

**IMPLEMENTASI NAIVE BAYES UNTUK MEMPREDIKSI
CALON MAHASISWA BARU YANG AKAN LANJUT
MELAKUKAN PEMBAYARAN ATAU TIDAK**

(Studi Kasus : PMB UIN Bandung)

TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik
pada jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung

Oleh :

Raka Fajar Salinggih

1147050132



BANDUNG

2019 M/1440 H

ABSTRAK

Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung memiliki 5700 kuota kelulusan untuk calon mahasiswa baru pada tahun 2018. Namun disetiap seleksi banyak calon mahasiswa baru yang mengundurkan diri dengan cara tidak melakukan pembayaran ukt semester awal sehingga terbuangnya kuota kelulusan yang sudah ditentukan oleh pihak universitas. Algoritma Naïve Bayes merupakan algoritma yang memiliki nilai akurasi yang cukup tinggi serta mudah diimplementasikan dikarenakan probabilitas sederhana yang memiliki dasar pada penerapan *Teorema Bayes* (atau dengan aturan *bayes*) dan memiliki asumsi independensi (ketidak ketergantungan) yang kuat (naif). Metode pengembangan yang dibuat untuk prediksi status pembayaran adalah prototype. Hasil akurasi yang didapat dari penerapan algoritma *naïve bayes*. yaitu 91,811% dari data 6240 data latih maupun data uji.

Kata Kunci : Naïve Bayes, Pembayaran, Prediksi Status Pembayaran

ABSTRACT

Sunan Gunung Djati State Islamic University Bandung has 5700 graduation quotas for new students in 2018. However, in each selection of prospective new students who resigned by not making payments beforehand, initially the graduation quota needed by the university was wasted. The Naïve Bayes algorithm is an algorithm that has an accuracy value that is quite easy to implement in the Bayes Theorem (or with Bayes rules) and has a strong (naive) assumption of independence (incompatibility). The development method made to predict payment status is a prototype. The results of the verification obtained from the application of naïve Bayes algorithm. That is 91,811% of the data 6240 training data also test data.

Key words : Naïve Bayes, Payment, Payment Status Prediction

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbilalamin, puji dan syukur kita panjatkan atas kehadiran, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya, sehingga Proposal Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tepat sesuai waktu yang telah di tentukan. Proposal Tugas Akhir ini mengajukan sebuah penelitian yaitu Implementasi *Naïve Bayes* Untuk Memprediksi Calon Mahasiswa Baru Yang Akan Lanjut Melakukan Pembayaran Atau Tidak proposal ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat penyusunan Tugas Akhir.

Atas terselesaikannya proposal ini, penyusun mengucapkan terimakasih kepada pihak – pihak yang telah membantu dan membimbing dalam proses penyusunan proposal tugas akhir ini, khususnya kepada :

1. Allah SWT, karena tanpa kehendak dan ijin-Nya proposal tugas akhir ini tidak akan selesai dengan baik dan tepat waktu.
2. Kedua orangtua yang senantiasa mendampingi, mendoakan dan memberi dukungan yang tulus tanpa tiada henti.
3. Dosen-dosen, teman-teman, dan seluruh pihak yang tak bisa penulis sebutkan satu persatu yang tentu saja banyak memberikan jasa pada penulis dalam segala hal. Dalam penulisan proposal ini masih jauh dari kata sempurna.

Bandung, Maret 2018

Penulis

Raka Fajar Salinggih

DAFTAR ISI

Hlm.

HALAMAN JUDUL

LEMBAR PERSETUJUAN

LEMBAR PENGESAHAN

LEMBAR PERNYATAAN KARYA SENDIRI

HALAMAN PERSEMBAHAN

ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABEL.....	ix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Kerangka Pemikiran	5
1.6 Metode Penelitian	6
1.6.1 Teknik Pengumpulan Data.....	6
1.6.2 Metodologi Pengembangan.....	6
1.7 Sistematika Penulisan	7
BAB II LANDASAN TEORI	9
2.1 Tinjauan Pustaka.....	9
2.2 Pengertian Pembayaran.....	12
2.3 <i>Data Mining</i>	13
2.4 Metode Klasifikasi.....	14
2.5 <i>Naïve Bayes</i>	15
2.6 <i>Confusion Matrix</i>	16
2.7 <i>Unified Modeling Language (UML)</i>	17
2.7.1 <i>Use Case Diagram</i>	17
2.7.2 <i>Class Diagram</i>	18
2.7.3 <i>Activity Diagram</i>	19

2.7.4	<i>Sequence Diagram</i>	20
2.8	Pengertian <i>Prototype</i>	21
2.9	Bahasa Pemograman.....	22
2.9.1	HTML	22
2.9.2	<i>Cascading Style Sheets (CSS)</i>	22
2.9.3	PHP	23
2.9.4	<i>Framework</i>	23
2.10	Teknik Pengujian	25
BAB III ANALISIS PERANCANGAN SISTEM		27
3.1	Analisis Masalah.....	27
3.2	Analisis Data	27
3.3	Data dan Algoritma <i>Naïve Bayes</i>	35
3.4	Analisis Kebutuhan Fungsional.....	44
3.5	Analisis Kebutuhan Non Fungsional	46
3.6	Arsitektur Sistem	47
3.7	Perancangan Sistem	48
3.7.1	<i>Use Case Diagram</i>	48
3.7.2	<i>Activity Diagram</i>	54
3.7.3	<i>Class Diagram</i>	57
3.7.4	<i>Sequence Diagram</i>	58
3.8	Perancangan <i>Database</i>	61
3.9	Perancangan Antarmuka	64
3.10	PsedoCode Algoritma <i>Naïve Bayes</i>	70
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN		74
4.1	Persiapan Implementasi Sistem.....	74
4.1.1	Implementasi Perangkat Keras	74
4.1.2	Implementasi Perangkat Lunak	74
4.2	Implementasi <i>Database</i>	75
4.3	Implementasi Antarmuka	77
4.4	Pengujian Sistem	86
4.4.1	Pengujian <i>Black Box</i>	87
4.4.2	Pengujian Sistem	90
4.4.3	Pengujian <i>Confusion Matrix</i>	91
BAB V PENUTUP		93
5.1	Kesimpulan.....	93
5.2	Saran	93

DAFTAR PUSTAKA	94
----------------------	----

DAFTAR GAMBAR

	Hlm.
Gambar 1.1 Kerangka pemikiran.....	5
Gambar 1.2 Pengembangan Prototype.....	7
Gambar 2.1 Alur Prototype	21
Gambar 3.1 Flowchart Sistem Yang Di Bangun	46
Gambar 3.2 Arsitektur Sistem	48
Gambar 3.3 Use Case Diagram	49
Gambar 3.4 Activity Diagram Login	55
Gambar 3.5 Activity Diagram Data Training	55
Gambar 3.6 Activity Diagram Data Testing	56
Gambar 3.7 Activity Diagram Klasifikasi	56
Gambar 3.8 Activity Diagram Data Parameter	57
Gambar 3.9 Class Diagram	58
Gambar 3.10 Sequence Diagram Dataset.....	58
Gambar 3.11 Sequence Diagram Testing.....	59
Gambar 3.12 Sequence Diagram Data Parameter	60
Gambar 3.13 Sequence Diagram Klasifikasi	60
Gambar 3.14 Halaman Antarmuka Login.....	64
Gambar 3.15 Halaman Dashboard.....	65
Gambar 3.16 Halaman Tambah Dataset	65
Gambar 3.17 Halaman Tambah Dataset	66
Gambar 3.18 Halaman Import Dataset	66
Gambar 3.19 Antarmuka Testing	67
Gambar 3.20 Halaman Tambah Testing	67
Gambar 3.21 Halaman Import Testing	68
Gambar 3.22 Halaman NBC	68
Gambar 3.23 Halaman Atribut	69
Gambar 3.24 Halaman Tambah Atribut.....	69
Gambar 3.25 Halaman Nilai.....	70
Gambar 3.26 Halaman Tambah Nilai	70
Gambar 3.27 PsedoCode Algoritma Naive Bayes Class	71
Gambar 3.28 Methods PsedoCode Algoritma Naive Bayes Preprocessing.....	71
Gambar 3.29 Methods PsedoCode Algoritma Naive Bayes Hitung.....	72
Gambar 3.30 Methods PsedoCode Algoritma Naive Bayes Predict	73
Gambar 3.31 Methods PsedoCode Algoritma Naive Bayes Hasil	73
Gambar 4.1 Database	75
Gambar 4.2 Tabel Admin.....	75
Gambar 4.3 Tabel Atribut	76
Gambar 4.4 Tabel Dataset.....	76
Gambar 4.5 Tabel Grafik	76
Gambar 4.6 Tabel Nilai.....	77
Gambar 4.7 Tabel Rel Alternatif	77
Gambar 4.8 Tabel Testing.....	77
Gambar 4.9 Halaman Login Admin	78
Gambar 4.10 Halaman Dashboard.....	78

Gambar 4.11 Halaman Dataset	79
Gambar 4.12 Halaman Tambah dataset	79
Gambar 4.13 Halaman Import Dataset	80
Gambar 4.14 Halaman Testing	80
Gambar 4.15 Halaman Tambah Testing	81
Gambar 4.16 Halaman Import Testing	81
Gambar 4.17 Halaman Naïve Bayes Classifier	82
Gambar 4.18 Halaman Atribut	82
Gambar 4.19 Halaman Tambah Atribut.....	83
Gambar 4.20 Halaman Nilai	83
Gambar 4.21 Halaman Tambah Nilai	84
Gambar 4.25 Pengujian Sistem	90

DAFTAR TABEL

	Hlm.
Tabel 1.1 Rekap Pembayaran 2018	2
Tabel 2.1 State Of The Art	9
Tabel 2.2 State Of The Art (Lanjutan)	10
Tabel 2.3 Tabel Confusion Matrix.....	16
Tabel 2.4 Simbol Use Diagram [21].....	18
Tabel 2.5 Simbol Class Diagram [21].....	18
Tabel 2.6 Simbol Class Diagram [21] (Lanjutan)	19
Tabel 2.7 Simbol Class Diagram [21].....	19
Tabel 2.8 Simbol Sequence Diagram [21]	20
Tabel 3.1 Data Jurusan.....	28
Tabel 3.2 Data Jurusan (Lanjutan).....	29
Tabel 3.3 Data Fakultas	29
Tabel 3.4 Data Fakultas (Lanjutan)	30
Tabel 3.5 Data Kategori Uang Kuliah Tunggal (UKT)	30
Tabel 3.6 Data Jalur Ujian.....	30
Tabel 3.7 Data Jalur Ujian (Lanjutan)	31
Tabel 3.8 Data Jenis Kelamin.....	31
Tabel 3.9 Data Tempat Tinggal.....	31
Tabel 3.10 Data Kendaraan Prbadi	32
Tabel 3.11 Data Asal SMA	32
Tabel 3.12 Data Pekerjaan Ibu	33
Tabel 3.13 Data Gaji Ibu	33
Tabel 3.14 Rekap Data Pekerjaan Ayah	33
Tabel 3.15 Rekap Data Pekerjaan Ayah (Lanjutan)	34
Tabel 3.16 Rekap Data Gaji Ayah.....	34
Tabel 3.17 Data Keseluruhan Status Bayar.....	35
Tabel 3.18 Data Training	35
Tabel 3.19 Data Training (Lanjutan)	36
Tabel 3.20 Data Training (Lanjutan)	36
Tabel 3.21 Data Training (Lanjutan)	36
Tabel 3.22 Data Training (Lanjutan)	37
Tabel 3.23 Data Training (Lanjutan)	37
Tabel 3.24 Input Data Testing X	37
Tabel 3.25 Input Data Testing X (Lanjutan)	38
Tabel 3.26 Kebutuhan Fungsional.....	45
Tabel 3.27 Kebutuhan Non Fungsional	47
Tabel 3.28 Skenario Use Case Login.....	49
Tabel 3.29 Skenario Use Case Data Training	50
Tabel 3.30 Skenario Use Case Data Testing	51
Tabel 3.31 Skenario Use Case Perhitungan Naïve Bayes.....	52
Tabel 3.32 Skenario Use Case Data Parameter	53
Tabel 3.33 Admin	61
Tabel 3.34 Atribut.....	61
Tabel 3.35 Dataset	61
Tabel 3.36 Grafik.....	62

Tabel 3.37 Nilai	62
Tabel 3.38 Relasi Alternatif	63
Tabel 3.39 Testing	63
Tabel 4.1 Pengujian Login User	87
Tabel 4.2 Pengujian Dataset	87
Tabel 4.3 Pengujian Testing	88
Tabel 4.4 Pengujian Naïve Bayes Classifier	89
Tabel 4.5 Pengujian Dataset	89
Tabel 4.6 Confusion Matrix Status Bayar	91

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Seleksi Penerimaan Mahasiswa Baru adalah suatu aktivitas yang selalu menghadirkan calon mahasiswa baru yang akan berkuliah di universitas yang dilaksana pada setiap tahunnya. Dalam seleksi penerimaan mahasiswa baru, terdapat beberapa jalur pilihan masuk ke universitas, yaitu dengan mengikuti seleksi ujian tertulis atau seleksi jalur prestasi yang dimiliki calon mahasiswa baru. Seleksi ujian tertulis dibagi 3 kategori yaitu Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN), Ujian Masuk Perguruan Tinggi Keagamaan Islam Negeri (UM-PTKIN) dan Ujian Mandiri (Seleksi yang dilakukan secara mandiri oleh masing-masing perguruan tinggi negeri).

Sedangkan seleksi jalur prestasi dibagi menjadi 2 yaitu Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN), Seleksi Prestasi Akademik Nasional Perguruan Tinggi (SPAN-PTKIN) dan masih banyak seleksi-seleksi lainnya yang dilakukan oleh universitas. Dalam seleksi yang telah dilakukan oleh UIN Sunan Gunung Djati Bandung, UIN Bandung telah memberikan kuota disetiap seleksinya dengan jumlah kuota yang diberikan 5700 pada tahun 2018 [1]. Namun disetiap kuota yang telah diberikan, masih banyak calon mahasiswa baru yang telah lulus seleksi PMB tidak melakukan registrasi, yaitu berupa tidak membayar UKT semester awal, sehingga banyak terbuangnya kuota yang telah ditentukan oleh pihak UIN Sunan Gunung Djati Bandung. Tabel 1.1 merupakan rekap pembayaran calon mahasiswa baru pada tahun 2018 :

Tabel 1.1 Rekap Pembayaran 2018

No	Jalur	Bayar	Tidak Bayar	Total
1	SNMPTN	478	39	517
2	SBMPTN	777	144	921
3	SPAN-PTKIN	948	851	1835
4	UM-PTKIN	919	299	1218
5	UJIAN MANDIRI	2739	273	3012
	Hasil	5897	1606	7503

Tabel 1.1 adalah hasil rekap pembayaran tahun 2018 dari setiap seleksi yang ada dan disetiap seleksinya memiliki status bayar dan tidak bayar yang dilakukan oleh calon mahasiswa baru. Dalam hal ini Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung ingin melakukan suatu prediksi untuk mengetahui calon mahasiswa baru yang melakukan pembayaran atau tidak, sehingga dapat mencari solusi untuk memperkecil jumlah calon mahasiswa yang tidak lanjut melakukan pembayaran. Maka dari itu diperlukannya suatu metode yang dapat memprediksi pengunduran diri yaitu dengan data mining. Data mining merupakan aktifitas yang melakukan pengumpulan, pemakaian data sebelumnya untuk mendapatkan pola dan hubungan dalam set data yang berukuran besar [2]. Salah satu metode data mining yaitu klasifikasi, Klasifikasi adalah teknik data mining yang memiliki kemampuan klasifikasi yang bertujuan mengambil suatu keputusan dengan memprediksi suatu kasus, berdasarkan hasil klasifikasi yang didapat [3]. Salah satu metode data mining yang dapat membantu memprediksi atas masalah calon mahasiswa yang tidak melakukan pembayaran adalah metode *Naive Bayes*. *Naive Bayes* adalah sebuah pengklasifikasian, berupa sebuah metode probabilitas dan statistik dengan memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman sebelumnya [4] dan pengklasifikasian statistiknya dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class* [5].

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya tentang prediksi maupun algoritma naïve bayes yaitu dengan judul “*Students performance prediction using KNN and Naïve Bayesian*” yaitu mengklasifikasikan para siswa berdasarkan kinerjanya guna meningkatkan proses pendidikan dengan mengambil beberapa faktor yang dapat mempengaruhi kinerja siswa yaitu jenis kelamin, tanggal lahir, spesialisasi, kota, nama sekolah, status, pekerjaan ayah dan status siswa dan menghasilkan akurasi yang lebih baik yaitu *Naive Bayes* penilitan ini dilakukan pada tahun 2017 dan menghasilkan akurasi prediksi 93,6% [6]. Selanjutnya pada tahun 2016 penelitian yang dilakukan oleh Puput Shinta Dewi dengan judul “*Sistem Pengunduran Diri Peserta Didik Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier*” digunakan untuk meningkatkan kualitas atau dijadikan suatu acuan bagi pihak lembaga kursus agar melakukan suatu tindakan yang dapat mempertahankan peserta didik, dan penelitian tersebut menggunakan 100 data testing sehingga menghasilkan tingkat prediksi 77% peserta didik bertahan dan 23% peserta didik mengundurkan diri dengan mengambil beberapa faktor yaitu jarak tempuh, usia, pekerjaan, pendidikan terakhir, jenis kelamin, dan program [7].

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Efendi dengan penelitian yang berjudul “*Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dalam Menentukan Pengunduran Diri Calon Mahasiswa Baru Pada Universitas Dian Nuswantoro Semarang*” penelitian tersebut menggunakan 1147 data training dan 300 data testing yang ada di fakultas ilmu computer dengan menggunakan faktor penentu pengunduran diri yaitu gelombang, kota, pilihan, dan jalur dengan akurasi sebesar 78% [5], lalu penelitian selanjutnya yaitu “*Naïve Bayes Classifier Algorithm and Particle Swarm Optimization for Classification of*

Cross Selling (Case Study : PT TELKOM JAKARTA)” yang dilakukan oleh Sfenrianto, I.Purnamasari dkk penelitian tersebut menghasilkan akurasi 85,08% [8].

Berdasarkan 4 penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian prediksi terhadap calon mahasiswa baru yang tidak melakukan pembayaran ukt dengan menggunakan algoritma naïve bayes dengan judul **“Implementasi Naïve Bayes Untuk Memprediksi Calon Mahasiswa Baru Yang Akan Lanjut Melakukan Pembayaran atau Tidak”**. Adapun pembeda dari penelitian sebelumnya yaitu penentu faktor-faktor penentu prediksi, data training yang digunakan, dan studi kasus yang berbeda.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan di atas maka didapat rumusan masalah sebagai berikut :

- a. Bagaimana Implementasi *Naïve Bayes* dalam pengklasifikasi calon mahasiswa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak ?
- b. Bagaimana tingkat akurasi dari metode *Naïve Bayes* dalam pengklasifikasi calon mahasiswa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak ?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian dari proposal penelitian ini diantara lain :

- a. Mengetahui cara penerapan implementasi *Naïve Bayes* pada calon mahasiswa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak.
- b. Mengetahui akurasi dari metode *Naïve Bayes* pada calon mahasiswa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak.

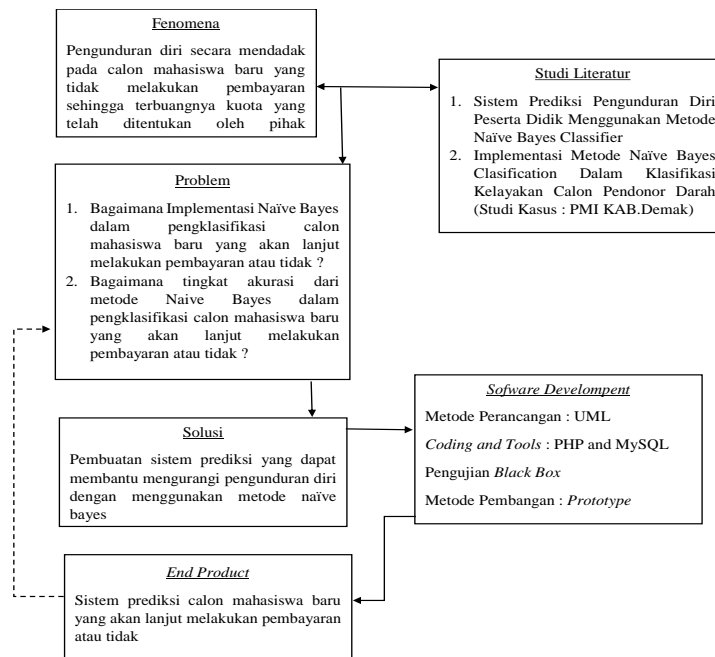
1.4 Batasan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang ada, maka pembuatan Tugas Akhir harus dibatasi. Berikut merupakan batasan masalah dari proposal ini yaitu :

- Metode pengembangan menggunakan metode *Prototype*.
- Prediksi data menggunakan metode *Naïve Bayes*.
- Aplikasi ini dibangun menggunakan Bahasa pemrograman PHP.
- Data yang diteliti menggunakan data PMB tahun 2018 yang ada di UIN Bandung dari beberapa seleksi yaitu SNMPTN, SBMPTN, UM-PTKIN, SPAN-PTKIN, dan Mandiri.

1.5 Kerangka Pemikiran

Pada Gambar 1.1 kerangka pemikiran dibuat berdasarkan hasil pencarian fenomena – fenomena yang ditemukan selama penelitian dan dari hasil pencarian jurnal sebelumnya.



