

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metode Pengumpulan Data

Dalam menyusun penelitian ini, diperlukan data – data informasi yang relatif lengkap sebagai bahan yang mendukung kebenaran materi pembahasan sehingga dilakukan pengumpulan data untuk mendapatkan informasi atau materi yang diperlukan. Adapun metode pengumpulan data dalam penelitian ini dapat dijabarkan sebagai berikut :

3.1.1 Studi Literatur

Metode ini digunakan untuk mencari sumber – sumber atau data yang mendukung dan diperlukan dalam penelitian yang bisa diperoleh dari membaca buku – buku referensi, artikel atau jurnal penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya. Berikut adalah penelitian terkait yang pernah dilakukan sebelumnya dapat dilihat pada table 3.1 :

Tabel 3.1 Penelitian Terkait

No	Judul	Nama	Tahun	Kesimpulan
1	Sistem Pendukung Keputusan Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode <i>Naive Bayes</i>	Diana Laily Fithri, Eko Darmanto	2014	Metode <i>Naive Bayes</i> mampu memprediksi kelulusan mahasiswa dengan tingkat akurasi 93%. Variabel yang paling menentukan mahasiswa lulus tepat waktu adalah status pekerjaan mahasiswa dan status mahasiswa
2	Perbandingan: Prediksi Prestasi Belajar Mahasiswa Menggunakan Teknik Data Mining (Study Kasus : Fasilkom Unsika)	Sofi Defiyanti	2014	Dari penelitian yang telah dilakukan maka didapat <i>Naive Bayes</i> merupakan teknik data mining yang memiliki akurasi yang paling tinggi jika dibandingkan dengan decision tree dan artificial neural network. <i>Naive Bayes</i> juga memiliki waktu yang paling cepat untuk membangun model dibandingkan dua model lain. <i>Naive Bayes</i> termasuk kedalam good classification dilihat dari ROC Curve.

Tabel 3.1(Lanjutan)

3	Metode Naive Bayes Untuk Prediksi Kelulusan (Studi kasus: Data Mahasiswa Baru Perguruan Tinggi)	Asrul Ashari Muin	2014	Naive Bayes dapat melakukan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. Nilai Presentase keakuratan menunjukkan keefektifan dataset. Penerimaan Mahasiswa Baru yang diterapkan ke dalam metode Naive Bayes Clasification. Impelementasi Naive bayes menggunakan aplikasi WEKA dapat menelusuri karakteristik atribut dari dataset dengan luaran Pilihan Lulus. Pengelompokkan Pilihan Lulus dilakukan berdasarkan atribut terpilih yaitu Prodi, Pilihan Pertama, Pilihan Kedua dan Nilai Rata-rata.
4	Prediksi Mahasiswa Drop Out Menggunakan Metode Support Vector Machine	Siti Nurhayati	2015	Algoritma Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan untuk melakukan prediksi mahasiswa drop out dengan menggunakan variabel input data individu dan evaluasi IP dan IPK mahasiswa dengan variabel output mahasiswa drop out dan non drop out. Faktor-faktor yang mempengaruhi penyebab mahasiswa drop out yaitu faktor non akademik dan akademik.
5	Implementasi Metode Simple Additive Weighting (SAW) Dalam Memprediksi Calon Mahasiswa Dropout STMIK STIKOM Bali	A.A Gede, Putra Ratu Asmara	2015	Dari Hasil pengujian yang dilakukan, sistem dapat berjalan secara optimal dengan kebutuhan untuk mahasiswa Dropout

Tabel 3.1(Lanjutan)

6	Penerapan Data Mining dengan Menggunakan Metode Clustering K-Mean Untuk Mengukur Tingkat Ketepatan Kelulusan Mahasiswa Program Teknik Informatika S1 Fakultas Ilmu Komputer Universitas Dian Nuswantoro Semarang Tahun Ajaran 2012/2013	Rizal Akbar	2014	Hasil yang diperoleh diantaranya adalah kelompok mahasiswa yang berpotensi mengalami drop out, artinya mahasiswa-mahasiswa yang termasuk dalam anggota cluster yang berpotensi dropout dapat dijadikan acuan untuk mempermudah pengambilan keputusan terhadap mahasiswa yang bersangkutan.
7	<i>Implementation of Naive Bayes Classification Method To Product Graduation Time Of IBI Darmajaya Scholar</i>	Ketut Artaye	2015	Hasil prediksi <i>Naive Bayes</i> dengan 20 data <i>training</i> menghasilkan prediksi 20% lulus cepat, 35% lulus tepat waktu dan 45% lulus terlambat. Atribut dengan jenis kelamin perempuan memiliki kesempatan yang lebih besar untuk lulus cepat atau tepat waktu.
8	Algoritma Naive Bayes untuk Mencari Perkiraan Waktu Studi Mahasiswa	Arief Jananto	2013	Fungsi prediksi dengan memanfaatkan teknik data mining menggunakan algoritma naive bayes telah dapat dibuat dan digunakan untuk memprediksi (menentukan kelas) dari masa studi atau ketepatan masa studi dari mahasiswa dengan data training dan data training yang telah diperoleh.

