN

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>		
<b>KKN</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Sangat Baik	1	0,23	0,03
Kurang	0	0,77	0,98

**Tabel 0.58** Jumlah Data Akhir Fitur KP

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>			<b>Total</b>
<b>KP</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	
Sangat Baik	3	10	0	13
Kurang	5	33	40	78
<b>Total</b>	8	43	40	91

**Tabel 0.59** Nilai Probabilitas Akhir Fitur KP

$x_k C_i$	<b>Kelas</b>		
<b>KP</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Sangat Baik	0,38	0,23	0
Kurang	0,63	0,77	1

**Tabel 0.60** Hasil Pengujian Klasifikasi Data Testing Algoritme *Naïve Bayes*

No	1	2	3	Kelas		Akurasi
				Prediksi	Asal	
1	0	0	0,00000001	3	3	Benar
2	0	0,00000002	0	2	3	Salah
3	0	0	0,0001	3	3	Benar
4	0	0,00000004	0	2	3	Salah
5	0	0	0,00001	3	3	Benar
6	0	0,000000001	0	2	3	Salah
7	0	0	0,000003	3	3	Benar
8	0	0,00004	0	2	3	Salah
9	0	0	0,0003	3	3	Benar
10	0	0	0,0462	3	3	Benar
...	...	...	...	...	...	...
72	0	0,0006	0	2	2	Benar

Dari proses pengujian kedua algoritme diatas, mendapatkan nilai akurasi dalam melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa dari masing-masing algoritme. Algoritme *K-Nearest Neighbor* dalam melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa mendapat nilai akurasi sebesar 90,27%, sedangkan pada algoritme *Naïve Bayes* dalam melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa mendapat nilai akurasi sebesar 91,66%

### 3.4.3. Evaluasi Performa *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* merupakan metode evaluasi yang digunakan dalam menghitung kinerja atau tingkat kebenaran dari proses klasifikasi. *Confusion Matrix* merupakan tabel dengan 4 kombinasi dari nilai prediksi dan nilai aktual yang berbeda. Dalam pengujian ini menggunakan data testing sejumlah 72 data dengan rentang nilai dari  $K = 3$  dari Algoritme *K-Nearest Neighbor* dan pengujian klasifikasi data testing tiap kelas dengan Algoritme *Naïve Bayes*.

**Tabel 0.61** Evaluasi Performa *Confusion Matrix*

<i>Three-Class Prediction</i>		<i>Predicted Class</i>		
		1	2	3
<i>Actual Class</i>	1	$P_{11}$	$P_{12}$	$P_{13}$
	2	$P_{21}$	$P_{22}$	$P_{23}$
	3	$P_{31}$	$P_{32}$	$P_{33}$

$$\text{True Positive 1 (TP1)} = P_{11}$$

$$\text{True Positive 2 (TP2)} = P_{22}$$

$$\text{True Positive 3 (TP3)} = P_{33}$$

$$\text{True Negative 1 (TN1)} = P_{22} + P_{23} + P_{32} + P_{33}$$

$$\text{True Negative 2 (TN2)} = P_{11} + P_{13} + P_{31} + P_{33}$$

$$\text{True Negative 3 (TN3)} = P_{11} + P_{12} + P_{21} + P_{22}$$

$$\text{False Positive 1 (FP1)} = P_{21} + P_{31}$$

$$\text{False Positive 2 (FP2)} = P_{12} + P_{32}$$

$$\text{False Positive 3 (FP3)} = P_{13} + P_{23}$$

$$\text{False Negative 1 (FN1)} = P_{12} + P_{13}$$

$$\text{False Negative 2 (FN2)} = P_{21} + P_{23}$$

$$\text{False Negative 3 (FN3)} = P_{31} + P_{32}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{P_{11}+P_{22}+P_{33}}{P_{11}+P_{12}+P_{13}+P_{21}+P_{22}+P_{23}+P_{31}+P_{32}+P_{33}} \quad (0.1)$$

$$\text{Precision 1} = \frac{TP1}{TP1+FP1} \quad (0.2)$$

$$\text{Precision 2} = \frac{TP2}{TP2+FP2} \quad (0.3)$$

$$\text{Precision 3} = \frac{TP3}{TP3+FP3} \quad (0.4)$$

$$\text{Recall 1} = \frac{TP1}{TP1+FN1} \quad (0.5)$$

$$\text{Recall 2} = \frac{TP2}{TP2+FN2} \quad (0.6)$$

$$\text{Recall 3} = \frac{TP3}{TP3+FN3} \quad (0.7)$$



### 3.4.4. Pengujian *Black Box*

Tabel 0.62 Pengujian *Black Box*

<i>Test Case</i>	<i>Input Data</i>	<i>Expected Output</i>	<i>Status</i>
<i>Form Login</i>	<i>Verifikasi Username dan Password</i>	<i>Sistem akan memberikan peringatan kepada user apabila salah dalam mengisi form username dan password</i>	
		<i>Apabila user memasukkan username dan password dengan benar maka akan masuk ke dalam sistem</i>	
<i>Form Input Data Excel</i>	<i>Input Data Training Excel Nilai Mahasiswa</i>	<i>Data nilai mahasiswa tersimpan ke dalam library</i>	
	<i>Input Data Testing Excel Nilai Mahasiswa</i>	<i>Data nilai mahasiswa tersimpan ke dalam library</i>	
<i>Form Klasifikasi</i>	<i>Input Data Baru Nilai Mahasiswa</i>	<i>Data nilai mahasiswa tersimpan dalam library untuk klasifikasi</i>	
	<i>Klik Tombol Klasifikasi</i>	<i>Akan muncul hasil dari klasifikasi data nilai mahasiswa</i>	