Gambar 1.1 Kerangka pemikiran

1.6 Metode Penelitian

1.6.1 Teknik Pengumpulan Data

Metode yang digunakan dalam penelitian kali ini dengan pengumpulan data yang terdiri dari 2 tahapan, yaitu :

a. Observasi

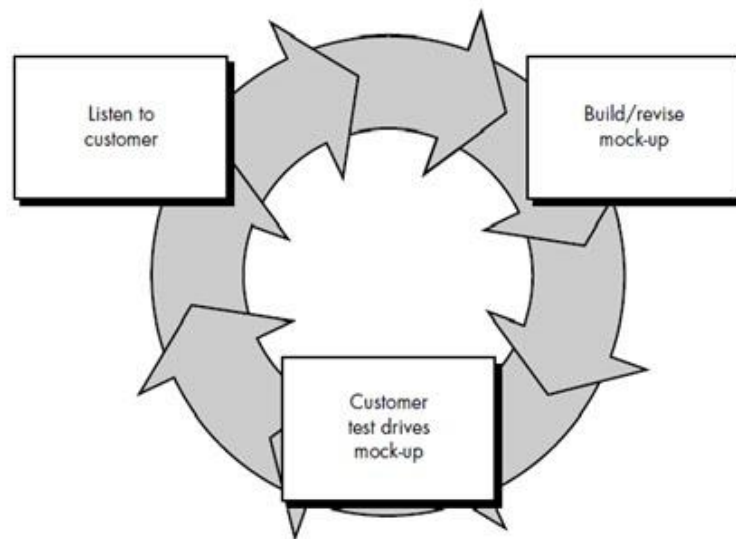
Teknik pengumpulan data dengan penelitian/peninjauan langsung terhadap permasalahan yang diambil untuk objek penelitian.

b. Studi Literatur

Pengumpulan data dengan cara mengumpulkan jurnal, literatur, paper, dan bacaan-bacaan yang ada kaitannya dengan judul proposal.

1.6.2 Metodologi Pengembangan

Gambar 1.2 merupakan metode pengembangan perangkat lunak dengan model *prototype*. *Prototype* merupakan proses pembuatan sistem perangkat lunak yang menggunakan pendekatan dalam membuat perangkat lunak, dengan proses pembuatannya dapat berinteraksi bagi pengembang dan pelanggan sehingga memudahkan proses pembuatan perangkat lunaknya [9]. Biasanya pelanggan tidak dapat menjelaskan secara detail apa saja yang dibutuhkan seperti detail input, proses atau output lainnya, sedangkan dalam pengembang biasanya ragu dalam penentuan algoritma dan ragu dalam rancangan user interface. Ketika terjadinya penjelasan detail yang kurang baik dari pelanggan dan keraguan yang dialami oleh pengembang maka terjadilah model *prototype* yang sangat membantu dalam proses pembuatan perangkat lunak. Proses yang dilakukan model *prototype* sebagai berikut [9] :



Gambar 1.2 Pengembangan *Prototype*

- a. Pengumpulan kebutuhan : pengemban dan pelanggan akan saling bertemu dan memberikan tujuan umum tentang pembuatan perangkat lunak akan bagaimana, gambaran kebutuhan yang akan datang berikutnya.
- b. Perancangan : perancangan ini biasanya menjadi awal pembuatan prototype, karena dilakukan secara cepat dengan memberikan rancangan yang mewakili aspek perangkat lunak yang ingin dibuat.
- c. Evaluasi *Prototype* : pelanggan selalu mengevaluasi model prototype yang telah dibuat untuk digunakan dalam memperjelas kebutuhan perangkat lunak yang telah disepakati.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan perlu dikemukakan dengan maksud agar penulisan tugas akhir ini lebih terarah dan tidak jauh menyimpang dari permasalahan yang telah digariskan berdasarkan batasan masalah sehingga tujuan yang diharapkan akan dapat tercapai. Sistematika penulisan tugas akhir tersebut yaitu :

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, maksud dan tujuan, metodologi pengembangan sistem, dan juga menjelaskan sistematika penulisan dalam pembuatan tugas akhir ini.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab II menjelaskan tentang teori-teori apa saja yang berkaitan dengan topik yang telah dibuat berdasarkan hasil penelitian dan hal-hal yang berguna dalam proses tugas akhir ini.

BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan digunakan untuk mendefinisikan semua kebutuhan pemakai dan meletakkan dasar-dasar untuk proses perancangan perangkat lunak dan menjabarkan pengembangan perangkat lunak.

BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab IV menguraikan tentang perangkat-perangkat yang digunakan atau dibutuhkan dalam pengembangan sistem, baik perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Sedangkan pengujian merupakan suatu tahapan yang dilakukan untuk mencari kesalahan dan kekurangan dengan tingkat probabilitas yang tinggi pada sistem.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab terakhir menjelaskan kesimpulan akhir dari penjelasan bab-bab sebelumnya, dan dilanjutkan dengan saran-saran dari sistem yang sudah dibangun untuk membangun sistem selanjutnya agar lebih baik.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Tabel 2.1 *State Of The Art*

No	Peneliti	Masalah	Metode	Hasil
1	Sfenrianto, Indah Purnamasari dan Rizal Broer (2016)	Banyak penawaran produk yang tidak sesuai dengan pelanggan	<i>Naïve Bayes</i>	Akurasi yang dihasilkan algoritma <i>Naïve Bayes</i> yaitu 85.08%, dengan kesalahan klasifikasi 14,92%. Jika digabungkan dengan Metode <i>Particle Swarm Optimization</i> dapat meningkatkan akurasi sebesar 89.31%.
2	Ihsan A.Abu Amra dkk (2017)	Tidak tepatnya dalam menentukan proses kinerja pada siswa	<i>K-Nearest Neighbor</i> dan <i>Naïve Baiyes</i>	Akurasi yang dihasilkan pada prediksi kinerja siswa yaitu 93.17% dengan menggunakan data pada tahun 2015. Dengan mengambil atribut pekerjaan ayah, jenis kelamin, dan nilai rata-rata.
3	<i>Puput Shinta Dewi (2016)</i>	Pengunduran Diri Peserta Didik	<i>Naive Bayes</i>	Metode yang tepat untuk memprediksi pengunduran diri peserta didik dengan menggunakan 100 data testing, yang menghasilkan 77 data peserta didik atau 77% data terprediksi bertahan sedangkan 23 data peserta didik atau 23% data terprediksi mengundurkan diri
4	Muhammad Efendi (2014)	Pengunduran Diri Calon Mahasiswa Baru di Universitas Dian Nuswantoro Semarang	<i>Naive Bayes</i>	Metode <i>Naive Bayes</i> menghasilkan 78% akurasi prediksi dengan data yang digunakan 1147 pelajar

Tabel 2.2 *State Of The Art* (Lanjutan)

No	Peneliti	Masalah	Metode	Hasil
5	Hera Wasiati dan Dwi Wijayanti (2014)	Menentukan Kelayakan Calon Tenaga Kerja Indonesia	<i>Naive Bayes</i>	Hasil pengujian dengan data sebanyak 542 dengan 362 sebagai data training dan 180 sebagai data tes, sehingga menghasilkan pola sebesar 73,89% dan errornya 26,11% atau 133 layak diterima dan 47 tidak layak diterima
6	Diana Septiari (2016)	Mencari Kelayakan Calon Pendorong Darah	Naive Bayes	Hasil untuk menentukan Calon Pendorong Darah yaitu memiliki tingkat akurasi sebesar 81,6% dari 60 data yang digunakan.
7	Irma Apriliani (2017)	Untuk Memprediksi Perceraian di Pengadilan Agama Cimahi	<i>Naive Bayes, K-Nearest Neighbor</i>	Metode yang memiliki tingkat akurasi yang paling besar adalah <i>Naive Bayes</i> dengan nilai akurasi 72,5% sedangkan <i>K-Nearest Neighbor</i> memiliki nilai akurasi sebesar 57,5%. Dengan menggunakan 20 data testing dan 130 data training.

- a. Pada tahun 2016, Sfenrianto, Indah Purnamasari dan Rizal Broer pada jurnal yang dibuatnya dengan judul “*Naive Bayes classifier algorithm and Particle Swarm Optimization for classification of cross selling (Case study: PT TELKOM Jakarta)*” banyaknya tawaran kepelanggan yang tidak sesuai, membuat pemasaran tidak optimal. Lalu dilakukan klasifikasi untuk menempatkan penawaran suatu produk kepelanggan yang sesuai, dengan menggunakan Naïve Bayes menghasilkan akurasi 85.08% dan Metode Particle Swarm Optimasi menghasilkan akurasi 89.31% [8].
- b. Pada tahun 2017, Ihsan A.Abu Amra dkk dengan judul jurnal “*Students Performance Prediction Using KNN and Naïve Bayesian*” untuk membantu

- kementrian pendidikan dalam meningkatkan kinerja siswa dengan menggunakan data pada tahun 2015. Lalu menghasilkan akurasi 93.6% [6].
- c. Pada tahun 2016, Puput Shinta Dewi dalam skripsi dengan judul “Sistem Prediksi Pengunduran Diri Peserta Didik Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*” untuk mengklasifikasiannya menggunakan 100 data yang meliputi jarak tempuk, usia, pekerjaan, pendidikan terakhir, jenis kelamin dan program khusus sehingga menghasilkan 77 peserta didik atau 77% di nyatakan berhatan dan 23 data peserta didik atau sebesar 23% mengundurkan diri [7].
 - d. Pada tahun 2014, Muhammad Efendi pada jurnalnya yang berjudul “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma *Naive Bayes* Dalam Menentukan Pengunduran Diri Calon Mahasiswa Pada Universitas Dian Nuswantoro Semarang” membandingkan algoritma *Naive Bayes*, C4.5 dan *Nearest Neighbor* dengan mengambil data PMB pada tahun 2013 dengan tingkat akurasi sebesar 78% [5].
 - e. Pada tahun 2014, Hera Wasiati dan Dwi Wijayanti dalam jurnalnya yang berjudul “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kelayakan Calon Tenaga Kerja Indonesia Menggunakan Metode *Naive Bayes* (Studi Kasus : Di P.T. Karyatama Mitra Sejati Yogyakarta)” untuk memprediksi bahwa tenaga kerja ini layak diterima atau tidak membutuhkan kriteria sebagai berikut : pendidikan, usia, tinggi badan, berat badan, dan nilai tes. Dengan data yang digunakan sebanyak 542 dan menghasilkan 362 data training dan 180 sebagai data tes, yang menghasilkan pola sebesar 73,89% dan erornya 26,11% atau lebih tepatnya 133 diterima dan 47 tidak diterima [10].

- f. Pada tahun 2016, Diana Septiari di dalam jurnal yang berjudul “Implementasi Metode *Naive Bayes* Classification Dalam Klasifikasi Kelayakan Calon Pendoror Darah (Studi Kasus PMI Kab.Demak)” mencari calon pendoror darah dengan atribut nama, nomor id, jenis kelamin, usia, berat badan, kadar hemoglobin, tekanan darah atas, tekanan darah bawah, riwayat penyakit menular dan jangka waktu donor. Dengan pengujian menggunakan 60 data pendoror darah yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81,6% [11].
- g. Pada tahun 2017, Irma Apriliani Dahlia menuliskan di dalam skripsi dengan judul “Perbandingan Metode *Naive Bayes* Dan K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Perceraian (Studi Kasus : Pengadilan Agama Cimahi)” membandingkan 2 algoritma *Naive Bayes* dan K-Nearest Neighbor memprediksi perceraian dengan 20 data testing dan 130 data training yang di mana *Naive Bayes* menghasilkan tingkat akurasi 72,5% sedangkan K-Nearest Neighbor menghasilkan tingkat akurasi perceraian sebanyak 57,5% [12].

2.2 Pengertian Pembayaran

Menurut pasal Undang – Undang No 23 Tahun 1999 Pasal 1 Ayat 6 dengan bunyi : “Pembayaran adalah suatu sistem yang mencakup seperangkat aturan, lembaga, dan mekanisme, yang digunakan untuk melaksanakan pemindahan dana guna memenuhi suatu kewajiban yang timbul dari suatu kegiatan ekonomi”. Pembayaran dapat melakukan mekanisme untuk memindahkan mata uang menjadi suatu barang, jasa atau informasi dari pembayar kepada penerima, baik secara langsung maupun melalui perbankan. Sebaliknya jika pembayar tidak melakukan pembayaran maka perpindahan mata uang menjadi satu barang, jasa atau informasi tidak akan mungkin terjadi.

2.3 *Data Mining*

Data Mining adalah data yang diproses menjadi informasi penting karena data tersebut sangat menarik, yang didalamnya menghasilkan informasi yang sangat bernilai [13]. Proses terjadinya *data mining* yaitu dengan menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terhubung dari berbagai database yang jumlahnya sangat besar [14]. *Data Mining* dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugasnya yaitu [15] :

a. Klasifikasi

Proses membedakan kelas data dalam beberapa kategori.

b. Deskripsi

Teknik yang dipergunakan dalam menggambarkan pola dan kecenderungan yang dimiliki oleh data

c. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, namun variabel target estimasi lebih tertuju ke arah numerik dari pada ke arah kategori.

d. Prediksi

Prediksi memiliki kemiripan dengan klasifikasi dan estimasi, namun nilai dari hasil prediksi akan ada di masa yang akan datang.

e. Klaster

Klaster adalah pengelompokkan sejumlah data yang memiliki kemiripan ke dalam kelompok-kelompok data.

f. Asosiasi

Teknik yang digunakan untuk mencari hubungan antar karakteristik tertentu dalam satu waktu.

Data mining juga merupakan sebuah sekumpulan data yang jumlahnya sangat besar sehingga membutuhkan proses pemilihan data yang akan memberikan informasi yang akurat.

Tahapan Proses *Data Mining* [16] :

- a. *Data Selection* (Seleksi data), memilih data yang akan dijadikan proses data *mining* dari banyaknya data.
- b. *Data Cleaning* (Membersihkan data) merupakan langkah pembersihan data yang memiliki atribut, nilai, dan konsiten data, dengan data yang diharapkan.
- c. *Data Transformation* (Transformasi data), data yang ditransformasikan atau digabungkan untuk dijadikan data yang sesuai dengan proses data *mining*.
- d. *Data Mining*, proses mencari pola atau informasi dari data yang telah dipilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.
- e. *Pattern Evalution* (Pola evaluasi), pola atau informasi data yang dihasilkan dari proses *data mining* yang mencakup, apakah pola atau informasi yang telah diproses serta sesuai dengan hasil fakta atau hipotesis.
- f. *Knowledge presentation* (Presentasi pengetahuan), tahapan akhir proses *data mining* yang akan ditampilkan dalam bentuk yang dapat dimengerti.

2.4 Metode Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses untuk mencari fungsi dan model yang dapat membedakan atau menjelaskan konsep atau kelas data dengan maksud

memperkirakan kelas yang tidak diketahui dari suatu objek [11]. Klasifikasi merupakan bagian dari *data mining*, dimana *data mining* merupakan salah satu yang digunakan dalam menguraikan penemuan pengetahuan didalam *database* [17]. Contoh dari klasifikasi adalah menganalisa seseorang akan membeli *handphone* atau tidak.

2.5 Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan sebuah teknik prediksi yang berbassis pada probabilitas sederhana yang memiliki dasar pada penerapan *Teorema Bayes* (atau dengan aturan *bayes*) dan memiliki asumsi independensi (ketidak ketergantungan) yang kuat (naif) [10]. *Teorema Bayes* mempunyai kemampuan berupa klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network* [17]. *Naïve Bayes* telah terbukti memiliki akurasi dan kecepatan dalam mengaplikasikan ke dalam database dengan data yang besar [17]. Secara umum, *teorema bayes* dinyatakan persamaan 1 :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana :

- a. X adalah data dengan *class* belum diketahui
- b. H adalah hipotesis data X merupakan suatu *class* spesifik
- c. $P(H/X)$ adalah probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (posteriori probabilitas)
- d. $P(H)$ adalah probabilitas hipotesis H (probabilitas)
- e. $P(X/H)$ adalah probabilitas hipotesis X berdasarkan kondisi H
- f. $P(X)$ adalah probabilitas dari X

Keuntungan penggunaan *Naïve Bayes* adalah bahwa metode ini hanya memerlukan jumlah data latih (*data training*) yang kecil untuk memastikan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian [4].

2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan suatu metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining [18] atau juga sebuah tabel yang menyatakan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan dan jumlah data yang salah diklasifikasikan [19]. Recall adalah berapa persen data kategori positif yang terklasifikasikan dengan benar oleh system, Presisi yaitu nilai yang menggambarkan jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif, dan Akurasi merupakan perbandingan kasus yang diidentifikasi benar dengan jumlah semua kasus [18].

Berikut rumus perhitungan recall, presisi, dan akurasi :

- a. Recall : $TP / (FN+TP) * 100\%$ (2)
- b. Presisi : $TP / (FP+TP) * 100\%$ (3)
- c. Akurasi : $(TN+TP) / (TP + TN + FP + FN) * 100\%$ (4)

Tabel 2.3 Tabel Confusion Matrix

Classification	Predicted Class	
	Class = Ya	Class = Tidak
Class = Ya	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
Class = Tidak	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Dengan keterangan sebagai berikut :

- a. TP = Hasil yang terklasifikasi oleh naïve bayes YA dengan class asli YA
- b. FN = Hasil yang terklasifikasi oleh naïve bayes YA dengan class asli TIDAK
- c. FP = Hasil yang terklasifikasi oleh naïve bayes TIDAK dengan class asli YA
- d. TN = Hasil yang terklasifikasi oleh naïve bayes TIDAK dengan class asli TIDAK

2.7 *Unified Modeling Language (UML)*

Unified Modeling Language atau yang biasa disebut UML merupakan sebuah standar dalam membuat perangkat lunak yang terdiri dari visualisasi, merancang, dan dokumentasi sistem [20]. Penggunaan UML tidak memiliki batas pada metodologi tertentu, meskipun pada kenyataannya UML paling sering digunakan pada metodologi berorientasi objek [21]. UML memiliki standar penulisan yaitu berupa *blueprint*, yang dimana meliputi konsep proses bisnis, penulisan kelas-kelas dalam bahasa program yang lebih spesifik, memiliki skema *database*, dan beberapa komponen yang dibutuhkan oleh sistem.





Berikut berupa alur diagram pada UML :

2.7.1 *Use Case Diagram*

Use Case Diagram merupakan suatu pemodelan untuk melakukan suatu interaksi antar actor dengan sistem informasi yang akan dibuat, yang dimana interaksi usecase dapat dilakukan antar satu atau lebih aktor dengan sistem yang akan dibuat [21]. Syarat penamaan pada *use case* yaitu mendefinisikan nama yang dapat dipahami. Beberapa komponen utama yang ada di *use case diagram* yaitu :

- a. Aktor merupakan orang, proses atau sistem lain yang berhubungan dengan sistem secara langsung, tetapi aktor belum tentu orang.
- b. *Use Case* adalah fungsi dari suatu sistem yang dibangun, sehingga pengguna dapat memahami akan kegunaan sistem tersebut.

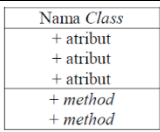

Tabel 2.4 Simbol *Use Diagram* [21].

Simbol	Nama	Deskripsi
	<i>Actor</i>	<i>Actor</i> adalah orang yang berinteraksi secara langsung dengan penggunaan sistem.
	<i>Use Case</i>	<i>Use Case</i> digambarkan berbentuk lingkaran <i>elips</i> , dimana fungsi <i>use case</i> disini sebagai unit-unit yang saling bertukar pesan antar unit atau aktor.
	<i>Association</i>	<i>Association</i> digunakan untuk interaksi antar <i>use case</i> atau dengan aktor.
	<i>Include</i>	<i>Include</i> merupakan sebuah relasi tambahan antar <i>use case</i> dengan <i>use case</i> .

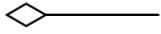


2.7.2 Class Diagram

Class Diagram menggambarkan struktur sistem dari segi pendefinisian kelas-kelas yang akan dibuat untuk membangun sistem [21]. *Class Diagram* menjelaskan jenis-jenis objek dalam sistem dan berbagai hubungan statis yang terdapat diantara mereka. Berikut simbol-simbol yang biasa digunakan dalam membuat *class diagram*.

Tabel 2.5 Simbol *Class Diagram* [21]

Simbol	Nama	Deskripsi
	Class	Kelas pada struktur sistem.
	Asosiasi / Association	Relasi antar kelas.


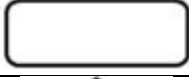



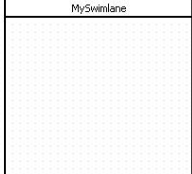
Tabel 2.6 Simbol *Class Diagram* [21] (Lanjutan)

Simbol	Nama	Deskripsi
	Agregasi / <i>Aggregation</i>	Relasi antarkelas dengan makna semua-bagian (<i>whole-part</i>).
	Asosiasi berarah / <i>directed association</i>	Relasi antarkelas dengan makna kelas yang satu digunakan oleh kelas yang lain.
	Generalisasi	Relasi antarkelas dengan makna generalisasi-spesialisasi (umum-khusus)

2.7.3 Activity Diagram

Activity Diagram merupakan gambaran *workflow* (aliran kerja) atau alur dari suatu sistem atau proses bisnis atau menu yang ada pada perangkat lunak [21].






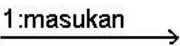
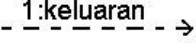
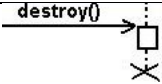
Tabel 2.7 Simbol *Class Diagram* [21]

Simbol	Nama	Deskripsi
	Status Awal	Status awal aktivitas sistem, sebuah diagram aktivitas memiliki sebuah aktivitas awal.
	Aktivitas	Aktivitas yang dilakukan sistem.
	Percabangan/ <i>decision</i>	Asosiasi percabangan dimana jika ada pilihan aktivitas lebih dari satu.
 Penggabungan (Join)	Penggabungan / <i>join</i>	Asosiasi penggabungan dimana lebih dari satu aktivitas digabungkan menjadi satu.
 End Point	Status akhir	Status akhir yang dilakukan sistem, sebuah diagram aktivitas memiliki sebuah status akhir
	<i>Swimlane</i>	Memisahkan organisasi bisnis yang bertanggung jawab terhadap aktivitas yang terjadi

2.7.4 Sequence Diagram

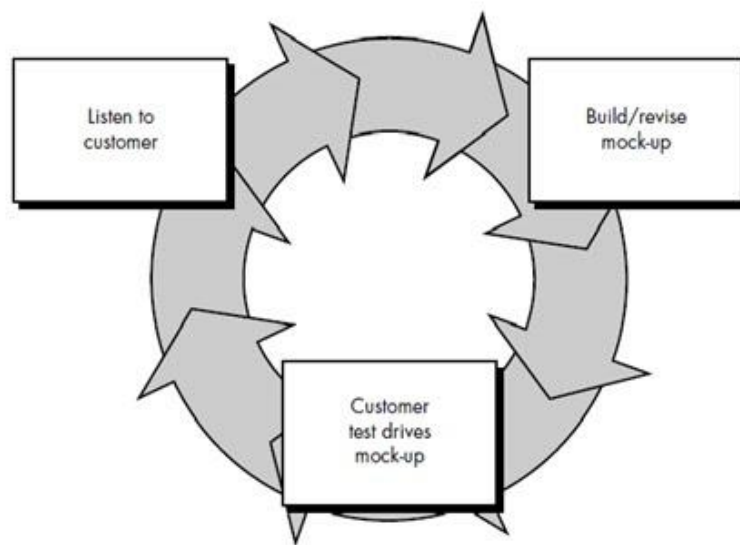
Sequence Diagram menggambarkan kelakuan objek pada *use case* dengan mendeskripsikan waktu hidup objek dan *message* yang dikirimkan dan diterima antar objek [21] .