3.1.2 Observasi

Metode ini digunakan untuk memperoleh data dengan cara melakukan pengamatan secara langsung untuk mendapatkan data yang diperlukan. Data penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini diambil dari data mahasiswa angkatan 2010 – 2013 yang didapatkan dari Biro Administrasi

Akademis Kemahasiswaan (BAAK) IIB Darmajaya. Data ini akan digunakan sebagai training dalam proses prediksi.

3.1.2.1 Data Training

Data training adalah data yang diambil berdasarkan suatu data dalam suatu sumber acuan yaitu data dari mahasiswa angkatan 2010 – 2013.

3.2 Metode Pengembangan Perangkat Lunak

Pada tahapan pengumpulan perangkat lunak, penelitian ini dilakukan berdasarkan metode pengembangan sistem yang dipilih yaitu metode pengembangan sistem *waterfall*.

3.2.1 Analisis

Tahap ini merupakan tahap awal yang terdiri dari beberapa tahap yang diperlukan dalam proses pengembangan perangkat lunak yang akan dibuat.

3.2.1.1 Analisa kebutuhan *Non Fungsional*

Analisa kebutuhan *non fungsional* adalah sebuah langka dimana seseorang pembangun perangkat lunak menganalisis sumber daya yang akan menggunakan perangkat lunak yang dibangun. Analisis kebutuhan *non fungsional* tidak hanya menganalisis siapa saja yang akan menggunakan aplikasi tetapi juga menganalisis perangkat keras dan perangkat lunaka agar aplikasi dapat berjalan dengan baik. Analisis *non fungsional* yang dilakukan dibagi dalam tiga tahapan, yaitu :

a. Analisis Kebutuhan Pengguna (*Admin*)

Aplikasi prediksi mahasiswa yang berpotensi mendapatkan status *dropout* ini akan digunakan oleh semua pihak Jurusan dan BAAK dengan ketentuan sebagai berikut:

1. Terbiasa menggunakan aplikasi yang ada di sistem operasi Windows.
2. Terbiasa menggunakan *browser* seperti Mozilla Firefox, Google Chrome atau Microsft EDGE atau *browser* lain.
3. Memiliki pengetahuan tentang XAMPP dan *database*.

b. Analisis Kebutuhan Perangkat Keras (*Hardware*)

Kebutuhan *hardware* yang disarankan untuk menjalankan aplikasi ini agar dapat berjalan lancar minimal memiliki spesifikasi sebagai berikut :

1. Processor 1,5 Ghz
2. RAM 2 GB
3. Monitor dengan kualitas warna 32 *bit* dengan resolusi 1024 x 768 *pixel*.

c. Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat lunak yang dikembangkan dalam prediksi mahasiswa yang berpotensi mendapatkan status *dropout* ini berbasis *website* yang dijalankan secara lokal (*localhost*). Perangkat lunak yang disarankan untuk menjalankan aplikasi ini adalah sebagai berikut :

1. Sistem Operasi Windows.
2. XAMPP.
3. *Browser* Internet (Mozilla Firefox, Google Chrome, Microsoft EDGE atau *browser* lain).

3.2.1.2 Analisis Data

Pada tahap ini akan dijelaskan tentang sumber data yang digunakan dan tahap *pra-processing* data.

1. Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari bagian BAAK IIB Darmajaya berupa data angkatan 2010 -2013. Total jumlah mahasiswa yang di dapatan dapat dilihat pada tabel 3.2 dan semua data tersebut dapat dilihat pada lampiran:

Tabel 3.2 Sumber Data

No	Angkatan	Jumlah Mahasiswa
1	2010	10
2	2011	40
3	2012	115
4	2013	261
Total		426

1. Tahap *Pra-Processing*

Sebelum data siap digunakan, data tersebut harus melewati tahap *pra-processing*. *Pra-processing* merupakan tahap untuk menyiapkan data mentah dengan tujuan agar data tersebut siap dipelajari. Proses ini dilakukan menggunakan bantuan dari Microsoft Excel.

a. *Data Selection*

Tahap pertama yang harus dilakukan adalah *data selection* yaitu dengan memilih atribut – atribut yang diperlukan serta membuang atribut yang tidak dibutuhkan. Adapun atribut yang terpilih untuk *data training* adalah sebagai berikut :

Tabel 3.3 Atribut Yang Digunakan Dalam Data Training

Atribut	Keterangan
NPM	Nomor Pokok Mahasiswa (NPM) adalah kode yang dimiliki mahasiswa sebagai nomer unik identitas diperguruan tinggi
Nama	Merupakan nama lengkap mahasiswa yang bersangkutan
Jurusan	Merupakan keterangan jurusan pada mahasiswa yang bersangkutan.
IPK	Merupakan keterangan Indeks Prestasi Kumulatif mahasiswa yang bersangkutan.
Presensi	Merupakan absensi keterangan mahasiswa yang bersangkutan
Status Organisasi	Merupakan kegiatan organisasi mahasiswa yang bersangkutan.
Status Warning	Hasil dari mahasiswa yang beresiko <i>dropout</i> .

Atribut hasil merupakan atribut baru yang dibuat sebagai variabel keputusan. Atribut hasil dibuat berdasarkan data mahasiswa yang masih aktif yang akan diklasifikasi menjadi 2 keputusan yaitu tidak mendapatkan status *dropout* atau mendapatkan status *dropout*.

a. Data Training

Data *training* adalah data yang digunakan untuk membentuk sebuah model ini merupakan representasi pengetahuan yang akan digunakan untuk memprediksi suatu data. Dalam hal data dapat dilihat pada tabel 3.5 dan selengkapnya dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 3.4 Penggunaan Data *Training*

No	Angkatan	Jumlah Mahasiswa
1	2010	10
2	2011	40
3	2012	115
4	2013	261
	Total	426

3.2.1.3 Tahapan Algoritma *Naive Bayes*

Dalam penelitian ini akan diimplementasikan metode *Naive Bayes* untuk memprediksi mahasiswa yang beresiko mendapatkan status *dropout*. Adapun atribut yang digunakan untuk memprediksi mahasiswa yang beresiko mendapatkan status *dropout*.

a. Penentuan atribut yang akan digunakan

Pada penelitian ini digunakan Jurusan, Kelas, Presensi, IPK (Indeks Prestasi Kumulatif) dan UKM (Unit Kegiatan Mahasiswa). Berikut ini adalah rincian dari atribut dan nilai atribut yang digunakan dalam perhitungan Algoritma *Naive Bayes*.

Tabel 3.5 Atribut Jurusan

Nama Atribut	Nilai Atribut
Jurusan	<ul style="list-style-type: none"> • Teknik Informatika • Teknik Komputer • Manajemen Informatika • Sistem Informasi • Sistem Komputer • Manajemen • Akuntansi

Tabel 3.6 Atribut Presensi

Nama Atribut	Nilai Atribut
Presensi	<ul style="list-style-type: none"> • ≤ 75 • >75

Tabel 3.7 Atribut IPK

Nama Atribut	Nilai Atribut
IPK	<ul style="list-style-type: none"> • < 3 • $>3 \ \& \ \leq 3,5$ • $\geq 3,5$

Tabel 3.8 Atribut UKM

Nama Atribut	Nilai Atribut
UKM	<ul style="list-style-type: none"> • Ya • Tidak

b. Menentukan data set yang digunakan pada data training.

Pada data set ini digunakan data yang diambil pada data training angkatan 2010 – 2013 yang dapat dilihat pada table 3.11 yang selengkapny dapat dilihat pada lampiran.