Tabel 2.8 Simbol *Sequence Diagram* [21]

Simbol	Nama	Deskripsi
	Aktor	Orang, proses, atau sistem lain yang berinteraksi dengan sistem informasi yang akan dibuat di luar sistem informasi yang akan dibuat itu sendiri, jadi walaupun simbol dari aktor adalah gambar orang, tapi aktor belum tentu merupakan orang.
	Garis hidup/ <i>lifeline</i>	Menyatakan kehidupan suatu objek
	Objek	Menyatakan objek yang berinteraksi pesan
	Waktu aktif	Menyatakan objek dalam keadaan aktif dan berinteraksi, semua yang terhubung dengan waktu aktif ini.
	Pesan tipe <i>create</i>	Menyatakan suatu objek membuat objek yang lain, arah panah mengarah pada objek yang dibuat.
	Pesan tipe <i>end</i>	Menyatakan bahwa suatu objek mengirimkan data/masukan/informasi ke objek lainnya, arah panah mengarah pada objek yang dikirim.
	Pesan tipe <i>return</i>	Menyatakan bahwa suatu objek yang telah menjalankan suatu operasi atau metode menghasilkan suatu kembalian ke objek tertentu, arah panah mengarah pada objek yang menerima kembalian.
	Pesan tipe <i>destroy</i>	Menyatakan suatu objek mengakhiri hidup objek yang lain, arah panah mengarah pada objek yang diakhiri, sebaiknya jika ada <i>create</i> maka ada <i>destroy</i>

2.8 Pengertian *Prototype*

Prototype merupakan sistem informasi yang menggambarkan hal-hal penting dari sistem informasi yang akan datang [17]. Metode *Prototype* dibutuhkan dalam menyambungkan ketidak pahaman pelanggan mengenai hal teknik dan untuk memperjelas spesifikasi kebutuhan yang dibutuhkan pelanggan kepada pengembang perangkat lunak [21].



Gambar 2.1 Alur *Prototype*

Keunggulan *Prototype* :

- a. User dapat berpartisipasi aktif.
- b. Menentukan kebutuhan lebih mudah tercipta.
- c. Mempersingkat waktu pengembangan Sistem Informasi kelemahan.

Kekurangan *Prototype* :

- a. Proses analisis dan perancang terlalu singkat.
- b. Kurang fleksibel dalam menghadapi perubahan
- c. Prototype yang dihasilkan tidak selamanya mudah dirubah

- d. Prototype terlalu cepat selesai.

2.9 Bahasa Pemograman

2.9.1 HTML

HyperText Markup Language atau HTML merupakan bahasa yang digunakan pada dokumen web sebagai bahan untuk pertukaran dokumen web [22] atau sebuah bahasa pemograman yang dipakai untuk membuat suatu halaman web [23]. HTML memiliki beberapa element tersusun dari tag-tag yang memiliki fungsinya sendiri, seperti tag *heading*, *paragraf*, pembuatan form, tombol, *list*, membuat *hyperlink* atau *link* yang menghubungkan antar halaman website dan masih banyak element-element lainnya [23]. Suatu halaman website selalu diisi oleh kode tag `<html> </html>`. File HTML selalu menyimpan file dengan tipe *.htm atau *.html. Jadi jika mengetik sebuah kode program dan menyimpannya dengan ekstensi .html itu disebut file yang berformat HTML [24].

2.9.2 Cascading Style Sheets (CSS)

Cascading Style Sheets atau yang biasa disebut CSS merupakan bahasa formatting yang digunakan untuk men-design sebuah halaman website [23]. CSS sendiri dapat digunakan untuk mengubah ukuran *font*, warna dan format form, mengatur halaman website yang responsive dan masih banyak lagi yang dapat dilakukan CSS [23]. CSS memakai *selector* (*id* dan *class*) untuk menentukan element yang akan di modifikasi atau yang akan diberi sentuhan css. Jika diibaratkan HTML sebagai tiang pada sebuah bangunan rumah, maka CSS berfungsi sebagai dekorai pada bangunan rumah tersebut [23].

2.9.3 PHP

PHP merupakan interpreter yaitu proses penerjemahan baris kode sumber menjadi kode mesin yang dimengerti komputer secara langsung pada saat baris kode dijalankan. PHP disebut sebagai pemrograman *Server Side Programming*, hal ini karena seluruh prosesnya dijalankan pada *server* [22]. Kode pada pemrograman PHP dapat ditulis dalam dua bentuk yaitu penulisan kode baris PHP file tunggal dan penulisan kode pada halaman html (*embedded*). Kedua cara tersebut tidak memiliki perbedaan, hanya saja menjadi kebiasaan gaya penulisan dari programmer [22].

Penulisan pada baris kode PHP terdiri dari dua bentuk yaitu penulisan baris kode menggunakan format PHP maupun penulisan baris kode dengan format campuran antara HTML dan PHP [22]. PHP sendiri diciptakan pada tahun 1994 oleh seorang programmer bernama Rasmus Lerdorf yang awalnya hanya membuat sebuah halaman website pribadi, tujuan Rasmus Lerdorf membuat halaman website pribadi adalah untuk mempertahankan halaman website pribadi tersebut sekaligus membangun halaman web yang dinamis [22].

2.9.4 Framework

2.9.4.1 Bootstrap

Bootstrap adalah *library* (pustaka/kumpulan fungsi-fungsi) dari sebuah framework CSS yang diciptakan untuk sebuah pengembangan *frontend* website. Didalam bootstrap sendiri terdapat *library* dengan bermacam-macam jenis HTML, CSS, dan java script [25]. *Bootstrap* telah memberikan kumpulan aturan dan komponen sebuah *class interface* dasar sebagai modal untuk pembuatan web yang

telah dirancang sangat baik, menarik, bersih, ringan dan mempermudah penggunaanya [25].

2.9.4.2 Code Igniter

Code Igniter (CI) adalah sebuah *framework* pengembangan aplikasi (*Application Development Framework*) dengan menggunakan bahasa pemrograman PHP, yang dimana kerangka untuk bekerja menggunakan PHP yang lebih sistematis. Pemrogram tidak perlu repot lagi membuat program dari awal, karena CI disini menyediakan sekumpulan *library* yang banyak yang diperlukan untuk menyelesaikan pekerjaan yang umum, dengan menggunakan antarmuka dan struktur logika yang sederhana untuk mengakses librarinya [26]. *Framework* CI merupakan framework yang mempunyai dokumentasi yang jelas dan lengkap, yang memudahkan pengembangan agar mempelajari dengan mudah. Pendekatan dari CI sangatlah mudah, dari sekedar membuat tulisan hingga dengan yang kompleks dapat didekati dengan mudah[26].

2.9.4.3 Basis Data MySQL

MySQL merupakan suatu RDBMS (*Relational Database Management Sytem*) yaitu suatu aplikasi yang menjalankan fungsi pengolahan pada data. *MySQL* diciptakan pertama kali oleh *MySQL AB* yang kemudian diakuisisi oleh Sun Microsystem dan diakuisisi kembali oleh Oracle Coorportaion [22]. Singkatnya *MySQL* mempermudah pekerjaan pada *SQL* (*Structured Query Language*), yang dimana *SQL* merupakan sebuah sintak perintah-perintah tertentu atau bahasa (pemrograman) yang digunakan untuk mengelola suatu database.

2.10 Teknik Pengujian

Pengujian merupakan salah satu set kegiatan yang direncanakan dan sistematis untuk menguji atau mengevaluasi kebenaran yang diinginkan. Aktivitas pengujian terdiri dari satu set atau sekumpulan langkah dimana dapat menempatkan desain kasus uji yang spesifik dan metode pengujian [21]. Berikut pola pengujian pada perangkat lunak sebagai berikut :

- a. Pengujian diawali dari level komponen hingga integrase antar komponen menjadi sebuah sistem.
- b. Teknik pengujian berbeda-beda sesuai dengan berbagai sisi atau unit uji dalam waktu yang berbeda-beda pula bergantung pada pengujian pada bagian mana yang dibutuhkan.
- c. Pengujian dilakukan oleh pengembang perangkat lunak, dan jika untuk proyek besar, pengujian bias dilakukan oleh tim uji yang tidak terkait dengan tim pengembang perangkat lunak.
- d. Pengujian dilakukan untuk mencari kesalahan (*error*) baik dari sudut pandang orang secara umum maupun dari sudut pandang pengembang tanpa harus menemukan lokasi kesalahan pada kode program.

a. Pengujian *Black-Box* (Kotak Hitam)

Black-Box adalah pengujian perangkat lunak dengan melihat spesifikasi fungsional tanpa melakukan pengujian terhadap desain dan kode program. Pengujian ini dimaksud untuk mencari tahu apakah fungsi-fungsi, masukan, dan keluaran dari perangkat lunak sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan [21]. Pengujian *Black-Box* dilakukan untuk menguji apakah perangkat lunak sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan. Untuk melakukan pengujian *Black-Box* ini

harus dibuat dengan kasus benar dan kasus salah, contoh pengujian *black-box* tentang proses login [21]:

- a. Jika user memasukkan nama pemakai (*username*) dan kata sandi (*password*) yang benar.
- b. Jika user memasukan nama pemakai (*username*) dan kata sandi salah (*password*) yang salah, misalnya nama pemakai benar tapi kata sandi salah, atau sebaliknya, atau keduanya salah.

BAB III

ANALISIS PERANCANGAN SISTEM

3.1 Analisis Masalah

Analisis masalah ini berfokus pada algoritma klasifikasi. Pada penelitian sebelumnya yang pernah dilakukan dengan proses klasifikasi dan menghasilkan klasifikasi akurasi sebesar 85.08% dimana objek tersebut untuk menempatkan penawaran suatu produk yang sesuai kepada pelanggan yang dilakukan oleh Sfenrianto dkk (2016). Adapun penelitian tentang pengunduran peserta didik untuk lembaga kursus yang dimana proses pengklasifikasian menggunakan 100 data dan menghasilkan 77% keberhasilan peserta didik yang bertahan dan peserta yang mengundurkan diri 23%. Dalam penelitian sebelum-sebelumnya belum ada yang meneliti tentang klasifikasi pembayaran atau tidak yang dilakukan oleh calon mahasiswa baru.

Maka berdasarkan penjelasan diatas, peneliti tertarik mengambil permasalahan tentang bagaimana proses kinerja dari *Naïve Bayes* dalam melakukan pengklasifikasian pada data registrasi. Kemudian hasilnya dapat menghasilkan akurasi yang tepat.

3.2 Analisis Data

Data penelitian ini merupakan data yang diambil berdasarkan data induk calon mahasiswa baru yang diprediksi dapat mempengaruhi terhadap pembayaran ukt atau tidak. Data penelitian ini diperoleh dari data induk calon mahasiswa baru dari 5 seleksi yaitu SNMPTN, SBMPTN, UM-PTKIN, SPAN-PTKIN, dan Mandiri mahasiswa baru yang ada di UIN Sunan Gunung Djati Bandung. Data pembayaran calon mahasiswa baru diambil dari tahun 2018 yang berjumlah 7503 :

a. Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan memiliki 12 parameter yang dibutuhkan dalam menentukan klasifikasi dalam perhitungan naïve bayes classifier, yaitu jurusan, fakultas, kategori, jenis kelamin, jalur masuk, tempat tinggal, kendaraan pribadi, asal sma, pekerjaan ibu, gaji ibu, pekerjaan ayah, dan gaji ayah dan 1 class untuk penentu prediksi yaitu status pembayaran.

b. Sumber Data

Data yang di dapat pada penelitian ini merupakan data yang berasal dari Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung. Berikut rekap data yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan 6240 data:

Tabel 3.1 Data Jurusan

No	Rekap Status Bayar Tiap Jurusan	Bayar	Tidak	Hasil
1	Administrasi Publik	248	24	272
2	Agroteknologi	65	2	67
3	Akuntansi Syariah	103	14	117
4	Aqidah dan Filsafat Islam	74	14	90
5	Bahasa dan Sastra Arab	145	17	162
6	Bimbingan Konseling Islam	178	12	192
7	Biologi	85	11	97
8	Ekonomi Syariah	100	12	112
9	Fisika	42	7	49
10	Hukum Ekonomi Syariah (Muamalah)	115	8	123
11	Hukum Keluarga (Ahwal AL-Syakhsiyah)	125	13	138
12	Hukum Pidana Islam	85	8	93
13	Hukum Tatanegara (Siyasah)	87	3	90
14	Ilmu Al-Quran dan Tafsir	174	12	186
15	Ilmu Hadits	88	11	99
16	Ilmu Hukum	146	11	157
17	Ilmu Komunikasi Humas	103	8	111
18	Ilmu Komunikasi Jurnalistik	199	8	207
19	Ilmu Politik	70	5	75
20	Kimia	76	5	71

Tabel 3.2 Data Jurusan (Lanjutan)

No	Rekap Status Bayar Tiap Jurusan	Bayar	Tidak	Hasil
21	Komunikasi dan Penyiaran Islam	170	13	183
22	Manajemen	220	11	231
23	Manajemen Dakwah	126	9	135
24	Manajemen Keuangan Syariah	241	23	264
25	Manajemen Pendidikan Islam	88	10	98
26	Matematika	82	12	94
27	Pendidikan Agama Islam	258	15	273
28	Pendidikan Bahasa Arab	154	19	173
29	Pendidikan Bahasa Inggris	148	12	160
30	Pendidikan Biologi	110	19	129
31	Pendidikan Fisika	68	11	79
32	Pendidikan Guru MI (PGMI)	119	2	121
33	Pendidikan Islam Anak Usia Dini	75	4	79
34	Pendidikan Kimia	76	13	89
35	Pendidikan Matematika	109	13	122
36	Pengembangan Masyarakat Islam	131	7	138
37	Perbandingan Madzab dan Hukum	78	10	89
38	Psikologi	213	11	224
39	Sastra Inggris	210	11	221
40	Sejarah dan Peradaban Islam	144	11	115
41	Sosiologi	206	18	224
42	Studi Agama-Agama	81	12	93
43	Tasawuf Psikoterapi	131	16	147
44	Teknik Elektro	89	5	94
45	Teknik Informatika	104	9	113
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.1 Data Jurusan dan Tabel 3.2 Data Jurusan (Lanjutan) merupakan data parameter yang memiliki 45 nilai jurusan yang digunakan untuk menentukan parameter prediksi pembayaran.

Tabel 3.3 Data Fakultas

No	Rekap Status Bayar Tiap Fakultas	Bayar	Tidak	Hasil
1	ADAB DAN HUMANIORA	499	39	538
2	DAKWAH DAN KOMUNIKASI	907	57	964
3	ILMU SOSIAL DAN POLITIK	744	58	802
4	PSIKOLOGI	213	11	224

Tabel 3.4 Data Fakultas (Lanjutan)

No	Rekap Status Bayar Tiap Fakultas	Bayar	Tidak	Hasil
5	SAINS DAN TEKNOLOGI	543	51	594
6	SYARIAH DAN HUKUM	1080	102	1182
7	TARBIYAH DAN KEGURUAN	1205	118	1323
8	USHULUDDIN	548	65	613
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.3 Data Fakultas dan 3.4 Data Fakultas (Lanjutan) merupakan tabel fakultas yang memiliki 8 nilai yang terdiri dari Fakultas Adab dan Humaniora, Dakwah dan Komunikasi, Ilmu Sosial dan Politik, Psikologi, Sains dan Teknologi, Syariah dan Hukum, Tarbiyah dan Keguruan, dan Ushuluddin.

Tabel 3.5 Data Kategori Uang Kuliah Tunggal (UKT)

No	Rekap Status Bayar Tiap Kategori UKT	Bayar	Tidak	Hasil
1	K2	697	77	774
2	K3	1757	131	1888
3	K4	1950	125	2075
4	K5	780	42	822
5	K6	252	19	271
6	K7	303	107	410
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.5 Data Kategori Uang Kuliah Tunggal memiliki 6 nilai yaitu k2, k3, k4, k5, k6, k7, dan disetiap nilainya memiliki jumlah bayar dan tidak bayar disetiap nilai kategori uang kuliah tunggalnya.

Tabel 3.6 Data Jalur Ujian

No	Rekap Status Bayar Tiap Jalur	Bayar	Tidak	Hasil
1	MANDIRI	2668	119	2787
2	SBMPTN	765	80	845

Tabel 3.7 Data Jalur Ujian (Lanjutan)

No	Rekap Status Bayar Tiap Jalur	Bayar	Tidak	Hasil
3	SNMPTN	465	37	502
4	SPAN	1102	139	1102
5	UMPTKIN	878	126	1004
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.6 Data Jalur Ujian dan Tabel 3.7 Data Jalur Ujian (Lanjutan) terdiri dari beberapa nilai yaitu Mandiri, SBMPTN, SNMPTN, SPAN, dan UMPTKIN yang setiap nilainya memiliki jumlah bayar dan tidak bayar disetiap jalurnya.

Tabel 3.8 Data Jenis Kelamin

No	Rekap Status Bayar Tiap Jenis Kelamin	Bayar	Tidak	Hasil
1	Laki – Laki	2645	202	2667
2	Perempuan	3274	299	3573
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.8 merupakan atribut jenis kelamin yang memiliki nilai laki – laki dan perempuan dengan jumlah bayar 5739 dan tidak bayar 501.

Tabel 3.9 Data Tempat Tinggal

No	Rekap Status Bayar Tiap Tempat Tinggal	Bayar	Tidak	Hasil
1	ASRAMA	221	21	242
2	BERSAMA ORANG TUA	4841	422	5263
3	KOST	464	34	498
4	LAINNYA	88	9	97
5	WALI	125	15	140
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.9 merupakan data tempat tinggal calon mahasiswa baru yang terdiri dari Asrama, Bersama Orang Tua, Kost, Lainnya, dan Wali.

Tabel 3.10 Data Kendaraan Prbadi

No	Rekap Status Bayar Tiap Kendaraan Pribadi	Bayar	Tidak	Hasil
1	RODA DUA	3386	283	3669
2	RODA EMPAT	652	74	726
3	TIDAK MEMILIKI	1701	144	1845
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.10 Data Kendaraan Pribadi merupakan salah satu parameter yang dijadikan pilihan untuk menentukan prediksi pembayaran yang terdiri dari Roda Dua, Roda Empat, dan Tidak Memiliki.

Tabel 3.11 Data Asal SMA

No	Rekap Status Bayar Tiap Asal SMA	Bayar	Tidak	Hasil
1	ADMINISTRASI PERKANTORAN	28	3	31
2	AKUNTANSI	39	2	41
3	BAHASA	1610	196	1806
4	BISNIS MANAJEMEN	33	3	36
5	ELEKTRO	12	0	12
6	IPA	2139	173	2312
7	IPS	1312	88	1400
8	KEAGAMAAN	319	15	334
9	KESEHATAN	18	2	20
10	Kimia	8	3	11
11	LAIN - LAIN	79	5	84
12	MULTIMEDIA	23	3	26
13	OTOMOTIF	32	2	34
14	PENERBANGAN	1	1	2
15	TEKNIK KOMPUTER DAN JARINGAN	89	3	92
16	TEKNIK MESIN	9	2	11
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.11 merupakan data parameter jurusan yang dimiliki calon mahasiswa baru ketika SMA serta memiliki nilai dan disetiap nilainya terdiri dari status bayar dan tidak bayar.

Tabel 3.12 Data Pekerjaan Ibu

No	Rekap Status Bayar Tiap Pekerjaan Ibu	Bayar	Tidak	Hasil
1	Buruh (Tani/Pabrik/Bangunan)	74	9	83
2	Dokter/Bidan/Perawat	19	3	22
3	Guru/Dosen	510	42	552
4	Lain-Lain	751	107	758
5	Pedagang	299	21	320
6	Pegawai Swasta	157	10	167
7	Pensiunan/Almarhum	67	5	72
8	Petani/Peternak	37	2	39
9	PNS	494	28	522
10	Tidak Bekerja	3137	257	3394
11	Wiraswasta/Pengusaha	194	17	211
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.12 merupakan data pekerjaan ibu yang dimiliki oleh calon mahasiswa baru yang statusnya melakukan pembayaran atau tidak.

Tabel 3.13 Data Gaji Ibu

No	Rekap Status Bayar Tiap Gaji Ibu	Bayar	Tidak	Hasil
1	0 S.D 400.000	3851	354	4205
2	400.001 S.D 750.000	251	22	273
3	750.001 S.D 1.250.000	267	20	287
4	1.250.001 S.D 2.000.000	297	20	317
5	2.000.001 S.D 2.750.000	179	9	188
6	2.750.001 S.D 3.500.000	311	26	337
7	LEBIH DARI 3.500.000	583	50	633
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.13 merupakan gaji ibu yang dimiliki oleh calon mahasiswa baru yang statusnya melakukan pembayaran atau tidak

Tabel 3.14 Rekap Data Pekerjaan Ayah

No	Rekap Status Bayar Tiap Pekerjaan Ayah	Bayar	Tidak	Hasil
1	BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	595	56	651
2	DOKTER/BIDAN/PERAWAT	8	1	9

Tabel 3.15 Rekap Data Pekerjaan Ayah (Lanjutan)

No	Rekap Status Bayar Tiap Pekerjaan Ayah	Bayar	Tidak	Hasil
3	GURU/DOSEN	332	25	357
4	LAIN-LAIN	515	68	583
5	NELAYAN	9	1	10
6	PEDAGANG	542	46	588
7	PEGAWAI SWASTA	843	63	906
8	PENGACARA/ HAKIM/ JAKSA/ NOTARIS	13	1	14
9	PENSIUNAN/ALMARHUM	349	34	383
10	PETANI/PETERNAK	258	24	282
11	PNS	759	50	809
12	SOPIR/MASINIS/KONDEKTUR	83	6	89
13	TIDAK BEKERJA	200	23	223
14	TNI/POLISI	87	13	100
15	WIRASWASTA/PENGUSAHA	1146	90	1236
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.14 – 3.15 merupakan data pekerjaan ayah yang dimiliki oleh calon mahasiswa baru yang statusnya melakukan pembayaran atau tidak.