Tabel 3.9 Data set data Training

1311200007	Elihenita Lusuaranik	Akuntansi	2012	AKTIF	54,13	2,90	Tidak	Ya
1311200139	Felma Penny Leman Jaya	Akuntansi	2012	AKTIF	88,93	2,52	Tidak	Ya
1311200172	Fianestika Carolina S Pama	Akuntansi	2012	AKTIF	72,58	1,88	Ya	Ya
1311200117	Galver Pragasika	Akuntansi	2012	AKTIF	29,49	1,28	Ya	Ya
1311200023	Henrika Brian F Rani	Akuntansi	2012	AKTIF	77,68	1,82	Ya	Ya
1311200092	Henrik Apriyadi	Akuntansi	2012	AKTIF	71,88	1,17	Ya	Ya
1311200062	Katul Kertayasa	Akuntansi	2012	AKTIF	71,59	1,86	Ya	Ya
1311200144	M Anif Mulyawati	Akuntansi	2012	AKTIF	86,29	2,81	Tidak	Ya
1311200042	Mico Haryanto Putra	Akuntansi	2012	AKTIF	89,29	1,83	Ya	Ya
1311200192	Mitra Sukma Perdana	Akuntansi	2012	AKTIF	92,75	2,25	Ya	Ya
1311200137	Nadya Anjelita	Akuntansi	2012	AKTIF	53,55	1,49	Ya	Ya
1311200162	Nehy Novia Eka Saputri	Akuntansi	2012	AKTIF	58,75	1,70	Ya	Ya
1311200006	Angga Wahyuni	Teknik Informatika	2013	AKTIF	81,62	2,57	Tidak	Ya
1311200007	Amalia Widyaningrum	Teknik Informatika	2013	AKTIF	89,24	2,97	Tidak	Tidak
1311200052	Arby Kusnawan	Teknik Informatika	2013	AKTIF	87,50	2,19	Ya	Ya
1311200071	Arif Sugatniko	Teknik Informatika	2013	AKTIF	87,15	2,66	Tidak	Tidak
1311200084	Ash Billy Safira Octiani	Teknik Informatika	2013	AKTIF	81,23	2,49	Ya	Ya
1311200091	Bagus Gibran Agung Rayuto	Teknik Informatika	2013	AKTIF	80,11	2,52	Tidak	Tidak
1311200007	Feba Sella Janti	Teknik Informatika	2013	AKTIF	96,81	2,43	Ya	Ya
1311200101	Dani Saputra	Teknik Informatika	2013	AKTIF	87,68	2,57	Tidak	Tidak
1311200078	Divali Lintang Arya Dita	Teknik Informatika	2013	AKTIF	81,01	1,97	Ya	Ya
1311200112	Dwi Nanda Wislatama	Teknik Informatika	2013	AKTIF	52,46	1,99	Ya	Ya
1311200105	Ely Juliantika	Teknik Informatika	2013	AKTIF	86,58	2,18	Ya	Ya
1311200085	Febri Kusuma Putra	Teknik Informatika	2013	AKTIF	88,19	2,25	Ya	Ya
1311200134	Helmi Daffi Julita	Teknik Informatika	2013	AKTIF	86,42	1,99	Ya	Ya
1311200132	Hendriana Pratama	Teknik Informatika	2013	AKTIF	83,18	3,17	Tidak	Tidak
1311200075	Indra Saputra	Teknik Informatika	2013	AKTIF	86,23	2,96	Tidak	Tidak
1311200008	Jufriandah Awal Prasetya Aji	Teknik Informatika	2013	AKTIF	88,22	3,03	Tidak	Tidak
1311200022	Kiki	Teknik Informatika	2013	AKTIF	44,13	2,18	Tidak	Ya
1311200098	M Anief Rizmaawan	Teknik Informatika	2013	AKTIF	83,42	3,20	Tidak	Tidak
1311200138	Mandakaba Saputri	Teknik Informatika	2013	AKTIF	84,75	2,97	Tidak	Tidak
1311200042	Mochammasul Adhyadina Oktli	Teknik Informatika	2013	AKTIF	71,02	2,71	Tidak	Ya
1311200109	Muchlis Dwi Putra	Teknik Informatika	2013	AKTIF	96,91	0,78	Ya	Ya
1311200097	Muhammad Fauzan	Teknik Informatika	2013	AKTIF	83,83	2,22	Ya	Ya
1311200048	Nanang Agung Nugriho	Teknik Informatika	2013	AKTIF	59,62	2,71	Tidak	Ya
1311200126	Nisa Melvianah	Teknik Informatika	2013	AKTIF	47,14	3,40	Tidak	Ya
1311200117	Pamsungkas Tri Angara	Teknik Informatika	2013	AKTIF	80,63	0,51	Ya	Ya
1311200026	Purnawanto	Teknik Informatika	2013	AKTIF	84,45	3,42	Tidak	Tidak
1311200072	Ridho Listyo Primadi	Teknik Informatika	2013	AKTIF	92,31	2,89	Tidak	Tidak
1311200024	Roberio Santoso	Teknik Informatika	2013	AKTIF	84,44	2,97	Tidak	Tidak
1311200045	Roby Ardiansyah	Teknik Informatika	2013	AKTIF	84,38	2,32	Ya	Ya
1311200076	Rully Arya Nuridin	Teknik Informatika	2013	AKTIF	76,38	0,99	Ya	Ya
1311200089	Selvan Atri Cahyo	Teknik Informatika	2013	AKTIF	84,72	3,14	Tidak	Tidak
1311200088	Suwarno Duta Pularia	Teknik Informatika	2013	AKTIF	84,53	2,79	Tidak	Tidak
1311200067	Unggul H Hilaria	Teknik Informatika	2013	AKTIF	93,44	2,39	Ya	Ya
1311200025	Wahyu Anggata	Teknik Informatika	2013	AKTIF	83,28	2,63	Tidak	Tidak
1311200014	Wass Piamoro	Teknik Informatika	2013	AKTIF	86,18	2,77	Tidak	Tidak
1311200019	Ahmad Zamrudhi Rizal	Teknik Informatika	2013	AKTIF	94,27	3,04	Tidak	Tidak
1301200013	Dimas Rangga Hasti Deyi	Teknik Komputer	2013	AKTIF	83,89	1,78	Ya	Ya
1301200003	Melika Adi Pratama	Teknik Komputer	2013	AKTIF	76,28	2,07	Ya	Ya
1301200008	Richard Erick Sinarjantak	Teknik Komputer	2013	AKTIF	85,84	0,58	Ya	Ya
1301200012	Arif Wamali	Manajemen Informatika	2013	AKTIF	81,88	2,28	Ya	Ya
1301200007	Enika Putri Aniyani	Manajemen Informatika	2013	AKTIF	84,92	2,77	Tidak	Ya

c. Menghitung jumlah atribut yang digunakan.

Pada perhitungan data set ini digunakan untuk menghitung seluruh jumlah per- atribut yang akan digunakan pada saat perhitungan kasus baru. Yang dapat dilihat pada table 3.12.

Tabel 3.10 Perhitungan Seluruh Atribut

Presensi			
Presensi	Kasus Dropout Ya	Hasil	Perhitungan Naïve Bayes
>=75	Ya	157	0,504823151
<75	Ya	154	0,495176849
Jumlah Kasus Ya		311	1
Preinsi	Kasus Dropout Tidak	Hasil	
>=75	Tidak	115	1
<75	Tidak	0	0
Jumlah Kasus Tidak		115	1
IPK			
IPK	Kasus Dropout Ya	Hasil	Perhitungan Naïve Bayes
IPK <3	Ya	296	0,951768489
IPK >=3&<3,5	Ya	13	0,041800643
IPK >=3.5	Ya	2	0,006430868
Jumlah kasus ya		311	1
IPK	Kasus Dropout Tidak	Hasil	
IPK <3	Tidak	72	0,626086957
IPK >=3&<3,5	Tidak	35	0,304347826
IPK >=3.5	Tidak	8	0,069565217
Jumlah kasus tidak		115	1
Organisasi			
Organisasi	Kasus Dropout Ya	Hasil	Perhitungan Naïve Bayes
Ya	Ya	241	0,774919614
Tidak	Ya	70	0,225080386
Jumlah Kasus Ya		311	1
Organisasi	Kasus Dropout Tidak	Hasil	
Tidak	Tidak	115	1
Ya	Tidak	0	0
Jumlah Kasus Tidak		115	1