Tabel 3.16 Rekap Data Gaji Ayah

No	Rekap Status Bayar Tiap Gaji Ayah	Bayar	Tidak	Hasil
1	0 S.D 400.000	631	99	730
2	400.001 S.D 750.000	391	43	434
3	750.001 S.D 1.250.000	645	47	692
4	1.250.001 S.D 2.000.000	946	81	1027
5	2.000.001 S.D 2.750.000	308	31	639
6	2.750.001 S.D 3.500.000	774	63	837
7	LEBIH DARI 3.500.000	1744	137	1881
	Total	5739	501	6240

Tabel 3.16 merupakan gaji ayah yang dimiliki oleh calon mahasiswa baru yang statusnya melakukan pembayaran atau tidak

Tabel 3.17 Data Keseluruhan Status Bayar

Rekap Status Bayar Tiap Gaji Ayah	Bayar	Tidak	Total
Total	5739	501	6240

Tabel 3.16 merupakan data hasil keseluruhan status bayar dan tidak bayar yang dimiliki oleh calon mahasiswa baru tahun 2018.

3.3 Data dan Algoritma *Naïve Bayes*

Perhitungan algoritma naïve bayes pada klasifikasi data calon mahasiswa baru yang akan lanjut pembayaran atau tidak ini menggunakan 12 atribut yaitu jalur masuk perguruan tinggi, fakultas yang dipilih calon mahasiswa baru, kategori ukt yang sudah ditetapkan pihak universitas, tempat tinggal calon mahasiswa baru, kendaraan pribadinya, asal sma sebelum calon mahasiswa baru itu masuk perguruan tinggi, pekerjaan ibu, gaji ibu, pekerjaan ayah, gaji ayah, dan jenis kelamin calon mahasiswa baru tersebut. Setiap atribut yang sudah ditentukan, memiliki nilai-nilai yang berbeda disertai atributnya. Nilai dari jalur masuk yaitu SNMPTN, SBMPTN, UM-PTKIN, SPAN-PTKIN, dan Mandiri. Nilai atribut dari fakultas yaitu Ushuluddin, Tarbiyah dan Keguruan, Syari'ah dan Hukum, Dakwah dan Komunikasi, Adab dan Humaniora, Psikologi, Sains dan Teknologi, dan yang terakhir Ilmu Sosial dan Politik. Nilai atribut dari kategori ukt yaitu k2, k3, k4, k5, k6, dan k7, jenis kelamin yaitu laki – laki dan perempuan dan masih banyak nilai-nilai disertai atribut yang sudah didapatkan. Berikut Tabel 3.18 – 3.23 merupakan salah satu data training yang digunakan dalam menentukan prediksi status bayar.

Tabel 3.18 Data Training

No	Nama	Jurusan	Fakultas
1	FIRMAN	Studi Agama-Agama	USHULUDDIN

Tabel 3.19 Data Training (Lanjutan)

No	Nama	Jurusan	Fakultas
2	INDRI MISTILASARI	Administrasi Publik	ILMU SOSIAL DAN POLITIK
3	FELLA JUWITA	Bimbingan Konseling Islam	DAKWAH DAN KOMUNIKASI
4	ROSE RAHMATIA OKDILAPER	Ilmu Komunikasi Humas	DAKWAH DAN KOMUNIKASI
5	SITI ROHILAH	Komunikasi dan Penyiaran Islam	DAKWAH DAN KOMUNIKASI
6	WULANSARI	Manajemen Pendidikan Islam	TARBIYAH DAN KEGURUAN
7	YUSUF RIZALDI	Administrasi Publik	ILMU SOSIAL DAN POLITIK
8	M. RIO DOZAN	Hukum Tatanegara (Siyasah)	SYARIAH DAN HUKUM

Tabel 3.20 Data Training (Lanjutan)

Kategori Ukt	Jenis Kelamin	Jalur
K2	LAKI-LAKI	UMPTKIN
K2	PEREMPUAN	MANDIRI
K2	PEREMPUAN	MANDIRI
K2	PEREMPUAN	MANDIRI
K2	PEREMPUAN	MANDIRI
K2	PEREMPUAN	UMPTKIN
K2	LAKI-LAKI	SBMPTN
K2	LAKI-LAKI	UMPTKIN

Tabel 3.21 Data Training (Lanjutan)

Tempat Tinggal	Kendaraan	Asal SMA	Pekerjaan Ibu	Gaji Ibu
BERSAMA ORANG TUA	TIDAK MEMILIKI	ADMINISTRASI PERKANTORAN	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000
BERSAMA ORANG TUA	RODA EMPAT	ADMINISTRASI PERKANTORAN	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000
BERSAMA ORANG TUA	TIDAK MEMILIKI	ADMINISTRASI PERKANTORAN	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000

Tabel 3.22 Data Training (Lanjutan)

Tempat Tinggal	Kendaraan	Asal SMA	Pekerjaan Ibu	Gaji Ibu
BERSAMA ORANG TUA	TIDAK MEMILIKI	ADMINISTRASI PERKANTORAN	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000
ASRAMA	TIDAK MEMILIKI	ADMINISTRASI PERKANTORAN	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000
BERSAMA ORANG TUA	TIDAK MEMILIKI	ADMINISTRASI PERKANTORAN	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000
BERSAMA ORANG TUA	RODA DUA	AKUNTANSI	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000
ASRAMA	TIDAK MEMILIKI	AKUNTANSI	TIDAK BEKERJA	0 S.D 400.000

Tabel 3.23 Data Training (Lanjutan)

Pekerjaan Ayah	Gaji Ayah	Status
BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	750.001 S.D 1.250.000	Bayar
BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	750.001 S.D 1.250.000	Bayar
BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	0 S.D 400.000	Bayar
BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	1.250.001 S.D 2.000.000	Bayar
LAIN-LAIN	750.001 S.D 1.250.000	Bayar
BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	400.001 S.D 750.000	Bayar
BURUH (TANI/PABRIK/BANGUNAN)	1.250.001 S.D 2.000.000	Bayar
WIRASWASTA/PENGUSAHA	1.250.001 S.D 2.000.000	Bayar

Prosedur Perhitungan algoritma *naïve bayes* sebagai berikut :

Tabel 3.24 Input Data Testing X

No	Atribut	Nilai
1	Nama	Firman
2	Jurusan	Studi Agama-Agama
3	Fakultas	USHULUDDIN

Tabel 3.25 Input Data Testing X (Lanjutan)

No	Atribut	Nilai
4	Kategori UKT	K2
5	Jenis Kelamin	Laki-Laki
6	Jalur	UMPTKIN
7	Tempat Tinggal	Bersama Orang Tua
8	Kendaraan Pribadi	Tidak Memilik
9	Asal SMA	Administrasi Perkantoran
10	Pekerjaan Ibu	Tidak Bekerja
11	Gaji Ibu	0 S.D 400.000
12	Pekerjaan Ayah	Buruh (Tani/Pabrik/Bangunan)
13	Gaji Ayah	750.001 S.D 1.250.000
14	Status Bayar	?

Tabel 3.24 dan 3.25 merupakan data testing yang akan diuji untuk menentukan prediksi status bayar atau tidak.

a. Menghitung jumlah kelas/label pada kolom keterangan status bayar berdasarkan klasifikasi yang sudah dibentuk.

a) $P1$ (class keterangan status bayar = "Bayar") = jumlah total "bayar" pada kolom keterangan status bayar.

$$= \frac{5739}{6240} = 0,9197115384615385$$

b) $P2$ (class keterangan status bayar = "Tidak Bayar") = jumlah total "tidak bayar" pada kolom keterangan status bayar.

$$= \frac{501}{6240} = 0,0802884615384615$$

$$= 0,080288461538462$$

b. Menghitung jumlah kasus yang sama pada setiap atribut dari kelas status bayar berdasarkan testing.

a) Menghitung probabilitas atribut jurusan dengan nilai studi agama-agama berdasarkan atribut status bayar.

$$a. P(\text{jalur} = \text{"studi agama-agama"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 81/5739$$

$$= 0.014113957135389$$

$$b. P(\text{jalur} = \text{"studi agama-agama"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 12/501$$

$$= 0.023952095808383$$

b) Menghitung probabilitas atribut fakultas dengan nilai ushuluddin berdasarkan atribut status bayar.

$$a. P(\text{fakultas} = \text{"ushuluddin"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 548/5739$$

$$= 0.095487018644363$$

$$b. P(\text{fakultas} = \text{"ushuluddin"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 65/501$$

$$= 0.12974051896208$$

c) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut kategori ukt dengan nilai k2 berdasarkan atribut status bayar.

$$a. P(\text{kategori ukt} = \text{"k2"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 697/5739$$

$$= 0.1214497299181$$

$$b. P(\text{kategori ukt} = \text{"k2"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 77/501$$

$$= 0.15369261477046$$

- d) Menghitung probabilitas atribut jalur dengan nilai umptkin berdasarkan atribut status bayar.

$$a. P(\text{jalur} = \text{"umptkin"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 878/5739$$

$$= 0.15298832549225$$

$$b. P(\text{jalur} = \text{"umptkin"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 126/501$$

$$= 0.25149700598802$$

- e) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut jenis kelamin dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$a. P(\text{jenis kelamin} = \text{"laki-laki"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 2465/5739$$

$$= 0.42951733751525$$

$$b. P(\text{jenis kelamin} = \text{"laki-laki"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 202/501$$

$$= 0.40319361277445$$

- f) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut tempat tinggal dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$a. P(\text{tempat tinggal} = \text{"bersama orang tua"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 4841/5739$$

$$= 0.84352674682$$

$$\begin{aligned}
 & \text{b. } P(\text{tempat tinggal} = \text{"bersama orang tua"} \mid \text{class status bayar} \\
 & \quad = \text{"tidak bayar"}) \\
 & = 422/501 \\
 & = 0.84231536926148
 \end{aligned}$$

g) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut kendaraan pribadi dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$\begin{aligned}
 & \text{a. } P(\text{kendaraan pribadi} = \text{"tidak memiliki"} \mid \text{class status bayar} \\
 & \quad = \text{"bayar"}) \\
 & = 1701/5739 \\
 & = 0.29639309984318
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{b. } P(\text{kendaraan pribadi} = \text{"tidak memiliki"} \mid \text{class status bayar} \\
 & \quad = \text{"tidak bayar"}) \\
 & = 144/501 \\
 & = 0.2874251497006
 \end{aligned}$$

h) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut asal sma dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$\begin{aligned}
 & \text{a. } P(\text{asal sma} = \text{"administrasi perkantoran"} \mid \text{class status bayar} \\
 & \quad = \text{"bayar"}) \\
 & = 28/5739 \\
 & = 0.0048788987628507
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{b. } P(\text{asal sma} = \text{"administrasi perkantoran"} \mid \text{class status bayar} \\
 & \quad = \text{"tidak bayar"}) \\
 & = 3/501
 \end{aligned}$$

$$= 0.0059880239520958$$

- i) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut pekerjaan ibu dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$a.P(\text{pekerjaan ibu} = \text{"tidak bekerja"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 3137/5739$$

$$= 0.54661090782366$$

$$b.P(\text{pekerjaan ibu} = \text{"tidak bekerja"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 257/501$$

$$= 0.51297405189621$$

- j) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut gaji ibu dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$a.P(\text{gaji ibu} = \text{"0 S.D 400.000"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 3851/5739$$

$$= 0.67102282627635$$

$$b.P(\text{gaji ibu} = \text{"0 S.D 400.000"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 354/501$$

$$= 0.70658682634731$$

- k) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut pekerjaan ayah dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$a.P(\text{pekerjaan ayah} = \text{"Buruh (Tani/Pabrik/Bangunan)"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 595/5739$$

$$= 0.10367659871058$$

$$\text{b. } P(\text{pekerjaan ayah} = \text{"Buruh(Tani/Pabrik/Bangunan)"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 56/501$$

$$= 0.11177644710579$$

- l) Menghitung probabilitas berdasarkan atribut gaji ayah dengan nilai berdasarkan atribut status bayar.

$$\text{a. } P(\text{gaji ayah} = \text{"750.001 S.D 1.250.000"} \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 645/5739$$

$$= 0.11238891792995$$

$$\text{b. } P(\text{gaji ayah} = \text{"750.001 S.D 1.250.000"} \mid \text{class status bayar} = \text{"tidak bayar"})$$

$$= 47/501$$

$$= 0.093812375249501$$

- c. Kalikan semua hasil variabel bayar atau tidak bayar.

- a) Semua atribut class status bayar = "bayar"

$$P(X \mid \text{class status bayar} = \text{"bayar"})$$

$$= 0.014113957135389 * 0.095487018644363 * 0.1214497299181 *$$

$$0.42951733751525 * 0.15298832549225 * 0.84352674682 *$$

$$0.29639309984318 * 0.0048788987628507 * 0.54661090782366 *$$

$$0.67102282627635 * 0.10367659871058 * 0.11238891792995$$

$$= 5.60709E-11$$

- b) Semua atribut class status bayar = “tidak bayar”

$$P(X | \text{class status bayar} = \text{“tidak bayar”})$$

$$\begin{aligned} &= 0.023952095808383 * 0.12974051896208 * 0.15369261477046 * \\ &0.40319361277445 * 0.25149700598802 * 0.84231536926148 * \\ &0.2874251497006 * 0.0059880239520958 * 0.51297405189621 * \\ &0.70658682634731 * 0.11177644710579 * 0.093812375249501 \\ &= 0.0000000002669 \end{aligned}$$

- d. Kalikan prior probabilitiy dengan semua atribut class status = “bayar” atau “tidak bayar”.

$$\text{a) } P(C_i) | \text{class status bayar} = \text{“bayar”} \times P(X | \text{class status bayar} = \text{“bayar”})$$

$$= 5.60709E-11 * 0.919711538461538$$

$$= 5.1569020007112E-11$$

$$\text{b) } P(C_i) | \text{class status bayar} = \text{“tidak bayar”} \times P(X | \text{class status bayar} = \text{“tidak bayar”})$$

$$= 0.0000000002669 * 0.0802884615384615$$

$$= 2.1425261746368E-11$$

- e. Bandingkan hasil class Bayar dan Tidak Bayar karena hasil $P(C_i)|\text{Bayar}$ lebih besar dari $P(C_i)|\text{Tidak Bayar}$ maka keputusan adalah “Bayar”.

3.4 Analisis Kebutuhan Fungsional

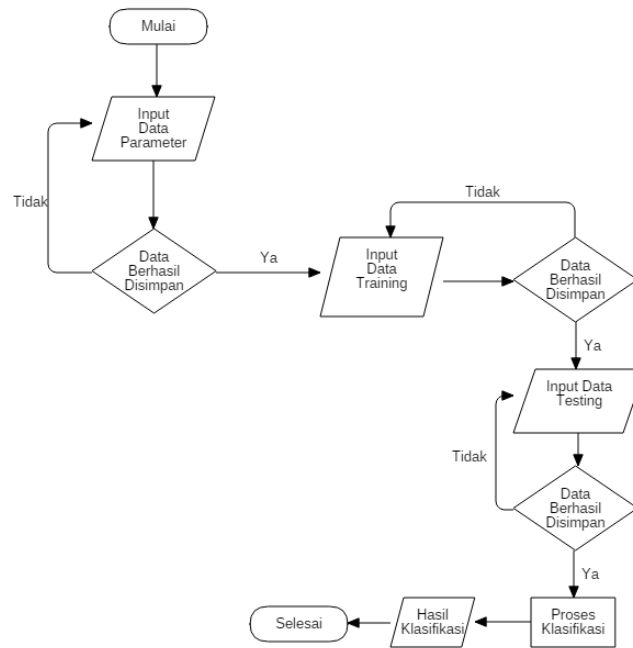
Kebutuhan Fungsional merupakan pendeskripsian layanan dari fitur atau fungsi yang telah disediakan oleh sistem bagi penggunaanya untuk digunakan dan menjadikan acuan untuk tidak keluar dari perancangan awal yang telah direncanakan

sebelumnya. Berikut beberapa kebutuhan fungsional sistem yang akan dijelaskan pada Tabel 3.18.

Tabel 3.26 Kebutuhan Fungsional

ID	Deskripsi	Penjelasan
FR-01	Sistem dapat mengambil data bayar atau tidak bayar.	Sistem dapat mengambil data bayar atau tidak bayar untuk dijadikan <i>training</i> dan <i>testing</i> .
FR-02	Sistem dapat melakukan prediksi bayar atau tidak bayar.	Sistem dapat melakukan prediksi dari data yang sudah dijadikan data <i>training</i> .
FR-03	Sistem dapat menampilkan biodata dari data bayar atau tidak bayar.	Sistem dapat menampilkan biodata dari prediksi yang berhasil dilakukan.

Tabel 3.26 menjelaskan tentang kebutuhan fungsional pada yang sistem yang akan dibuat. Berdasarkan analisis masalah dan analisis sistem yang telah disampaikan sebelumnya maka sistem yang akan dibangun yaitu sistem prediksi data calon mahasiswa baru yang akan melakukan pembayaran atau tidak. Sistem yang dibangun merupakan berbasis website, yang nantinya sistem tersebut dapat digunakan oleh admin dari UIN Sunan Gunung Djati Bandung. Dalam hal ini pihak UIN Sunan Gunung Djati Bandung dapat memprediksi calon mahasiswa baru yang akan melakukan pembayaran atau tidak dan hasil prediksi tersebut nanti bisa dijadikan sebagai antisipasi untuk mengurangi tingkat calon mahasiswa baru yang tidak melakukan pembayaran. *Flowchart* dari sistem yang akan dibangun akan dijelaskan pada Gambar 3.4.



Gambar 3.1 *Flowchart* Sistem Yang Di Bangun

Gambar 3.1 menjelaskan alur flowchart sistem yang akan dibangun untuk algoritma dalam klasifikasi data calon mahasiswa baru yang akan melakukan pembayaran atau tidak. Data pembayaran yang di input/import akan dijadikan data training yang nantinya akan dihitung menggunakan algoritma *naive bayes*. Setelah selesai, lakukan input/import data uji pada sistem untuk dilakukan oleh algoritma *naive bayes*. Sistem ini akan menghasilkan hasil prediksi dan hasil akurasi dari algoritma yang digunakan pada sistem yang dibangun.

3.5 Analisis Kebutuhan Non Fungsional

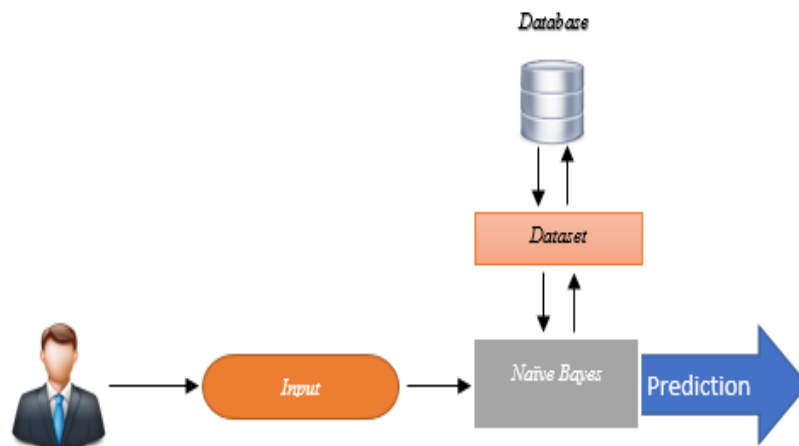
Kebutuhan Non Fungsional pendeskripsian dari sekumpulan batasan sistem, seperti batasan waktu, batasan pengembangan proses, dan lain-lain. Berikut merupakan penjelasan untuk kebutuhan non fungsional pada Tabel 3.27.