d. Atribut Keputusan

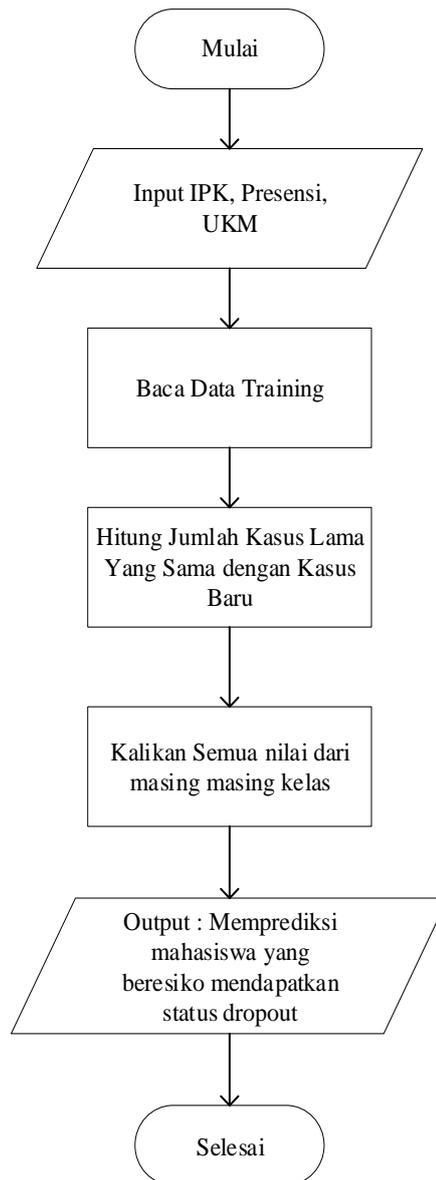
pada atribut keputusan merupakan data yang berfungsi untuk menentukan hasil keputusan. Dalam pengelompokan data sudah ditentukan secara tetap agar tidak terjadi kesalahan dalam perhitungan proses program. Data keputusan hanya memiliki dua buah nilai yaitu *dropout* ya dan tidak.

3.2.2 Desain

Merupakan tahap penerjemah dari kebutuhan perangkat lunak atau data yang telah di analisis kedalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pemakai.

3.2.2.1 Flowchart Aplikasi

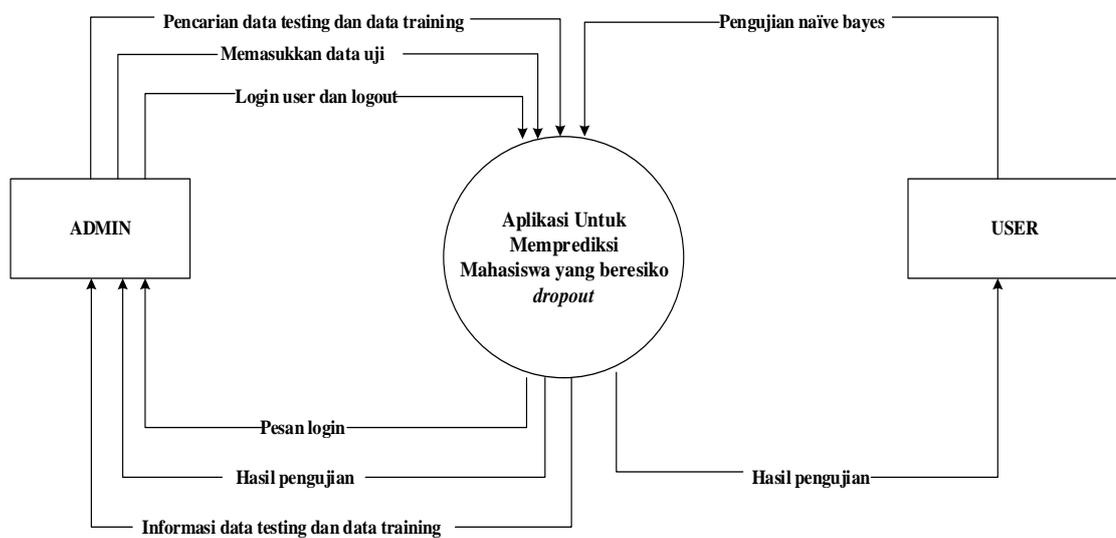
Flowchart aplikasi yang digunakan untuk membangun sebuah sistem dalam memprediksi mahasiswa yang beresiko mendapatkan status *dropout* adalah sebagai berikut :