Tabel 3.27 Kebutuhan Non Fungsional

ID	Parameter	Kebutuhan
NFR-01	<i>Availability</i>	Harus terus beroperasi
NFR-02	<i>Reliabilty</i>	Tidak boleh salah dalam penginputan data
NFR-03	<i>Ergonomy</i>	Tampilan pada sistem harus memiliki desain yang menarik dan sesuai kebutuhan client
NFR-04	<i>Probabilty</i>	N/A
NFR-05	<i>Memory</i>	Sistem harus memiliki media penyimpanan sesuai dengan data yang tersimpan
NFR-06	<i>Response time</i>	Sistem harus merespon dengan cepat
NFR-07	<i>Safety</i>	Sistem harus memiliki perancangan database yang disesuaikan dengan kebutuhan client
NFR-08	<i>Security</i>	Setiap User wajib melakukan login untuk melakukan pengelolaan data

3.6 Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem menjelaskan gambaran secara umum dari sistem yang akan dibuat, dan dapat diimplementasikan sesuai kebutuhan dan tetap terarah sesuai dengan fungsionalitasnya karena sudah memiliki acuan sistem yang akan dibuat. Sistem yang akan dibuat dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Arsitektur Sistem

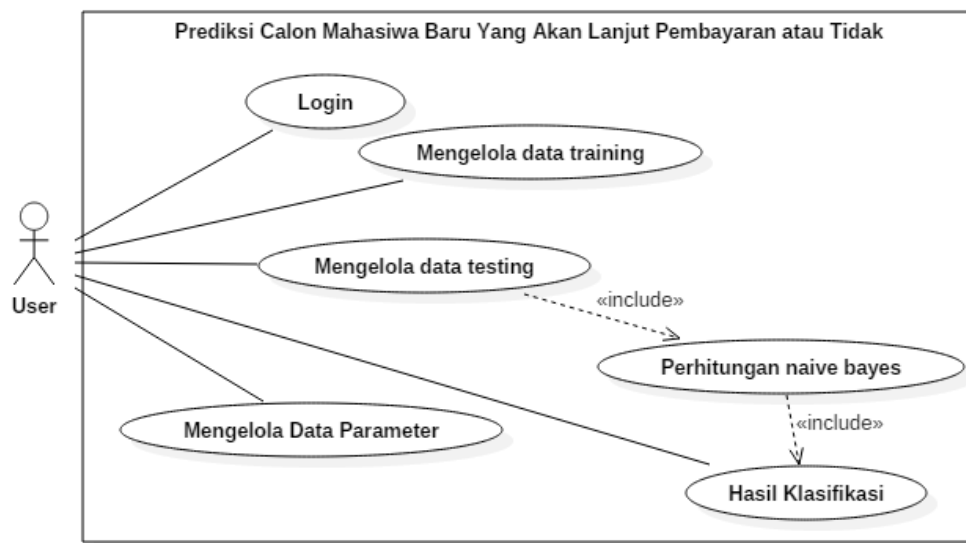
Berdasarkan penjelasan gambar di atas, admin dapat mengolah data melalui antarmuka aplikasi. Admin dapat memasukkan data training dan data testing ke aplikasi yang kemudian data tersebut, tersimpan kedalam databas. Admin dapat melakukan prediksi *naive bayes* untuk mencari calon mahasiswa baru yang akan melakukan pembayaran atau tidak. Data yang dilakukan perhitungan oleh algoritma naive bayes diambil dari *database* melalui antarmuka aplikasi. Hasil prediksi akan ditampilkan oleh halaman aplikasi dan dapat dilihat oleh admin.

3.7 Perancangan Sistem

Perancangan Sistem menjelaskan gambaran pemodelan dari sistem yang akan dibangun. Perancangan sistem yang akan dibangun menggunakan pendekatan berorientasi objek dengan Metode UML (*Unfied Modeling Language*).

3.7.1 Use Case Diagram

Use Case Diagram menggambarkan suatu interaksi antara satu atau lebih aktor dengan sistem yang akan dibuat. *Use case* yang akan dibuat dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Use Case Diagram

a. Skenario Use Case

Skenario Use Case menerangkan langkah-langkah bagaimana yang dilakukan aktor serta reaksi sistem. Berikut berupa tabel skenario use case yang dapat dilihat pada Tabel 3.28 – 3.32.

a) Nama Use Case : Skenario Use Case Login

Skenario :

Tabel 3.28 Skenario Use Case Login

Nomor	001
Nama Skenario	<i>Login</i>
Tujuan Skenario	Login kedalam sistem selanjutnya
Deskripsi	<i>Use Case</i> ini menjelaskan proses login admin untuk masuk ke dalam sistem. Admin terlebih dahulu harus memasukkan <i>username</i> dan <i>password</i> kemudian sistem akan melakukan validasi apakah <i>username</i> dan <i>password</i> benar.
Aktor	User
Pre Kondisi	Halaman <i>form</i> login
Post Kondisi	Menampilkan form dashboard
Skenario Utama	

Aksi Aktor	Reaksi Sistem
a. Admin membuka aplikasi	
	a. Memunculkan <i>form</i> login
b. Admin mengisi <i>username</i> dan <i>password</i>	
	c. Sistem memvalidasi <i>username</i> dan <i>password</i>
	d. Validasi berhasil, sistem akan menuju halaman <i>dashboard</i>
Skenario Alternatif	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
a. Admin membuka aplikasi	
	b. Memunculkan <i>form</i> login
c. Admin mengisi <i>username</i> dan <i>password</i> dengan salah	
	d. Sistem memvalidasi <i>username</i> dan <i>password</i>
	e. Data yang dimasukan salah/ gagal login
f. Admin mengisi <i>username</i> dan <i>password</i> dengan benar	
	g. Validasi berhasil, sistem akan menuju halaman <i>dashboard</i>

b) Nama Use Case : Skenario *Use Case* Data Training

Skenario :

Tabel 3.29 Skenario Use Case Data Training

Nomor	002
Nama Skenario	Mengelola Data Training
Tujuan Skenario	Mengelola data <i>training</i> calon mahasiswa baru yang akan lanjut pembayaran atau tidak dapat tersimpan di <i>database</i>
Deskripsi	<i>Use case</i> ini menjelaskan penggambaran proses <i>crud</i> data training
Aktor	User
Pre Kondisi	Tampilan halaman <i>dashboard</i>
Post Kondisi	Menampilkan table data <i>training</i>
Skenario Utama	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem

a. Admin membuka halaman data <i>training</i>	
	b. Sistem menampilkan data <i>training</i>
c. Admin mengelola crud (<i>create</i> , <i>read</i> , <i>update</i> dan <i>delete</i>) data <i>training</i>	
d. Admin menginput data crud pada data <i>training</i>	
	e. Sistem menyimpan data <i>training</i> <u>ke</u> <i>database</i>
Skenario Alternatif	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
a. Admin membuka halaman data <i>training</i>	
	b. Sistem menampilkan data <i>training</i>
c. Admin mengelola crud (<i>create</i> , <i>read</i> , <i>update</i> dan <i>delete</i>) data <i>training</i>	
d. Admin menginput data crud pada data <i>training</i> dengan salah	
	e. Sistem memberikan informasi data gagal tersimpan di <i>database</i>
f. Admin menginput data <i>training</i> kembali	
	g. Sistem menyimpan data <i>training</i> <u>ke</u> <i>database</i>

c) Nama *Use Case* : Skenario *Use Case* Data Testing

Skenario :

Tabel 3.30 Skenario Use Case Data *Testing*

Nomor	003
Nama Skenario	Mengelola Data <i>testing</i>
Tujuan Skenario	Mengelola data testing calon mahasiswa baru yang akan lanjut pembayaran atau tidak dapat tersimpan di <i>database</i>
Deskripsi	<i>Use case</i> ini menjelaskan penggambaran proses <i>crud</i> data testing
Aktor	User
Pre Kondisi	Tampilan halaman <i>dashboard</i>
Post Kondisi	Menampilkan table data <i>testing</i>
Skenario Utama	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem

a. Admin membuka halaman data <i>testing</i>	
	b. Sistem menampilkan data <i>testing</i>
c. Admin mengelola <i>crud</i> (<i>create</i> , <i>read</i> , <i>update</i> dan <i>delete</i>) data <i>testing</i>	
d. Admin menginput data <i>crud</i> pada data <i>testing</i>	
	e. Sistem menyimpan data <i>testing</i> <u>ke</u> <i>database</i>
Skenario Alternatif	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
a. Admin membuka halaman data <i>testing</i>	
	b. Sistem menampilkan data <i>testing</i>
c. Admin mengelola <i>crud</i> (<i>create</i> , <i>read</i> , <i>update</i> dan <i>delete</i>) data <i>testing</i>	
d. Admin menginput data <i>crud</i> pada data <i>testing</i> dengan salah	
	e. Sistem memberikan informasi data gagal tersimpan di <i>database</i>
f. Admin menginput data <i>testing</i> kembali	
	g. Sistem menyimpan data <i>training</i> <u>ke</u> <i>database</i>

d) Nama *Use Case* : Skenario *Use Case* Perhitungan *Naïve Bayes*

Skenario :

Tabel 3.31 Skenario *Use Case* Perhitungan *Naïve Bayes*

Nomor	004
Nama Skenario	Perhitungan <i>Naïve Bayes</i>
Tujuan Skenario	Use case ini digunakan untuk melakukan klasifikasi menggunakan <i>Naïve Bayes</i>
Deskripsi	Klasifikasi <i>Naïve Bayes</i> ini digunakan untuk memprediksi calon mahasiswa baru yang akan melakukan pembayaran atau tidak
Aktor	User
Pre Kondisi	Sistem mengambil data <i>testing</i>
Post Kondisi	Sistem menampilkan hasil klasifikasi

Skenario Utama	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
a. Admin membuka halaman NBC	
	b. Sistem menampilkan hasil klasifikasi
Skenario Alternatif	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
a. Admin membuka halaman NBC	
	b. Sistem gagal menampilkan hasil klasifikasi
c. Admin mengelola crud (<i>create, read, update</i> dan <i>delete</i>) data <i>testing</i>	
	d. Sistem memberikan informasi data tersimpan di <i>database</i>
e. Admin membuka halaman NBC	
	f. Sistem menampilkan hasil klasifikasi

e) Nama *Use Case* : Skenario *Use Case* Data Parameter

Skenario :

Tabel 3.32 Skenario Use Case Data Parameter

Nomor	005
Nama Skenario	Mengelola Data Parameter
Tujuan Skenario	Mengelola data parameter untuk menentukan atribut dan nilai yang dibutuhkan dalam klasifikasi
Deskripsi	<i>Use case</i> ini menjelaskan penggambaran proses <i>crud</i> data master
Aktor	User
Pre Kondisi	Tampilan halaman <i>dashboard</i>
Post Kondisi	Menampilkan table data parameter
Skenario Utama	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
f. Admin membuka halaman data parameter	
	g. Sistem menampilkan data parameter
h. Admin mengelola crud (<i>create, read, update</i> dan <i>delete</i>) data parameter	

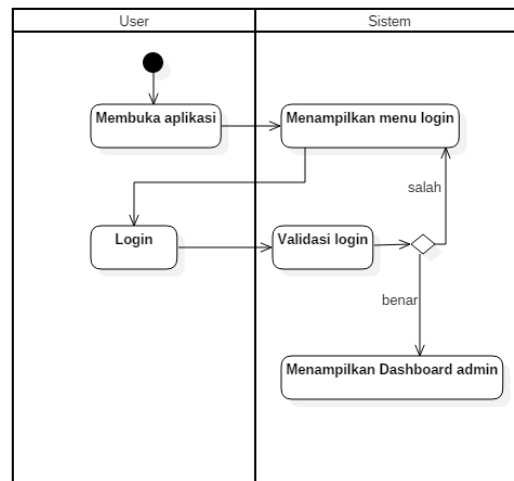
i. Admin menginput data crud pada data parameter	
	j. Sistem menyimpan data parameter ke <i>database</i>
Skenario Alternatif	
Aksi Aktor	Reaksi Sistem
h. Admin membuka halaman data parameter	
	i. Sistem menampilkan data parameter
j. Admin mengelola <i>crud</i> (<i>create</i> , <i>read</i> , <i>update</i> dan <i>delete</i>) data parameter	
k. Admin menginput data crud pada data parameter dengan salah	
	l. Sistem memberikan informasi data gagal tersimpan di <i>database</i>
m. Admin menginput data parameter kembali	
	n. Sistem menyimpan data <i>training</i> ke <i>database</i>

3.7.2 Activity Diagram

Activity diagram digambarkan sebagai alur kerja dari keseluruhan sistem klasifikasi pembayaran atau tidak dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

a. Activity Diagram Login

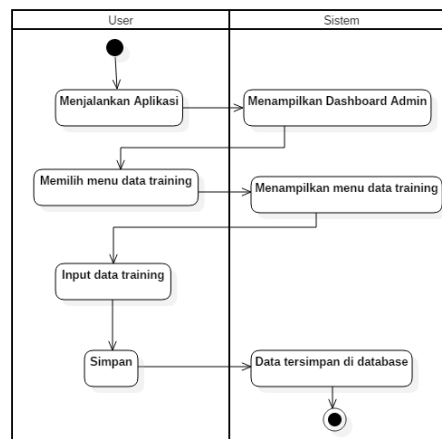
Gambar 3.4 *Activity diagram login* menjelaskan sebuah proses *login* yang dilakukan oleh user. *User* akan memasukan *username* dan *password*, kemudian sistem akan melakukan validasi pada *username* dan *password* yang dimasukan benar atau salah. Apabila *username* dan *password* berhasil divalidasi maka sistem akan menampilkan menu dashboard, jika salah sistem akan memberikan informasi bahwa *username* atau *password* yang dimasukkan salah.



Gambar 3.4 Activity Diagram Login

b. Activity Diagram Data Training

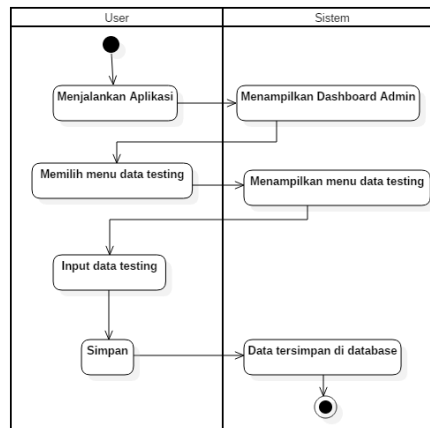
Activity Diagram ini menjelaskan sebuah proses pengolahan data *training* (latih) dimulai dari *create*, *update* dan *delete* untuk dijadikan acuan data pembandingan untuk informasi yang lebih jelas. Activity diagram data training dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Activity Diagram Data Training

c. Activity Diagram Data Testing

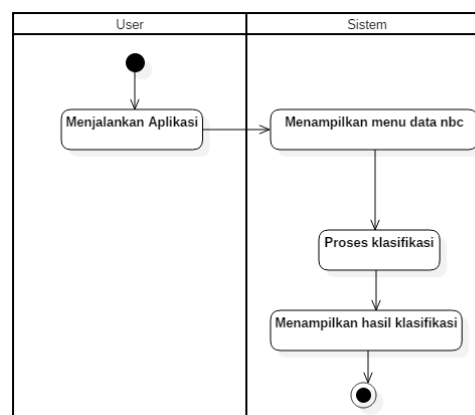
Activity diagram data testing merupakan gambaran dari proses pengolahan data yang dimana status pembayarannya belum diketahui. *Acitivity diagram* testing dapat dilihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Activity Diagram Data Testing

d. Activity Diagram Klasifikasi

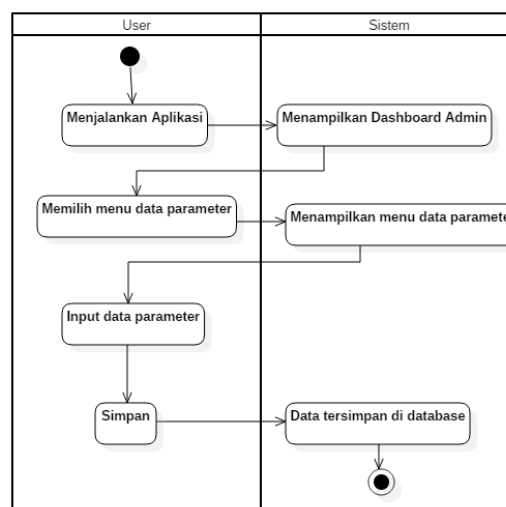
Activity diagram klasifikasi merupakan proses klasifikasi yang dilakukan oleh sistem menggunakan data testing yang telah tersimpan di database. Activity diagram klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.7



Gambar 3.7 Activity Diagram Klasifikasi

e. *Activity Diagram Data Parameter*

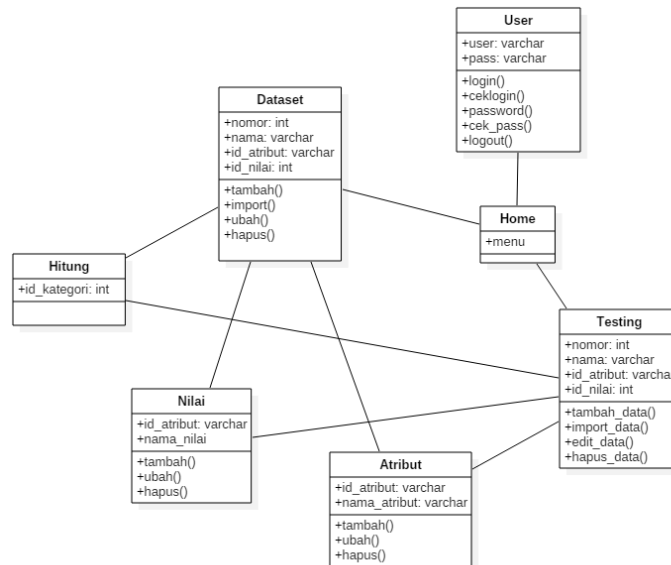
Activity Diagram ini menjelaskan sebuah proses pengolahan data parameter dimulai dari *create*, *update* dan *delete* untuk membuat atribut dan nilai yang nantinya, atribut dan nilai tersebut akan dijadikan pengaruh terhadap status pembayaran bagi calon mahasiswa baru. Activity diagram data parameter dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 *Activity Diagram Data Parameter*

3.7.3 *Class Diagram*

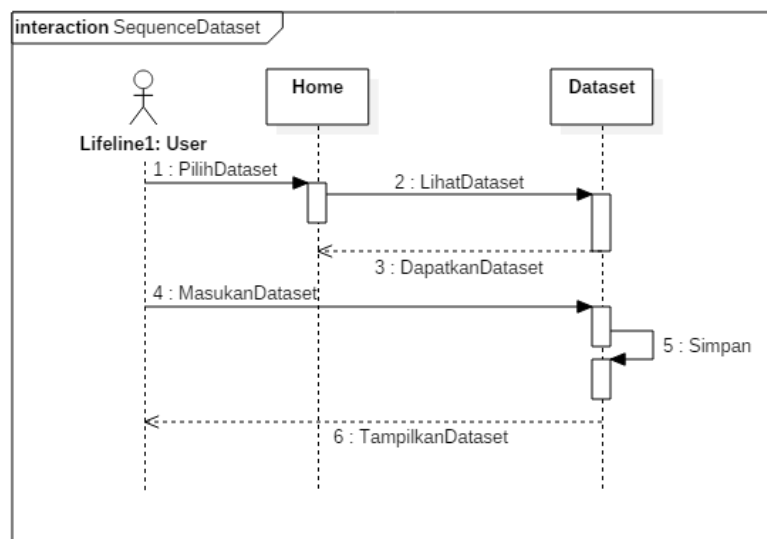
Class Diagram merupakan penggambaran struktur antar kelas yang terhubung pada sistem. Dalam sistem prediksi ini terdapat 7 kelas yang terdiri dari User, Dataset, Testing, Home, Atribut, Nilai dan Hitung. Setiap kelas-kelas memilik hubungan antar satu dengan lainnya. Class Diagram dari Sistem Prediksi Data pembayaran atau tidak dapat dilihat pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Class Diagram

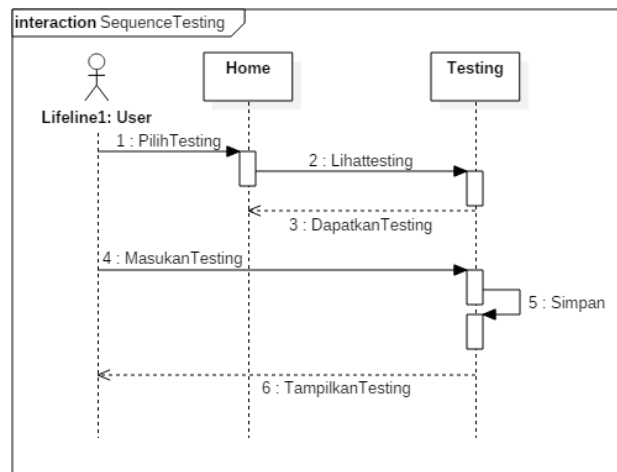
3.7.4 Sequence Diagram

Sequence Diagram merupakan penggambaran interaksi antar sejumlah objek dengan urutan waktu. Sequence Diagram dapat dilihat pada Gambar 3.10 – Gambar 3.13.



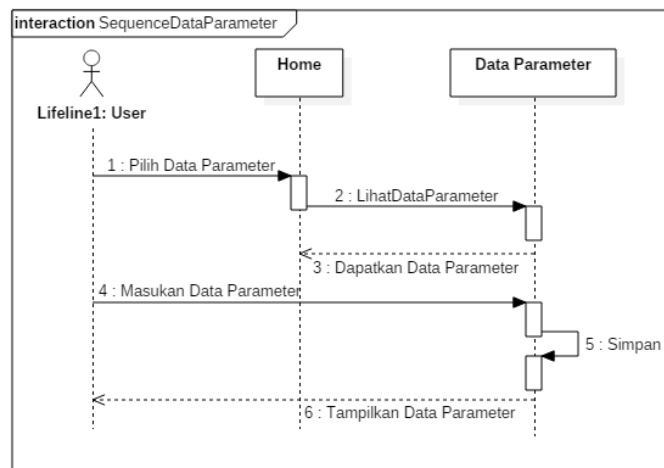
Gambar 3.10 Sequence Diagram Dataset

Gambar 3.10 merupakan gambaran aktifitas user untuk mengolah data training untuk melakukan aktifitas tambah, edit, dan hapus data, yang dimana aktifitas tersebut tersimpan langsung kedalam database. Hasil data yang tersimpan didalam database akan ditampilkan oleh sistem.



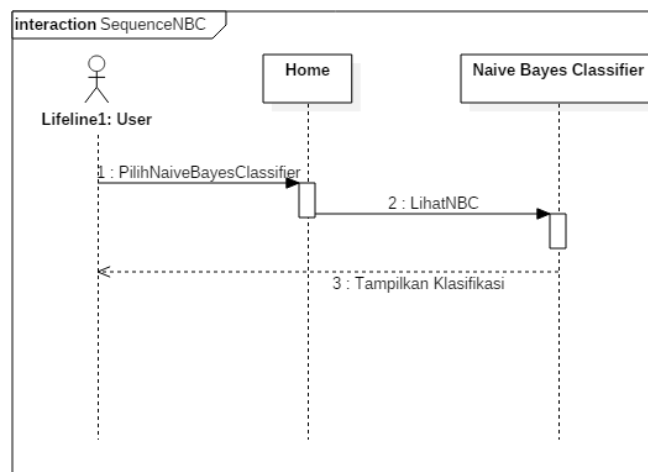
Gambar 3.11 *Sequence Diagram* Testing

Gambar 3.11 merupakan gambaran aktifitas user untuk mengolah data training untuk melakukan aktifitas tambah, edit, dan hapus data, yang dimana aktifitas tersebut tersimpan langsung kedalam database. Hasil data yang tersimpan didalam database akan ditampilkan oleh sistem.