Gambar 3.1 Flowchart Aplikasi

3.2.2.2 Diagram Konteks

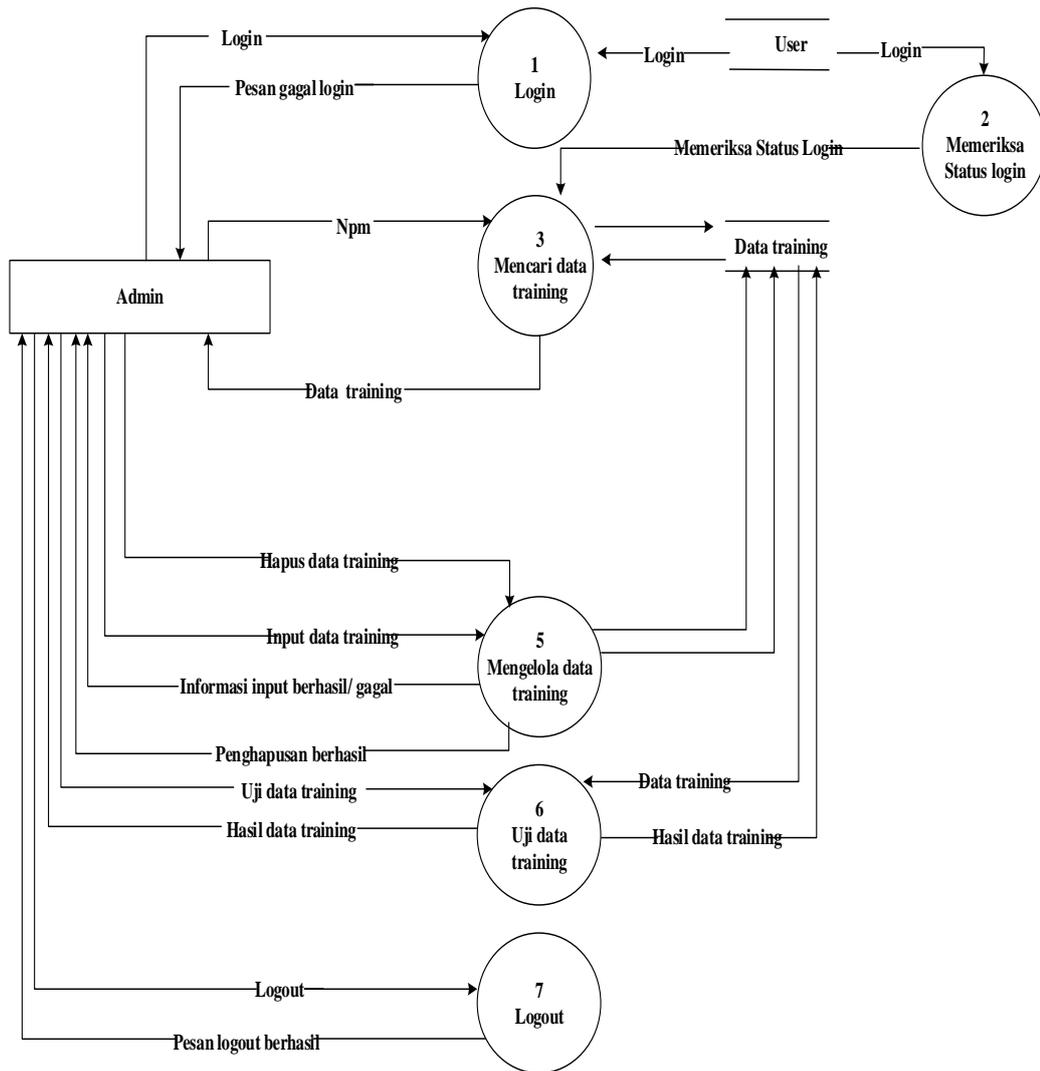
Diagram konteks merupakan diagram pertama dalam rangkaian suatu DFD yang menggambarkan entitas – entitas yang berhubungan dengan sistem. Dibawah ini merupakan diagram konteks pada aplikasi untuk memprediksi mahasiswa yang berpotensi *dropout* yang terdapat 1 entitas yaitu *user* yang dapat *login* kedalam sistem, melakukan CRUDS (*Create, Read, Update, Delete, Search*) terhadap data *training* dan juga melakukan pengujian data *training*.



Gambar 3.2 Diagram Konteks Aplikasi Prediksi mahasiswa yang berpotensi *dropout*

3.2.2.3 DFD (*Data Flow Diagram*)

Setelah diagram konteks tersebut, tahap selanjutnya adalah membuat *data flow diagram* (DFD) level 1 untuk menjelaskan proses aplikasi dari diagram konteks yang telah terbentuk. Dapat dilihat pada gambar 3.3 sebagai berikut:



Gambar 3.3 DFD Level 1 Aplikasi Prediksi mahasiswa yang berpotensi *Dropout*

Gambar diatas merupakan DFD level 1 dari aplikasi prediksi mahasiswa yang berpotensi *dropout* yang dibagi menjadi beberapa proses, guna untuk menjelaskan fungsi – fungsi dan arus data yang mengalir pada aplikasi tersebut, berikut proses – proses yang terlibat pada DFD level 1.

Tabel 3.11 Proses -proses yang terlibat di dalam DFD level 1

No	Proses	Keterangan
1	No. Proses	1
	Nama Proses	<i>Login</i>
	Sumber	<i>Admin</i>
	<i>Input</i>	<i>Login</i>
	<i>Output</i>	Pesan <i>login</i> gagal
	Deskripsi	Proses untuk mengakses atau menjalankan aplikasi prediksi mahasiswa yang beresiko <i>dropout</i>
	Logika Proses	1. <i>Admin</i> Memaksukan <i>username</i> dan <i>password</i> 2. Jika berhasil, maka akan menampilkan halaman <i>home</i> dan jika ggal (<i>username</i> dan <i>password</i>) salah maka akan menampilkan pesan gagal login.
2	No. Proses	2
	Nama Proses	Memeriksa status <i>login</i>
	Sumber	<i>Login</i>
	<i>Input</i>	<i>login</i>
	Deskripsi	Proses yang digunakan untuk memeriksa apakah user sudah melakukan login untuk dapat mengakses fungsi – fungsi yang ada di dalam aplikasi
	Logika Proses	1. Setelah login berhasil dilakukan maka admin dapat mengakses semua fungsi – fungsi yang ada didalam aplikasi. 2. Jika admin belum login maka fungsi – fungsi di dala aplikasi tidak bias di akses