Gambar 3.12 *Sequence Diagram* Data Parameter

Gambar 3.12 merupakan gambaran aktifitas user untuk mengolah data master untuk melakukan aktifitas tambah, edit, dan hapus, yang dimana aktifitas tersebut tersimpan langsung kedalam database. Hasil data yang tersimpan didalam database akan ditampilkan oleh sistem.



Gambar 3.13 *Sequence Diagram* Klasifikasi

Pada gambar 3.13 sequence diagram ini menjelaskan aktifitas klasifikasi *naive bayes classifier* yang dilakukan oleh user. User hanya perlu memilih algortima nbc untuk melakukan klasifikasi yang kemudian sistem akan menampilkan hasil klasifikasi.

3.8 Perancangan Database

a. Tabel Admin

Nama Tabel : tb_admin

Primary Key : -

Foreign Key : -

Tabel 3.33 Admin

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	User	Varchar	16
2	Pass	Varchar	64

Tabel 3.32 Admin merupakan tabel yang digunakan untuk admin melakukan login yang terdiri dari field user dan pass yang bertipe *varchar*.

b. Tabel Atribut

Nama Tabel : tb_atribut

Primary Key : id_atribut

Foreign Key : -

Tabel 3.34 Atribut

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	Id_atribut	Varchar	16
2	Nama_atribut	Varchar	255

Tabel 3.33 Atrbiut terdiri dari field id_atribut dan nama_atribut bertipe *varchar* dan Tabel ini akan dijadikan sebagai atribut pada proses *naïve bayes*.

c. Tabel Dataset

Nama Tabel : tb_dataset

Primary Key : id_dataset

Foreign Key : -

Tabel 3.35 Dataset

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	Id_dataset	Int	11

2	Nomor	Int	50
3	Nama	Varchar	255
4	Id_atribut	Varchar	16
5	Id_nilai	Int	11

Tabel 3.34 Dataset memiliki filed id_dataset, nomor, nama, id_atribut, dan id_nilai yang digunakan untuk data training prediksi *naïve bayes*.

d. Tabel Grafik

Nama Tabel : tb_grafik

Primary Key : kategori

Foreigen Key : -

Tabel 3.36 Grafik

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	Kategori	Varchar	11
2	Total	Int	16

Tabel 3.35 Grafik merupakan tabel yang akan digunakan untuk membuat grafik bayar dan tidak bayar setelah selesai dilakukan prediksi menggunakan *naïve bayes*.

e. Tabel Nilai

Nama Tabel : tb_nilai

Primary Key : id_nilai

Foreigen Key : -

Tabel 3.37 Nilai

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	Id_nilai	Int	11
2	Id_atribut	Varchar	255
3	Nama_nilai	Varchar	255

Tabel 3.36 Nilai merupakan tabel yang digunakan untuk menempatkan data nilai yang terhubung dengan id_atribut yang ada pada Tabel Atribut.

f. Tabel Relasi Alternatif

Nama Tabel : tb_rel_alternatif

Primary Key : id

Foreign Key : -

Tabel 3.38 Relasi Alternatif

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	Id	Int	11
2	Kode_alternatif	Varchar	16
3	Id_atribut	Varchar	16
4	Id_nilai	Int	11

Tabel 3.37 Relasi Alternatif berisi field id, kode_alternatif, id_atribut, dan id_nilai digunakan untuk alternatif id pada tabel atribut apa bila terjadi kesalahan input.

g. Tabel Testing

Nama Tabel : tb_testing

Primary Key : id_testing

Foreign Key : -

Tabel 3.39 Testing

No	Nama Field	Tipe	Ukuran
1	Id_testing	Int	11
2	Nomor	Int	11
3	Nama	Varchar	255
4	Id_atribut	Varchar	16
5	Id_nilai	Int	11

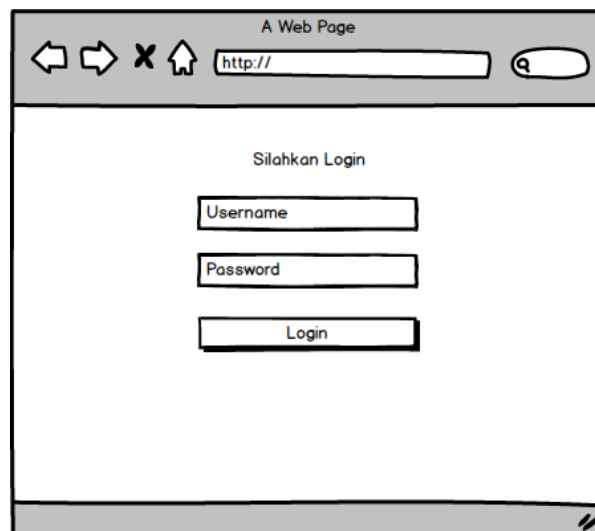
Tabel 3.38 Testing merupakan tabel yang digunakan untuk pengujian dan menghasilkan hasil prediksi dari perhitungan *naïve bayes*.

3.9 Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka (*interface*) ini, dimaksud untuk mempermudah dalam merancangan aplikasi yang sesungguhnya agar tidak terjadinya kesalahan perancangan awal. Perancangan antar muka ini terdiri dari 3 halaman, yaitu halaman dashboard, halaman data training, dan halaman data testing.

a. Halaman *Login*

Halaman ini merupakan halaman awal jika admin membuka aplikasi ini, halaman antar muka login ini dapat dilihat pada Gambar 3.14.



A Web Page

http://

Silahkan Login

Username

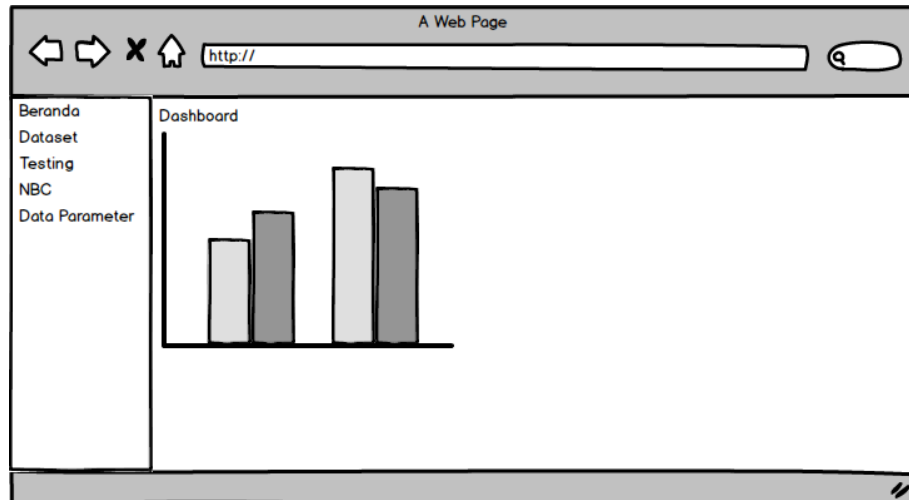
Password

Login

Gambar 3.14 Halaman Antarmuka *Login*

b. Halaman *Dashboard*

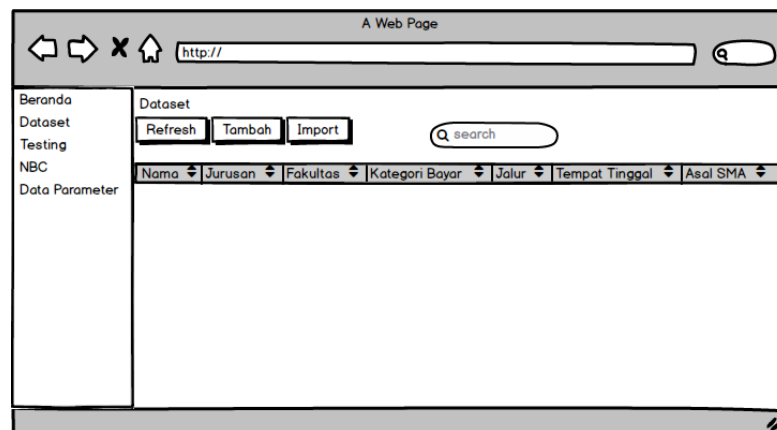
Halaman ini merupakan halaman awal pertama yang akan muncul ketika admin berhasil login. Halaman antar muka dashboard dapat dilihat pada Gambar 3.15.



Gambar 3.15 Halaman Dashboard

c. Halaman Dataset

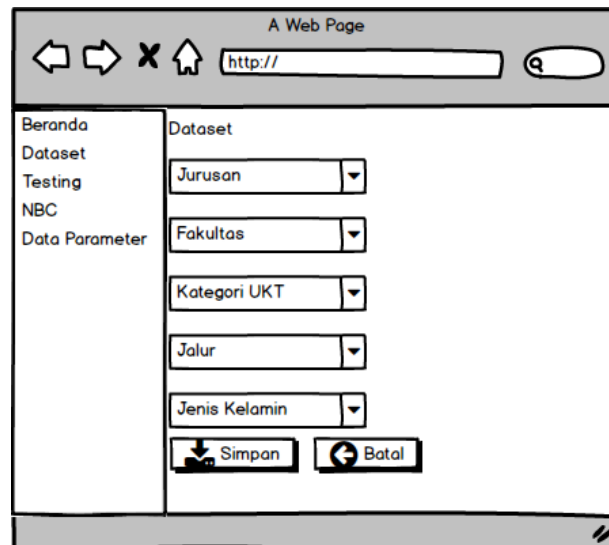
Halaman ini adalah halaman awal ketika user memilih menu dataset. Halaman antarmuka dataset dapat dilihat pada Gambar 3.16.



Gambar 3.16 Halaman Tambah Dataset

d. Halaman Tambah Dataset

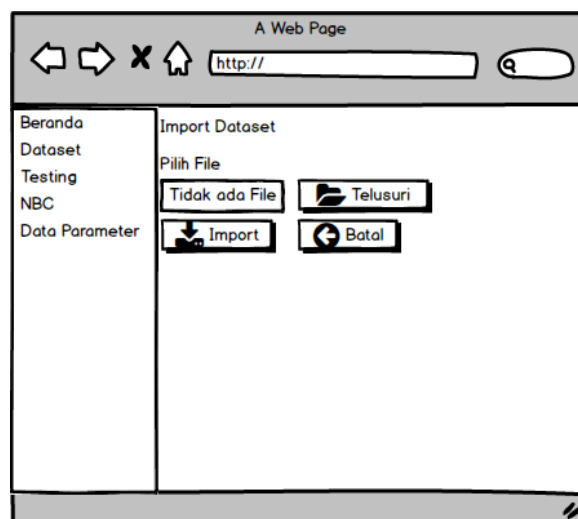
Halaman ini untuk memasukan dataset yang digunakan oleh user. Halaman antarmuka tambah dataset dapat dilihat pada Gambar 3.17.



Gambar 3.17 Halaman Tambah Dataset

e. Halaman Import Dataset

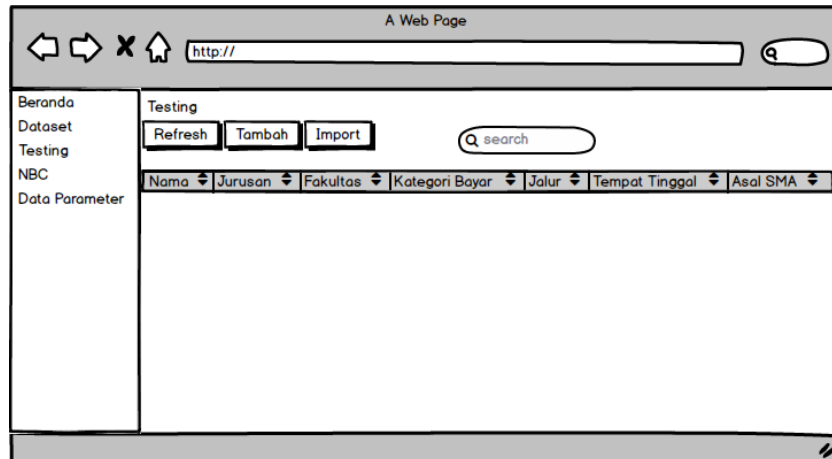
Halaman ini untuk import dataset yang digunakan oleh user. Halaman antarmuka tambah dataset dapat dilihat pada Gambar 3.18.



Gambar 3.18 Halaman Import Dataset

f. Halaman Testing

Halaman ini adalah halaman awal ketika user memilih menu testing. Halaman antarmuka testing dapat dilihat pada Gambar 3.19.

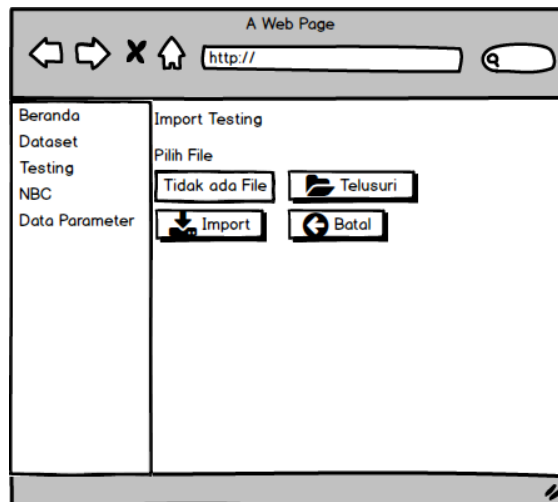
Gambar 3.19 Antarmuka *Testing*g. Halaman Tambah *Testing*

Halaman ini untuk memasukan testing yang digunakan oleh user. Halaman antarmuka tambah testing dapat dilihat pada Gambar 3.20.

Gambar 3.20 Halaman Tambah *Testing*

h. Halaman Import Testing

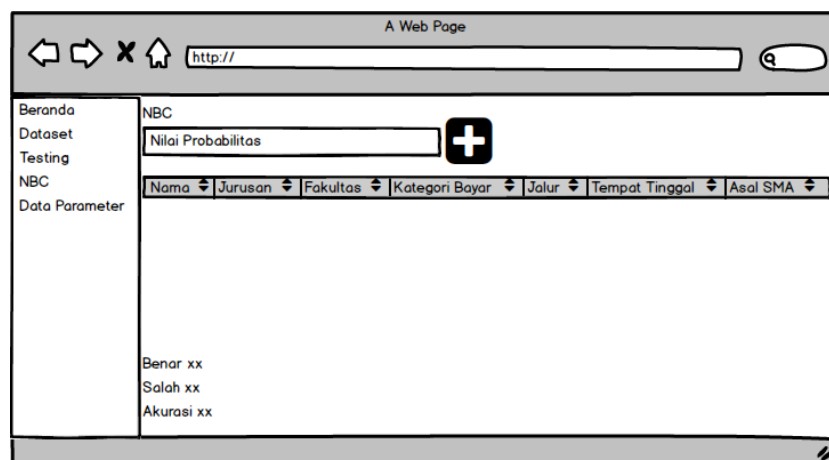
Halaman ini untuk import dataset yang digunakan oleh user. Halaman antarmuka tambah dataset dapat dilihat pada Gambar 3.21.



Gambar 3.21 Halaman Import Testing

i. Halaman NBC

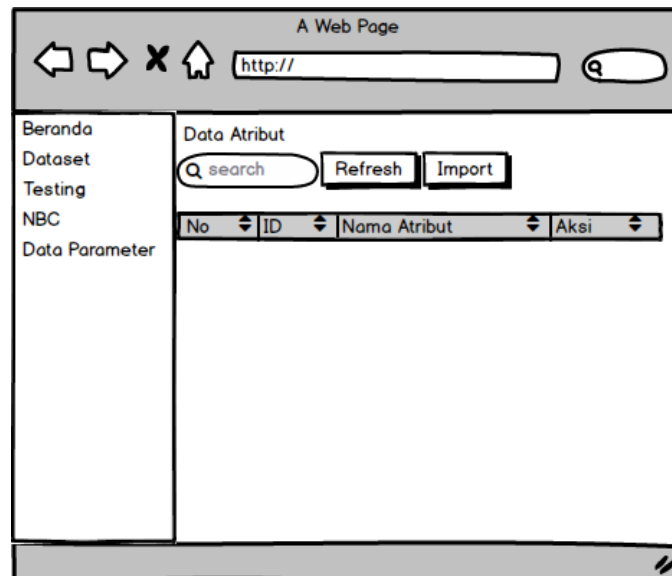
Halaman ini merupakan halaman yang menampilkan hasil prediksi *naïve bayes classifier*. Antarmuka NBC dapat dilihat pada Gambar 3.22.



Gambar 3.22 Halaman NBC

j. Halaman Atribut

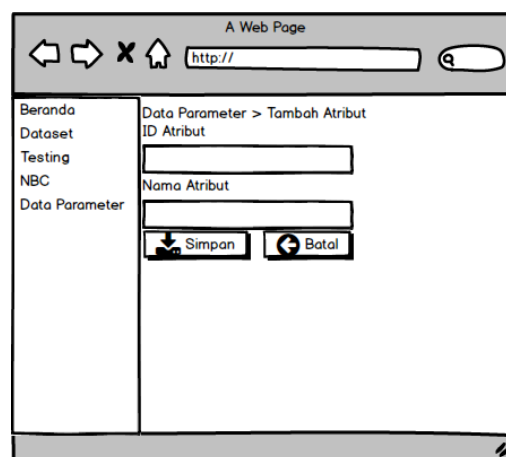
Halaman ini adalah halaman awal ketika user memilih menu atribut. Halaman antarmuka atribut dapat dilihat pada Gambar 3.23.



Gambar 3.23 Halaman Atribut

k. Halaman Tambah Atribut

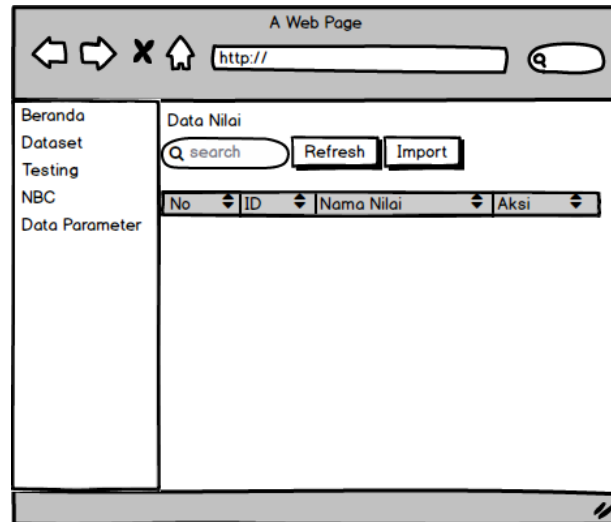
Halaman ini untuk memasukan atribut yang digunakan oleh user. Halaman antarmuka tambah atribut dapat dilihat pada Gambar 3.24.



Gambar 3.24 Halaman Tambah Atribut

l. Halaman Nilai

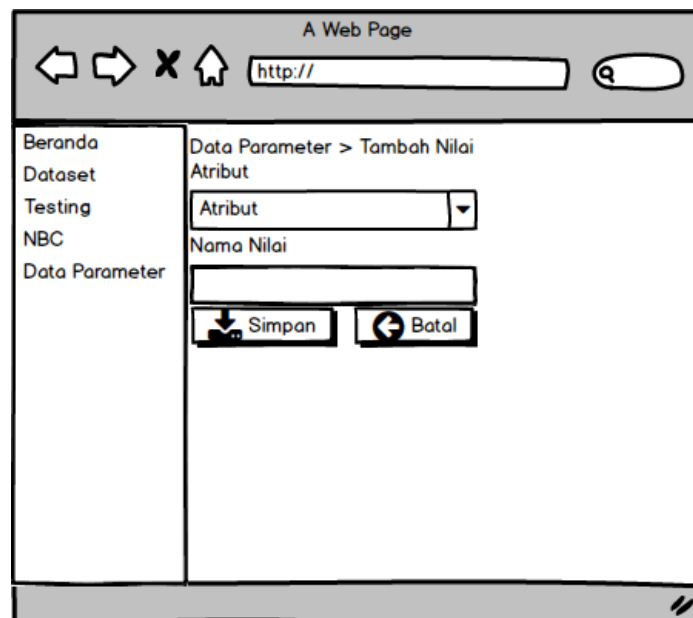
Halaman ini adalah halaman awal ketika user memilih menu nilai. Halaman antarmuka nilai dapat dilihat pada Gambar 3.25.



Gambar 3.25 Halaman Nilai

m. Halaman Tambah Nilai

Halaman ini untuk memasukan nilai yang digunakan oleh user. Halaman antarmuka tambah nilai dapat dilihat pada Gambar 3.26.