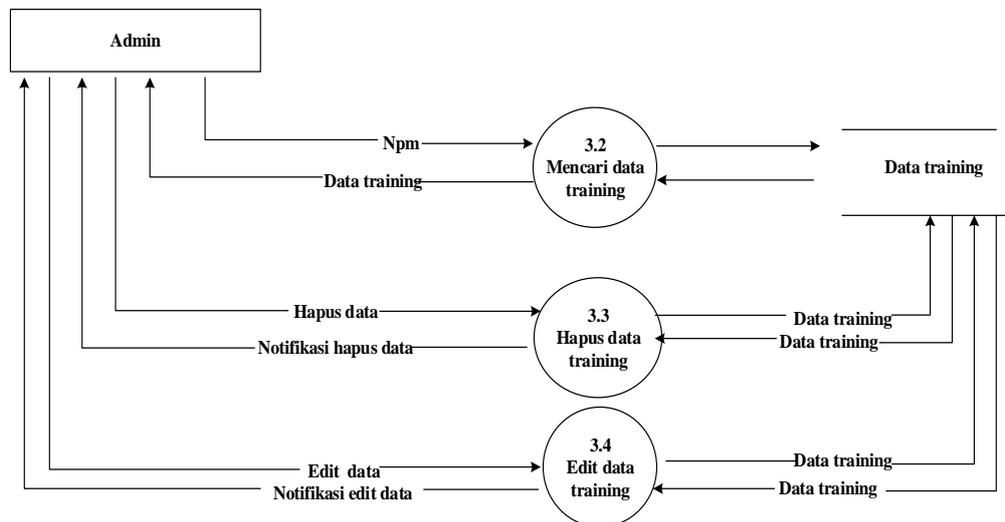
Tabel 3.11 (Lanjutan)

No	Proses	Keterangan
3	No. Proses	3
	Nama Proses	Mencari <i>data training</i>
	Sumber	<i>Admin, Data training</i>
	<i>Input</i>	<i>Data training</i>
	<i>Output</i>	<i>Data training</i>
	Deskripsi	Proses untuk mencari data training yang terdapat pada <i>database data training</i> dengan menggunakan npm untuk memanggil data training yang dicari.
	Logika Proses	1. <i>admin</i> Masukan npm mahasiswa untuk mencari data training 2. Jika berhasil, maka akan menampilkan data training yang dicari.
4	No. Proses	4
	Nama Proses	Mengelola data training
	Sumber	<i>User, Data training</i>
	<i>Input</i>	Hapus dan edit <i>Data training</i>
	<i>Output</i>	Edit dan penghapusan <i>Data training</i>
	Deskripsi	Proses untuk mengelola data training yang digunakan untuk mengedit data training dan untuk menghapus data training
	Logika Proses	1. <i>admin</i> mengedit data yang akan di edit dan penghapusan dalam data <i>training</i>
		2. Perintah akan di proses baik berupa edit data dan penghapusan data.

Tabel 3.11 (Lanjutan)

No	Proses	Keterangan
6	No. Proses	6
	Nama Proses	Uji data <i>training</i>
	Sumber	<i>Admin, Data Training, Atribut</i>
	input	<i>data training</i>
	<i>output</i>	Hasil <i>Data training</i>
	Deskripsi Logika Proses	<p>Proses untuk mengelolah data uji pada data training sehingga dapat menghasilkan suatu data training yang sudah dikelola dan terdapat nilai akurasi setiap pengujian data berhasil.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. User akan memasukan data yang akan diuji. 2. Setelah proses uji selesai dilakukan maka admin akan ditampilkan berupa data uji beserta nilai akurasi pada setiap masing – masing output baik yang terkena <i>dropout</i> atau tidak .

Berikut ini adalah gamabr DFD level 2 hasil dari dekomposisi proses mengelola *data training* pada DFD level 1 :



Gambar 3.4 DFD Level 2 Aplikasi Prediksi mahasiswa yang berpotensi *Dropout*

Tabel 3.12 Proses – Proses yang terlibat didalam DFD Level 2

No	Proses	Keterangan
1	No. Proses	3.1
	Nama Proses	Pencarian <i>data training</i>
	Sumber	<i>Admin, Data training</i>
	<i>Input</i>	<i>Data training</i> yang akan dari berdasarkan npm
	<i>Output</i>	Informasi pencarian <i>Data training</i>
	Deskripsi	Proses untuk mencari <i>data training</i> berdasarkan npm sehingga user dapat melihat data yang dicari pada <i>data training</i> .
	Logika Proses	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Admin</i> memasukan data yang akan di dicari dan dalam <i>data training</i>. 2. Perintah akan di proses untuk mencari data training.
3	No. Proses	3.2
	Nama Proses	hapus data training
	Sumber	<i>Admin, Data Training</i>
	<i>output</i>	Notifikasi hapus data berhasil
	Deskripsi	Proses untuk menghapus data training yang sudah tidak diperlukan lagi untuk nanti dpat diisi oleh data training yang baru.
	Logika Proses	<ol style="list-style-type: none"> 1. admin akan memasukan data uji yang akan dihapus. 2. Setelah itu data uji yang berhsil dihapus akan menampilkan notifikasi penghapusan data berhasil.