Gambar 3.26 Halaman Tambah Nilai

3.10 PsedoCode Algoritma *Naïve Bayes*

Berikut merupakan PsedoCode yang ada pada algoritma *Naïve Bayes*:

```

Begin-pseudo code Bayes
class NBC_Class {
    // Dekralasi
    string training;
Begin-pseudo code Bayes
class NBC_Class {
    // Dekralasi
    string training;
    string klasifikasi;
    string rekap;
    string rekap_klasifikasi;
    string rekap_nilai;
    // Constructor
    construct(training, string testing)
    {
        preprocessing(training);
        testing = testing;
        hitung();
        hasil();
    }
    // Methods

```

Gambar 3.27 *PsedoCode* Algoritma *Naive Bayes Class*

Gambar 3.27 merupakan awal pembuatan kontruksi dan class yang akan digunakan dalam pengimplementasian algoritma naïve basey kedalam coding.

```

Begin-pseudo code Bayes
class NBC_Class {
    // Dekralasi
    string training;
    void preprocessing(training) {
        int atribut = array_keys(current(training));
        end(atribut);
        float target = current($atribut);
        array_pop(atribut);
        training = array[];
        Foreach training as int key = int val Then
            Foreach val as int k = int v Then
                If k = target Then
                    klasifikasi[key] = v;
                Else
                    training[key][k] = v;
                Endif
            Endfor
        Endfor
    }
    // Methods

```

Gambar 3.28 *Methods PsedoCode* Algoritma *Naive Bayes Preprocessing*

Gambar 3.28 merupakan methods yang digunakan untuk proses preprocessing dalam mengelompokkan data yang sama dan menjumlahkan data yang sama.

```

Begin-pseudo code Bayes
class NBC_Class {
    // Dekralasi
    string training;
void hitung(){
    rekap = array[];
    int arr = array[];
    Foreach training as int key = int val Then
        Foreach val as int k = int v Then
            If arr[k] and [klasifikasi[key]] and [v] isset
Then
                arr[k][klasifikasi[key]][v]++;
            Else
                arr[k][klasifikasi[key]][v] = 1;
            Endif
        Endfor
    Endfor
    rekap = arr;
    rekap_klasifikasi = array_count_values[klasifikasi];
    int arr = array[];
    Foreach rekap as int key = int val Then
        Foreach val as int k = int v Then
            Foreach v as int a = int b Then
                arr[key][k][a] = b /
rekap_klasifikasi[k];
            Endfor
        --
    
```

Gambar 3.29 *Methods PsedoCode* Algoritma Naive Bayes Hitung

Gambar 3.29 merupakan perhitungan dari total nilai yang bayar atau tidak bayar dibagi hasil rekap bayar atau tidak bayar.

```

Begin-pseudo code Bayes
class NBC_Class {
    // Dekralasi
    string training;
    void predict(int key_data, int val_data)
    {
        array_pop[val_data];
        int arr[] = array[];
        Foreach val_data as int key = int val Then
            Foreach rekap_nilai[key] as int k = int v Then
                If v[val] isset Then
                    arr[k][val] = v[val];
                Else
                    arr[k][val] = 0;
                Endif
            Endfor
        Endfor
        int arr2[] = array[];
        float total_data = array_sum[rekap_klasifikasi];
        Foreach arr as int key = int val Then
            arr2[key] = rekap_klasifikasi[key] /
total_data;
            Foreach val as int k = int v Then
                arr[key] *= v;
            Endfor
        Endfor
        total[kev data] = arr2;
    }
}

```

Gambar 3.30 *Methods PsedoCode Algoritma Naive Bayes Predict*

Gambar 3.30 merupakan perhitungan untuk mencari apakah status akan menghasilkan bayar atau tidak dengan membandingkan probabilitas manakah yang paling besar.

```

void hasil() {
    Foreach testing as int key = int val Then
        predict(key, val);
    Endfor
}

```

Gambar 3.31 *Methods PsedoCode Algoritma Naive Bayes Hasil*

Gambar 3.31 merupakan hasil prediksi yang sudah dibandingkan manakah yang paling besar probabilitas dari status bayar atau tidak bayar

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1 Persiapan Implementasi Sistem

Implementasi Sistem merupakan tahapan selanjutnya dalam penerjemahan sesuatu sistem yang telah dirancang berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan bahasa yang dimengerti oleh mesin dan diterapkan dalam keadaan sesungguhnya.

4.1.1 Implementasi Perangkat Keras

Spesifikasi keras yang digunakan untuk membangun sistem prediksi pembayaran atau tidak bagi calon mahasiswa baru adalah sebagai berikut :

- a. Processor : Intel(R) Core(TM) I3-2348M;
- b. RAM : 4 GB;
- c. Hardisk : 500 GB;
- d. VGA : Intel(R) HD Graphics 300;
- e. Monitor : Standar;
- f. Keyboard : Mouse;

4.1.2 Implementasi Perangkat Lunak

Spesifikasi yang dibutuhkan perangkat lunak yang diperlukan untuk membangun sistem ini adalah sebagai berikut :

- a. System Operasi : Windows 7;
- b. Web Browser : Mozilla Firefox;
- c. Database : MySql 5.0.12;
- d. Sublime Text : v.3

e. Xampp : 3.2.2

f. Balsamiq Mockup : 3

4.2 Implementasi Database

Implementasi *Database* merupakan hasil perancangan basis data yang telah dibuat sebelumnya dan *database* ini menggunakan localhost sebagai penyimpanan data. Berikut merupakan struktur database, query dan tabel pada aplikasi prediksi pembayaran atau tidak bagi calon mahasiswa baru.

a. Implementasi Database

Dalam database ini terdapat 7 tabel yaitu tabel tb_admin, tb_atribut, tb_dataset, tb_grafik, tb_nilai, tb_rel_alternatif, dan tb_testing. Isi dari *database* ini dapat dilihat pada Gambar 4.1

Table	Action	Rows	Type	Collation	Size	Overhead
tb_admin		1	InnoDB	latin1_swedish_ci	16 K1B	-
tb_atribut		6	MyISAM	latin1_swedish_ci	2.1 K1B	-
tb_dataset		12,000	MyISAM	latin1_swedish_ci	593.3 K1B	-
tb_grafik		2	InnoDB	latin1_swedish_ci	16 K1B	-
tb_nilai		68	InnoDB	latin1_swedish_ci	16 K1B	-
tb_rel_alternatif		15	InnoDB	latin1_swedish_ci	16 K1B	-
tb_testing		6,000	MyISAM	latin1_swedish_ci	297.3 K1B	-
7 tables	Sum	18,092	InnoDB	latin1_swedish_ci	956.8 K1B	0 B

Gambar 4.1 Database

b. Implementasi Tabel Admin

Dalam tabel tb_admin terdapat 2 kolom yaitu user dan pass. Tabel tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.2.

#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
1	user	varchar(16)	latin1_swedish_ci		No	None			
2	pass	varchar(64)	latin1_swedish_ci		Yes	NULL			

Gambar 4.2 Tabel Admin

c. Implementasi Tabel Atribut

Dalam tb_atribut terdapat 2 kolom yaitu id_atribut dan nama_atribut. Tabel tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.3.

#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
<input type="checkbox"/> 1	id_atribut	varchar(16)	latin1_swedish_ci		No	None			Change Drop More
<input type="checkbox"/> 2	nama_atribut	varchar(255)	latin1_swedish_ci		Yes	NULL			Change Drop More

Gambar 4.3 Tabel Atribut

d. Implementasi Tabel Dataset

Dalam tb_dataset terdapat 5 kolom yaitu id_dataset, nomor, nama, id_atribut, dan id_nilai. Tabel dataset dapat dilihat pada Gambar 4.4.

#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
<input type="checkbox"/> 1	id_dataset	int(11)			No	None		AUTO_INCREMENT	Change Drop More
<input type="checkbox"/> 2	nomor	int(11)			Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/> 3	nama	varchar(255)	latin1_swedish_ci		Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/> 4	id_atribut	varchar(16)	latin1_swedish_ci		Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/> 5	id_nilai	int(11)			Yes	NULL			Change Drop More

Gambar 4.4 Tabel Dataset

e. Implementasi Tabel Grafik

Dalam tb_grafik terdapat 2 kolom yaitu kategori dan total. Tabel ini dapat dilihat pada Gambar 4.5.

#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
<input type="checkbox"/> 1	kategori	varchar(11)	latin1_swedish_ci		No	None			Change Drop More
<input type="checkbox"/> 2	total	int(16)			Yes	NULL			Change Drop More

Gambar 4.5 Tabel Grafik

f. Implementasi Tabel Nilai

Dalam tb_nilai terdapat 3 kolom yaitu id_nilai, id_atribut, dan nama_nilai. Tabel tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.6.

#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
<input type="checkbox"/>	1	id_nilai	int(11)		No	None		AUTO_INCREMENT	Change Drop More
<input type="checkbox"/>	2	id_atribut	varchar(255)	latin1_swedish_ci	No	None			Change Drop More
<input type="checkbox"/>	3	nama_nilai	varchar(255)	latin1_swedish_ci	No	None			Change Drop More

Gambar 4.6 Tabel Nilai

g. Impelementasi Tabel Rel Alternatif

Dalam tb_rel_alternatif terdapat 4 kolom yaitu id, kode_alternatif, id_atribut, dan id_nilai. Tabel Rel Alternatif dapat dilihat pada Gambar 4.7.

#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
<input type="checkbox"/>	1	ID	int(11)		No	None		AUTO_INCREMENT	Change Drop More
<input type="checkbox"/>	2	kode_alternatif	varchar(16)	latin1_swedish_ci	Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/>	3	id_atribut	varchar(16)	latin1_swedish_ci	Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/>	4	id_nilai	int(11)		Yes	NULL			Change Drop More

Gambar 4.7 Tabel Rel Alternatif

h. Impelementasi Tabel Testing

Dalam tb_testing terdapat 5 kolom yaitu id_testing, nomor, nama, id_atribut, dan id_nilai. Tabel testing dapat dilihat pada Gambar 4.8.

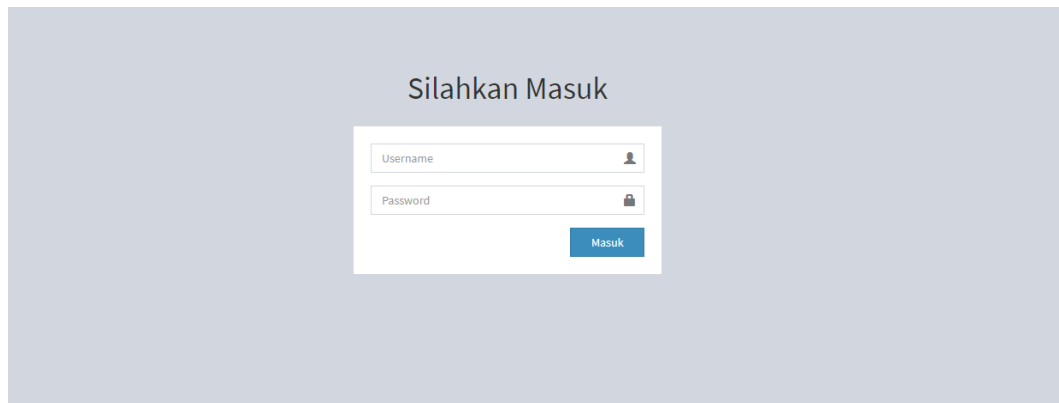
#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
<input type="checkbox"/>	1	id_testing	int(11)		No	None		AUTO_INCREMENT	Change Drop More
<input type="checkbox"/>	2	nomor	int(11)		Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/>	3	nama	varchar(255)	latin1_swedish_ci	Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/>	4	id_atribut	varchar(16)	latin1_swedish_ci	Yes	NULL			Change Drop More
<input type="checkbox"/>	5	id_nilai	int(11)		Yes	NULL			Change Drop More

Gambar 4.8 Tabel Testing

4.3 Implementasi Antarmuka

a. Halaman *Login* Admin

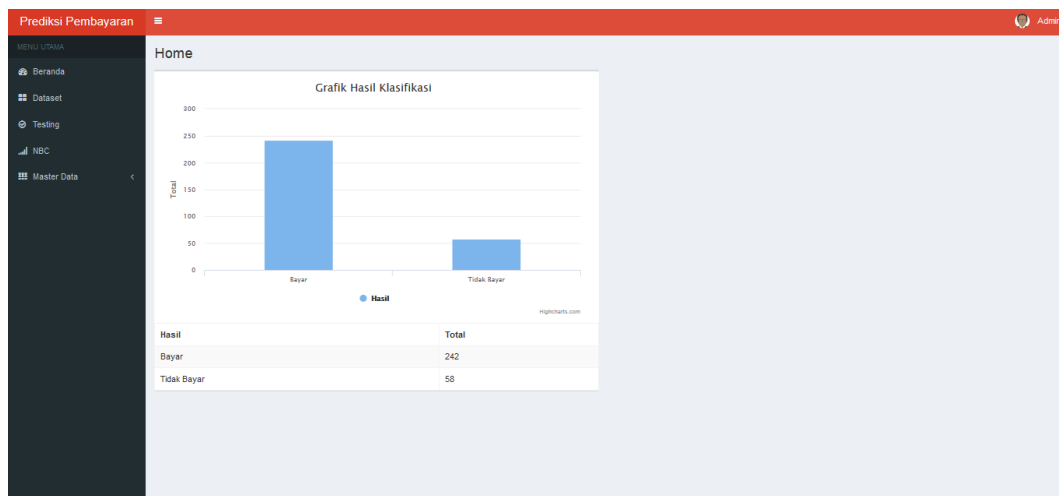
Halaman *login* merupakan halaman pertama ketika menjalankan aplikasi. Halaman ini berguna untuk pintu masuk admin ke dalam aplikasi. Implementasi halaman *login* admin dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Halaman Login Admin

b. Halaman Dashboard

Halaman ini merupakan halam awal ketika admin berhasil login. Halaman dashboard dapat dilihat pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Halaman Dashboard

c. Halaman Dataset

Halaman ini halaman untuk menampilkan tampilan dataset yang dimasukan ke dalam sistem. Halaman dataset dapat dilihat pada Gambar 4.11.

Prediksi Pembayaran

Data dataset

Refresh + Tambah Import

Show 25 entries Search:

Nomor	Aksi	Nama	Jurusan	Fakultas	Kategori Bayar	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Tempat Tinggal	Kendaraan Pribadi	Asal SMA	Pekerjaan Ibu	Gaji Ibu	Pekerjaan Ayah
1		Novrizal Al Arfan	Perbandingan Mazhab dan Hukum	SYARIAH DAN HUKUM	K3	Laki-Laki	SPAN	Bersama Orang Tua	Roda Dua	Bahasa	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)	0 S.D 400.000	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)
2		DENDI HENDRIANA	Akuntansi Syariah	SYARIAH DAN HUKUM	K2	Laki-Laki	Mandiri	Kost	Tidak Memiliki	Teknik Komputer dan Jaringan	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)	0 S.D 400.000	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)
3		DELA LESTARI	Pengembangan Masyarakat Islam	DAKWAH DAN KOMUNIKASI	K3	Perempuan	Mandiri	Wali	Tidak Memiliki	Keagamaan	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)	0 S.D 400.000	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)
4		JAFAR SIDIK	Manajemen Pendidikan Islam	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K3	Laki-Laki	UMPTKIN	Bersama Orang Tua	Roda Dua	Bahasa	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PHS
5		Mutiara Charitika	Pendidikan Guru MI (PGMI)	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K4	Perempuan	SPAN	Bersama Orang Tua	Tidak Memiliki	Bahasa	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PHS
6		HOTAN HALOMUAN RASARIEU	Pendidikan Agama Islam	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K3	Laki-Laki	Mandiri	Bersama Orang Tua	Tidak Memiliki	Keagamaan	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PHS
7		NADA ZULFA	Pendidikan Matematika	TARBIYAH DAN	K2	Perempuan	Mandiri	Bersama Orang Tua	Roda Dua	IPA	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PHS

Gambar 4.11 Halaman Dataset

d. Halaman Tambah dataset

Halaman tambah dataset merupakan halaman yang berguna untuk menambahkan dataset yang dilakukan oleh user. Halaman tambah dataset dapat dilihat pada Gambar 4.12.

Prediksi Pembayaran

Tambah dataset

Nomor *

2001

Nama *

Jurusan *

Administrasi Publik

Fakultas *

ADAB DAN HUMANIORA

Kategori Bayar *

K1

Jenis Kelamin *

Laki-Laki

Jalur Masuk *

Mandiri

Tempat Tinggal *

Asrama

Kendaraan Pribadi *

Roda Dua

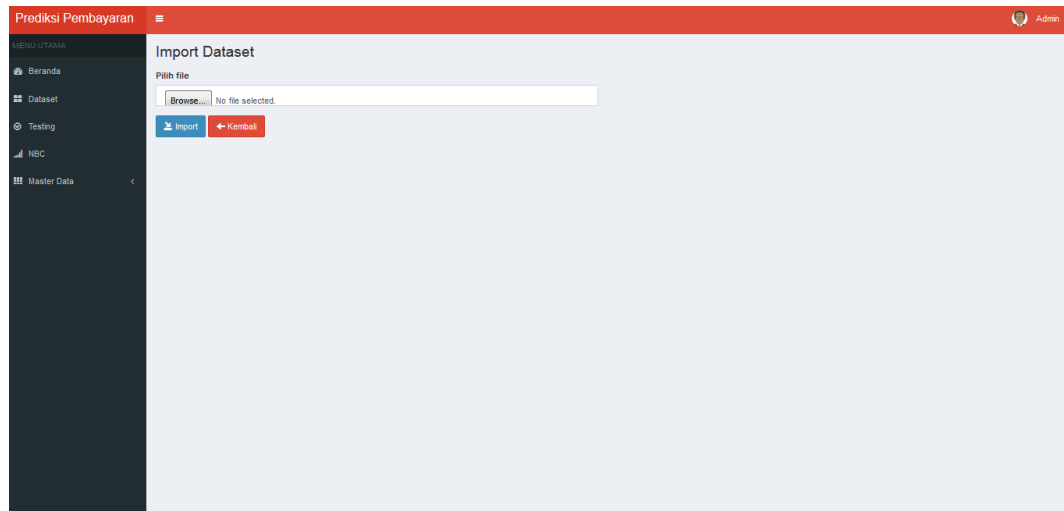
Asal SMA *

Administrasi Perkantoran

Gambar 4.12 Halaman Tambah dataset

e. Halaman Import Dataset

Halaman ini merupakan halaman untuk melakukan import dataset yang dilakukan oleh user. Halaman import dataset dapat dilihat pada Gambar 4.13.



Gambar 4.13 Halaman Import Dataset

f. Halaman Testing

Halaman ini merupakan halaman untuk menampilkan halaman testing. Halaman testing dapat dilihat pada Gambar 4.14.

Nomor	Aksi	Nama	Jurusan	Fakultas	Kategori Bayar	Jenis Kelamin	Jalur Masuk	Tempat Tinggal	Kendaraan Pribadi	Asal SMA	Pekerjaan Ibu	Gaji Ibu	Pekerjaan Ayah
1		Novrizal Al Arfan	Perbandingan Madzab dan Hukum	SYARIAH DAN HUKUM	K3	Laki-Laki	SPAN	Bersama Orang Tua	Roda Dua	Bahasa	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)	0 S.D 400.000	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)
2		DENDI HENDRIANA	Akuntansi Syariah	SYARIAH DAN HUKUM	K2	Laki-Laki	Mandiri	Kost	Tidak Memiliki	Teknik Komputer dan Jaringan	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)	0 S.D 400.000	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)
3		DELA LESTARI	Pengembangan Masyarakat Islam	DAKWAH DAN KOMUNIKASI	K3	Perempuan	Mandiri	Wali	Tidak Memiliki	Keagamaan	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)	0 S.D 400.000	Buruh (Tani/Pabrik /Bangunan)
4		JAFAR SIDIQ	Manajemen Pendidikan Islam	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K3	Laki-Laki	UMPTKN	Bersama Orang Tua	Roda Dua	Bahasa	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PNS
5		Muliana Chantika	Pendidikan Guru MI (PGMI)	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K4	Perempuan	SPAN	Bersama Orang Tua	Tidak Memiliki	Bahasa	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PNS
6		HOTAN HALOMUAN PASARBU	Pendidikan Agama Islam	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K3	Laki-Laki	Mandiri	Bersama Orang Tua	Tidak Memiliki	Keagamaan	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PNS
7		NADA ZULFA NOER	Pendidikan Matematika	TARBIYAH DAN KEGURUAN	K2	Perempuan	Mandiri	Bersama Orang Tua	Roda Dua	IPA	Guru/Dosen	0 S.D 400.000	PNS

Gambar 4.14 Halaman Testing

g. Halaman Tambah Testing

Halaman tambah testing merupakan halaman yang berguna untuk menambahkan testing yang dilakukan oleh user. Halaman tambah testing dapat dilihat pada Gambar 4.15.

Gambar 4.15 Halaman Tambah Testing

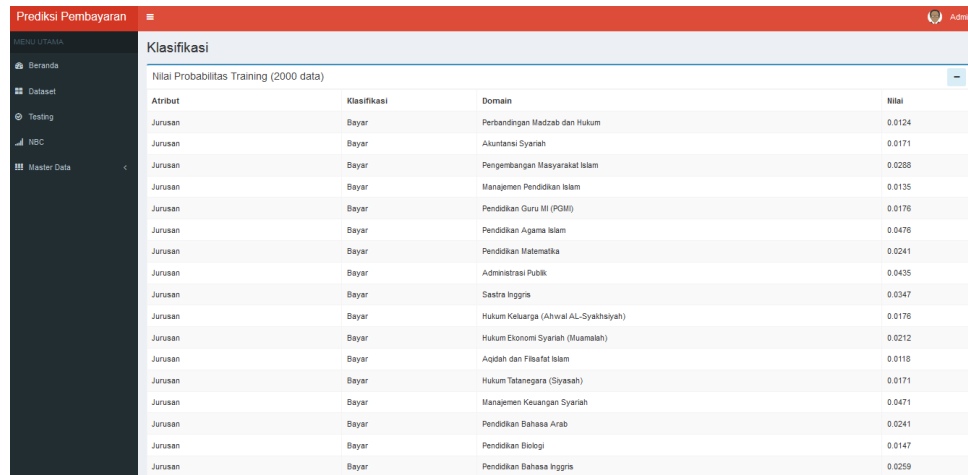
h. Halaman Import Testing

Halaman ini merupakan halaman yang digunakan user untuk mengimport testing. Halaman import testing dapat dilihat pada Gambar 4.16.

Gambar 4.16 Halaman Import Testing

i. Halaman *Naïve Bayes Classifier*

Halaman ini merupakan halaman untuk menampilkan hasil prediksi menggunakan algoritma *naïve bayes classifier*. Halaman ini dapat dilihat pada Gambar 4.17.

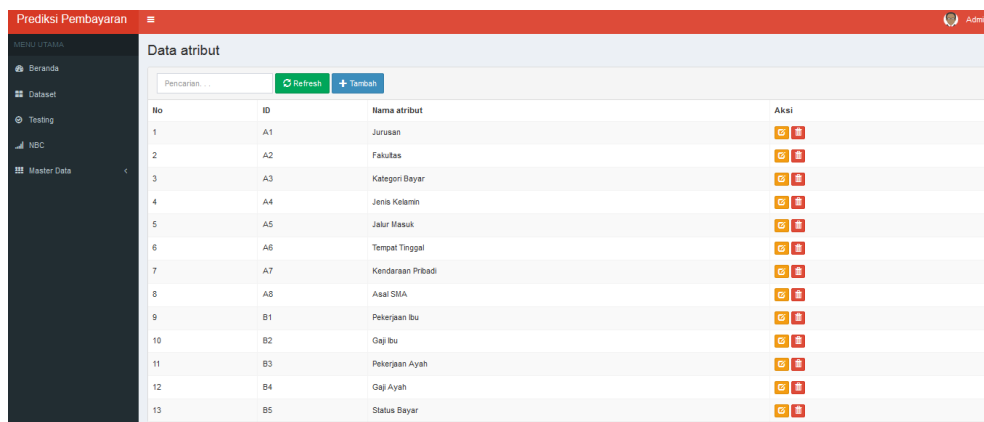




























Atribut	Klasifikasi	Domain	Nilai
Jurusan	Bayar	Perbandingan Mazhab dan Hukum	0.0124
Jurusan	Bayar	Akuntansi Syariah	0.0171
Jurusan	Bayar	Pengembangan Masyarakat Islam	0.0288
Jurusan	Bayar	Managemen Pendidikan Islam	0.0135
Jurusan	Bayar	Pendidikan Guru MI (PGMI)	0.0176
Jurusan	Bayar	Pendidikan Agama Islam	0.0476
Jurusan	Bayar	Pendidikan Matematika	0.0241
Jurusan	Bayar	Administrasi Publik	0.0435
Jurusan	Bayar	Sastra Inggris	0.0347
Jurusan	Bayar	Hukum Keluarga (Ahwal AL-Syakhshiyah)	0.0176
Jurusan	Bayar	Hukum Ekonomi Syariah (Muamalah)	0.0212
Jurusan	Bayar	Aqidah dan Filsafat Islam	0.0118
Jurusan	Bayar	Hukum Tata Negara (Siyasah)	0.0171
Jurusan	Bayar	Managemen Keuangan Syariah	0.0471
Jurusan	Bayar	Pendidikan Bahasa Arab	0.0241
Jurusan	Bayar	Pendidikan Biologi	0.0147
Jurusan	Bayar	Pendidikan Bahasa Inggris	0.0259

Gambar 4.17 Halaman *Naïve Bayes Classifier*

j. Halaman Atribut

Halaman Atribut merupakan halaman untuk menampilkan atribut yang digunakan untuk melakukan prediksi. Halaman atribut dapat dilihat pada Gambar 4.18.



No	ID	Nama atribut	Aksi
1	A1	Jurusan	 
2	A2	Fakultas	 
3	A3	Kategori Bayar	 
4	A4	Jenis Kelamin	 
5	A5	Jalur Masuk	 
6	A6	Tempat Tinggal	 
7	A7	Kendaraan Pribadi	 
8	A8	Asal SMA	 
9	B1	Pekerjaan Ibu	 
10	B2	Gaji Ibu	 
11	B3	Pekerjaan Ayah	 
12	B4	Gaji Ayah	 
13	B5	Status Bayar	 

Gambar 4.18 Halaman Atribut

k. Halaman Tambah Atribut

Halaman Tambah atribut merupakan halaman yang digunakan user untuk menambah data atribut yang akan menentukan parameter apa saja yang ditentukan dalam memprediksi hasil status pembayaran. Halaman tambah atribut dapat dilihat pada Gambar 4.19.

Gambar 4.19 Halaman Tambah Atribut

l. Halaman Nilai

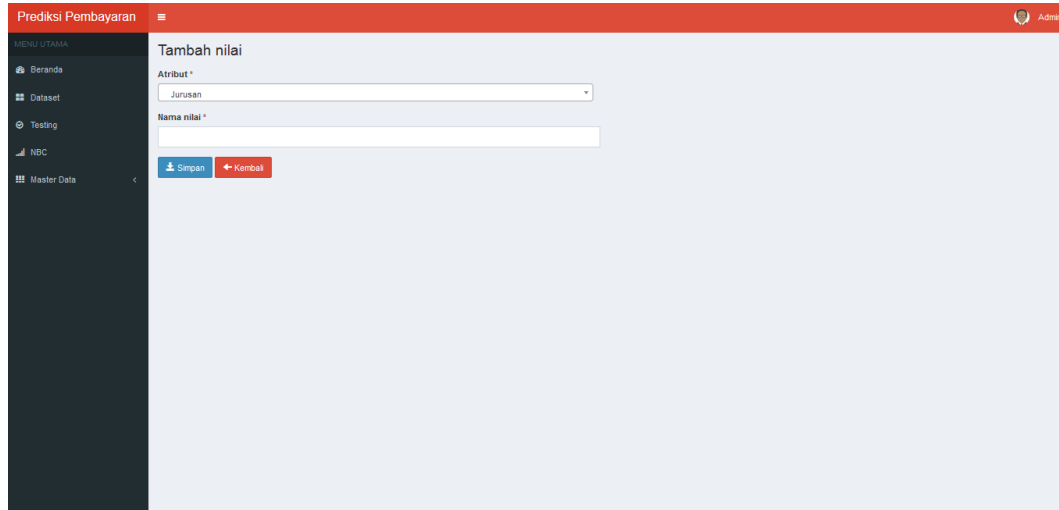
Halaman ini merupakan halaman untuk melihat nilai yang sudah ditambahkan oleh user. Halaman ini dapat dilihat pada Gambar 4.20.

No	Atribut	Nama nilai	Aksi
1	Jurusan	Administrasi Publik	[Minus] [Plus]
2	Jurusan	Agroteknologi	[Minus] [Plus]
3	Jurusan	Akuntansi Syariah	[Minus] [Plus]
4	Jurusan	Agama dan Filsafat Islam	[Minus] [Plus]
5	Jurusan	Bahasa dan Sastra Arab	[Minus] [Plus]
6	Jurusan	Bimbingan Konseling Islam	[Minus] [Plus]
7	Jurusan	Biologi	[Minus] [Plus]
8	Jurusan	Ekonomi Syariah	[Minus] [Plus]
9	Jurusan	Fisika	[Minus] [Plus]
10	Jurusan	Hukum Ekonomi Syariah (Muamalah)	[Minus] [Plus]
11	Jurusan	Hukum Keluarga (Ahwal AL-Syakhshiyah)	[Minus] [Plus]
12	Jurusan	Hukum Pidana Islam	[Minus] [Plus]
13	Jurusan	Hukum Tata Negara (Siyasah)	[Minus] [Plus]
14	Jurusan	Ilmu Al-Quran dan Tafsir	[Minus] [Plus]
15	Jurusan	Ilmu Hadis	[Minus] [Plus]

Gambar 4.20 Halaman Nilai

m. Halaman Tambah Nilai

Halaman tambah nilai merupakan halaman yang digunakan user untuk menambah data nilai yang dimana data tersebut terhubung dengan data atribut. Halaman tambah nilai dapat dilihat pada Gambar 4.21.



Gambar 4.21 Halaman Tambah Nilai

Berikut merupakan *Source Code* dari prediksi *Naïve Bayes* yang sudah diimplementasikan dari PsedoCode Algoritma naïve bayes.

```
<?php
class NBC_Class
{
    public $training;
    public $klasifikasi;
    public $rekap;
    public $rekap_klasifikasi;
    public $rekap_nilai;
    function __construct($training, $testing)
    {
        $this->preprocessing($training);
        $this->testing = $testing;
        $this->hitung();
        $this->hasil();
    }
}
```

```

    }

    function predict($key_data, $val_data){
        array_pop($val_data);
        $arr = array();
        foreach($val_data as $key => $val){
            foreach($this->rekap_nilai[$key] as $k => $v){
                if(isset($v[$val]))
                    $arr[$k][$val] = $v[$val];
                else
                    $arr[$k][$val] = 0;
            }
        }
        $arr2 = array();
        $total_data = array_sum($this->rekap_klasifikasi);
        foreach($arr as $key => $val){
            $arr2[$key] = $this->rekap_klasifikasi[$key] / $total_data;
            print_r($this->rekap_klasifikasi[$key]);
            foreach($val as $k => $v){
                $arr2[$key] *= $v;
            }
        }
        $this->total[$key_data] = $arr2;
        arsort($arr2);
        $this->hasil[$key_data] = key($arr2);
    }

    function hasil(){
        foreach($this->testing as $key => $val){
            $this->predict($key, $val);
        }
    }

    function hitung(){
        $this->rekap = array();
        $arr = array();
        foreach($this->training as $key => $val){
            foreach($val as $k => $v){
                if(isset($arr[$k][$this->klasifikasi[$key]][$v]))
                    $arr[$k][$this->klasifikasi[$key]][$v]++;
                else
                    $arr[$k][$this->klasifikasi[$key]][$v] = 1;
            }
        }
    }

```



```

    }

    }

    $this->rekap = $arr;

    $this->rekap_klasifikasi = array_count_values($this->klasifikasi);

    $arr = array();

    foreach($this->rekap as $key => $val){

        foreach($val as $k => $v){

            foreach($v as $a => $b){

                $arr[$key][$k][$a] = $b / $this->rekap_klasifikasi[$k];

            }

        }

    }

    $this->rekap_nilai = $arr;

}

function preprocessing($training){

    $atribut = array_keys(current($training));

    $this->atribut = $atribut;

    end($atribut);

    $target = current($atribut);

    array_pop($this->atribut);

    $this->training = array();

    foreach($training as $key => $val){

        foreach($val as $k => $v){

            if($k==$target)

                $this->klasifikasi[$key] = $v;

            else

                $this->training[$key][$k] = $v;

        }

    }

}

?>

```

4.4 Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan agar menemukan kesalahan atau error pada sistem yang telah di bangun. Pengujian ini menggunakan teknik black box agar berfokus pada spesifikasi fungsional pada perangkat lunak. Berikut ini adalah teknik pengujian

yang akan dilakukan pada aplikasi prediksi calon mahasiswa baru yang akan melakukan pembayaran atau tidak.

4.4.1 Pengujian *Black Box*

a. Pengujian Login Admin

Tabel 4.1 Pengujian *Login User*

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
1	Menguji sistem login admin	Admin mengisi username dan password dengan benar.	Sistem memberikan pesan login berhasil dan sistem mengarahkan langsung ke halaman dashboard	✓	
		Admin mengisi username dengan benar dan password dengan salah maupun sebaliknya.	Sistem memberikan pesan bahwa password yang diisi salah maupun sebaliknya.	✓	
		Admin tidak mengisi username dan password	Sistem memberikan pesan bahwa	✓	

b. Pengujian Dataset

Tabel 4.2 Pengujian Dataset

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
1	Menguji menu dataset	Admin menambah dataset	Sistem memberikan pesan bahwa dataset berhasil diisi	✓	
		Admin mengubah dataset	Sistem memberikan	✓	

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
			pesan bahwa dataset berhasil diubah		
		Admin menghapus dataset	Sistem memberikan pesan bahwa dataset berhasil dihapus	✓	
		Admin menambah/mengubah dataset dengan salah	Sistem memberikan pesan bahwa dataset gagal ditambah atau diubah	✓	

c. Pengujian Testing

Tabel 4.3 Pengujian *Testing*

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
1	Menguji menu testing	Admin menambah data testing	Sistem memberikan pesan bahwa data testing berhasil diisi	✓	
		Admin mengubah data testing	Sistem memberikan pesan bahwa data testing berhasil diubah	✓	
		Admin menghapus data testing	Sistem memberikan pesan bahwa data testing berhasil dihapus	✓	
		Admin menambah/mengubah data testing salah	Sistem memberikan pesan bahwa data testing gagal ditambah atau diubah	✓	

d. Pengujian *Naïve Bayes Classifier*Tabel 4.4 Pengujian *Naïve Bayes Classifier*

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
1	Menguji menu NBC	Admin menambah data testing	Sistem memberikan pesan bahwa data testing berhasil diisi	✓	
		Admin menuju halaman nbc	Sistem memberikan halaman nbc dan hasil klasifikasi dari data testing yang telah ditambahkan	✓	
		Admin menghapus data testing	Sistem memberikan pesan bahwa data testing berhasil dihapus	✓	
		Admin menuju halaman nbc	Sistem memberikan pesan bahwa halaman ini eror	✓	

e. Pengujian Data Parameter

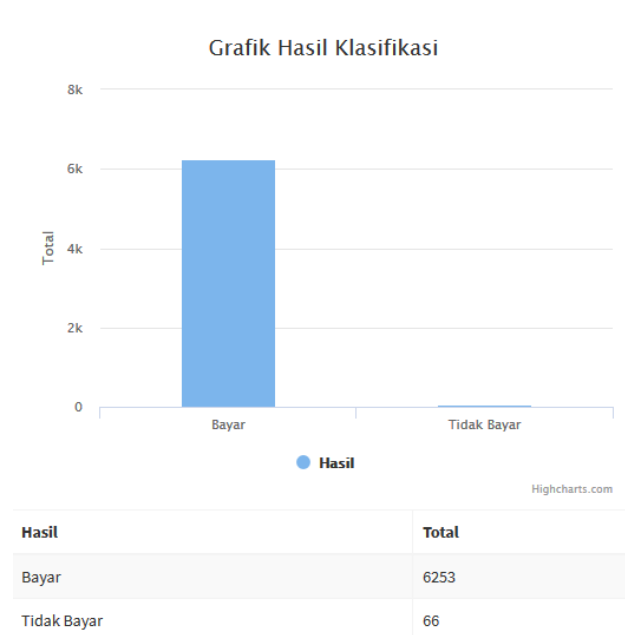
Tabel 4.5 Pengujian Dataset

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
1	Menguji menu masterdata	Admin menambah atribut/nilai	Sistem memberikan pesan bahwa	✓	

No	Pengujian	Skenario	Hasil yang diinginkan	Hasil	
				Berhasil	Tidak
			atribut/nilai berhasil diisi		
		Admin mengubah atribut/nilai	Sistem memberikan pesan bahwa atribut/nilai berhasil diubah	✓	
		Admin menghapus atribut/nilai	Sistem memberikan pesan bahwa atribut/nilai berhasil dihapus	✓	
		Admin menambah/mengubah atribut/nilai dengan salah	Sistem memberikan pesan bahwa atribut/nilai gagal ditambah atau diubah	✓	

4.4.2 Pengujian Sistem

Gambar dibawah menjelaskan tentang grafik status pembayaran dari hasil prediksi algoritma *naïve bayes* dengan calon mahasiswa baru yang melakukan pembayaran 6253 dan yang tidak melakukan pembayaran 66 calon mahasiswa baru.



Gambar 4.22 Pengujian Sistem

4.4.3 Pengujian *Confusion Matrix*

Dalam menghitung akurasi, aplikasi ini menggunakan *confusion matrix* untuk menentukan akurasi. *Confusion matrix* diaplikasi pada 300 data testing yang sudah disiapkan, data testing tersebut telah selesai dihitung dengan menggunakan algoritma naïve bayes kemudian hasil dari perhitungan tersebut digunakan dalam menentukan akurasi dengan menggunakan *confusion matrix*.

Tabel 4.6 *Confusion Matrix* Status Bayar

Class Asli dari status bayar	Predicted Class	
	Teridentifikasi Bayar oleh <i>Naïve Bayes</i>	Teridentifikasi Tidak Bayar oleh <i>Naïve Bayes</i>
Bayar	5702 (TP)	474 (FP)
Tidak Bayar	37 (FN)	27 (TN)

Tabel diatas merupakan hasil perhitungan dari data testing yang telah selesai di hitung oleh *naïve bayes*. Untuk melakukan proses kinerja pada data mining maka diperlukan perhitungan presision, recal, dan akurasi.

a. Presisi

$$= TP / (TP+FP) * 100\%$$

Dengan memakai data pada tabel kinerja maka :

$$= 5702 / (474+5702) * 100\%$$

$$= 5702 / 6176 * 100\%$$

$$= 0,92325 * 100\%$$

$$= 92,325$$

b. Recall

$$= TP / (FN+TP)*100\%$$

$$= 5702 / (37+5702)*100\%$$

$$= 5702 / 5739 * 100\%$$

$$= 0,99355 * 100\%$$

$$= 99,355$$

c. Akurasi

$$= (TN + TP) / (TP + TN + FP + FN) * 100\%$$

$$= (27 + 5702) / (5702 + 27 + 37 + 474) * 100\%$$

$$= 5729 / 6240 * 100\%$$

$$= 0,91811 * 100\%$$

$$= 91,811\%$$

Akurasi yang dihasilkan yaitu 91,811%

Berdasarkan pengujian diatas maka penulis dapat mengambil kesimpulan bahwa perangkat lunak yang digunakan dapat digunakan secara fungsional, memberikan informasi sesuai dengan yang diharapkan dan menghasilkan akurasi 91,811%.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari hasil analisis prediksi calon mahasiswa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak dengan menggunakan algoritma *naïve bayes* adalah sebagai berikut :

- a. Algoritma Naïve Bayes yang diterapkan pada aplikasi ini memberikan hasil yang cukup akurat dalam menentukan predisksi calon mahasiwa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak.
- b. Algoritma Naïve Bayes ini memberikan tingkat akurasi yang sangat besar yaitu 91,811%% dengan data testing yang digunakan sebanyak 6240 data.

5.2 Saran

Agar kerja dari aplikasi prediksi ini berjalan lebih optimal, penulis memberikan beberapa saran, yaitu :

- a. Perlu adanya penambahan kriteria atau atribut untuk memperbesar dari prediksi calon mahasiswa baru yang akan lanjut melakukan pembayaran atau tidak.
- b. Perlu adanya *maintance* sistem secara berkala untuk menghindari ada bug pada aplikasi prediksi ini.
- c. Perlu adanya pengujian data yang belum terklasifikasi sama sekali.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fadhilah Rama, “Lima Jalur Pendaftaran, UIN Bandung Akan Terima 5700 Mahasiswa Baru,” *SUAKAONLINE*, 2018. [Online]. Available: <http://suakaonline.com/12827/2018/04/26/lima-jalur-pendaftaran-uin-bandung-akan-terima-5700-mahasiswa-baru/>. [Accessed: 30-Mar-2019].
- [2] M. H. Rifqo, A. Wijaya, and J. Pseudocode, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Dalam Penentuan Pemberian Kredit,” vol. IV, no. September, pp. 120–128, 2017.
- [3] D. Wahyudi, A. H. Mirza, M. Kom, P. H. Merrieayu, and M. Kom, “IMPLEMENTASI DATA MINING DENGAN NAIVE BAYES CLASSIFIER UNTUK MENDUKUNG STRATEGI PROMOSI (Studi kasus Universitas Bina Darma Palembang),” pp. 1–10.
- [4] A. Saleh, “Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga,” *Citec J.*, vol. 2, no. 3, pp. 207–217, 2015.
- [5] M. Efendi, “IMPLEMENTASI DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DALAM MENENTUKAN PENGUNDURAN DIRI CALON MAHASISWA PADA UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO SEMARANG Muhammad Efendi,” pp. 1–5, 2014.
- [6] I. A. A. Amra and A. Y. A. Maghari, “Students performance prediction using KNN and Naïve Bayesian,” *ICIT 2017 - 8th Int. Conf. Inf. Technol. Proc.*, pp. 909–913, 2017.
- [7] PUPUT SHINTA DEWI, “SISTEM PREDIKSI PENGUNDURAN DIRI PESERTA DIDIK MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER,” *Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 1–11, 2016.
- [8] Sfenrianto, I. Purnamasari, and R. B. Bahaweres, “Naive Bayes classifier algorithm and Particle Swarm Optimization for classification of cross selling (Case study: PT TELKOM Jakarta),” *Proc. 2016 4th Int. Conf. Cyber IT Serv. Manag. CITSM 2016*, no. 3, pp. 3–6, 2016.
- [9] P. M. Swamidass, “Prototype Model,” pp. 595–595, 2000.
- [10] H. Wasiati and D. Wijayanti, “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kelayakan Calon Tenaga Kerja Indonesia Menggunakan Metode Naive Bayes,” *J. Ilm. NERO*, vol. 1, no. 4, pp. 1–7, 2014.
- [11] D. K. Ilmiah and P. T. Informatika, “IMPLEMENTASI METODE NAIVE BAYES CLASSIFICATION DALAM KLASIFIKASI KELAYAKAN CALON PENDONOR DARAH (STUDI KASUS PMI KAB . DEMAK),” pp. 1–5, 2016.
- [12] I. A. Dahlia, “Perbandingan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Prediksi Perceraian: Studi kasus Pengadilan Agama Cimahi,” 2017.
- [13] Nurdin and D. Astika, “Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis

- Penjualan Barang Dengan Pada Supermarket Sejahtera Lhokseumawe,” vol. 6, no. 1, pp. 134–155, 2015.
- [14] D. M. Bates and D. G. Watts, “Data Mining,” *Nonlinear Regres. Anal. Its Appl.*, vol. 32, no. 2, p. 90, 1988.
 - [15] Adrian Satria Putra, “KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFICATION (STUDI KASUS POSYANDU NGUDI LUHUR),” 2018.
 - [16] Aditya, F. Marisa, and D. Purnomo, “Penerapan Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan di Toko Gudang BM,” *Jointecs*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, 2016.
 - [17] I. A. Dahlia, “PERBANDINGAN METODE NAIVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK PREDIKSI PERCERAIAN (Studi Kasus : Pengadilan Agama Cimahi),” Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung, 2017.
 - [18] T. Rosandy, “Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier dengan Metode Decision Tree Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan,” vol. 02, no. 01, pp. 52–62, 2016.
 - [19] A. Indriani, “Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, vol. 20, no. ISSN: 1907-5022, pp. 5–10, 2014.
 - [20] S. Dharwiyanti and S. R. Wahono, “Pengantar Unified Modeling LAnguage (UML),” *IlmuKomputer.com*, pp. 1–13, 2003.
 - [21] A. S. Rosa and S. M., *Rekayasa Perangkat Lunak*. Bandung, 2014.
 - [22] F. K. S. Alexander, *Kitab Suci WEB PROGRAMMING*. Yogyakarta, 2011.
 - [23] D. A. Hadi, *Ebook Belajar HTML & CSS Dasar*. 2008.
 - [24] T. T. A. and M. Muis, *Mastering Kode HTML*. 2005.
 - [25] Thidi, “Mengenal Framework Twitter Bootstrap dan Penggunaannya Pada Website,” *thidiweb.com*. [Online]. Available: <https://thidiweb.com/pengertian-bootstrap/>. [Accessed: 27-Oct-2018].
 - [26] B. Sidik, *FRAMEWORK CODEIGNITER*. Bandung, 2012.