Tabel 3.14 (lanjutan)

4	No. Proses	3.4
	Nama Proses	Edit data training
	Sumber	<i>Admin, Data Training</i>
	<i>output</i>	Notifikasi edit data berhasil
	Deskripsi	Proses untuk mengedit data training yang sudah di inputkan dan akan mengganti kata atau mengisi data yang salah saat menginput data sebelumnya.
	Logika Proses	<ol style="list-style-type: none"> 1. admin akan memasukan data uji yang akan diedit. 2. Setelah itu data uji yang berhasil di edit akan menampilkan notifikasi edit data berhasil.

3.2.2.4 Rancangan Database

Berikut ini adalah rancangan relasi antar tabel pada data *database* aplikasi prediksi mahasiswa yang beresiko *dropout* yang dibuat berdasarkan CDM (*Conceptual Data Model*). Model rancangan *database* ini akan diterapkan dalam *database* *mysql*.

Berikut ini adalah rancangan dari masing – masing tabel yang ada dalam *database* aplikasi prediksi mahasiswa yang beresiko *dropout*.

a. Rancangan Tabel *Admin*

Table *admin* merupakan table yang berisi data – data *admin* yang dapat mengakses aplikasi prediksi mahasiswa yang beresiko *dropout*. Tabel berguna untuk autentikasi *user* yang akan menggunakan aplikasi.

Tabel 3.13 Rancangan Tabel *Admin*

Nama Field	Tipe data	Length	Keterangan
user	Varchar	30	Not null, primary key
password	Varchar	30	Not null

b. Rancangan tabel *Data_Training*

Tabel *data_training* merupakan tabel yang berfungsi untuk menyimpan *data training* yaitu data mahasiswa *aktif*.

Tabel 3.14 Rancangan Tabel *Data_Training*.

Nama Field	Tipe Data	Length	Keterangan
datatraining	integer	11	Not null, primary key, auto increment
npm	varchar	15	Not null
nama	varchar	30	Not null
jurusan	varchar	20	Not null
presensi	varchar	4	Not null
ipk	float	4	Not null
statusorg	varchar	2	Not null
statuswarm	varchar	10	Not null

3.2.2.5 Rancangan Tampilan

Perancangan tampilan merupakan suatu bentuk dari program yang akan dibuat untuk kebutuhan *interface* dengan *user*. Spesifikasi tampilan atau antarmuka terdiri dari perancangan menu dan halaman *website*.

a. Rancangan Menu Website

Rancangan tampilan digunakan untuk mempermudah dalam membangun aplikasi. Berikut ini akan dijelaskan rancangan dari masing – masing layar yang akan ditampilkan dalam aplikasi ini.

1. Rancangan tampilan untuk *user*.

The design shows a web page layout. At the top is a title bar: "Aplikasi Prediksi Mahasiswa Yang Beresiko Dropout". Below this is a navigation bar with "HOME" on the left and "Pengujian" on the right. A sidebar on the left contains "PENGUJIAN" and "Logout". The main content area, titled "Pengujian", contains a form with the following fields: "Nama", "Npm", "Jurusan", "Presensi", "IPK", and "UKM", each with an adjacent input box. A "Test" button is positioned below these fields.

Gambar 3.5 Rancangan halaman pengujian *user*

2. Rancangan Login admin dari aplikasi prediksi mahasiswa yang beresiko *dropout*.

The design shows a simple login form with two input fields. The first field is labeled "Username" and the second field is labeled "Password".

Gambar 3.6 Rancangan halaman login admin

3. Rancangan Tampilan Halaman Training

Berikut ini adalah rancangan tampilan halaman *data training* yang digunakan untuk menampilkan *data training* yang ada di dalam *database*. . Yang berisi halaman table data training dan mempunyai beberapa tombol button yang di gunakan untuk mencari data training, mengedit data training dan untuk menghapus data training.

Aplikasi Prediksi Mahasiswa Yang Beresiko <i>Dropout</i>																													
HOME	DATA TRAINING																												
DATA TRAINING	Tabel Data Training																												
PENGUJIAN	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th>No</th> <th>Nama</th> <th>Npm</th> <th>jurusan</th> <th>Presensi</th> <th>IPK</th> <th>Status org</th> <th>Status warn</th> <th>Hasil pengujian</th> <th>Hapus /edit</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>xxxx</td> <td>xxxx</td> <td>xxxxx</td> <td>Xxxx</td> <td>xxxx</td> <td>xxxx</td> <td>xxxx</td> <td></td> <td></td> </tr> </tbody> </table>									No	Nama	Npm	jurusan	Presensi	IPK	Status org	Status warn	Hasil pengujian	Hapus /edit	1	xxxx	xxxx	xxxxx	Xxxx	xxxx	xxxx	xxxx		
No	Nama	Npm	jurusan	Presensi	IPK	Status org	Status warn	Hasil pengujian	Hapus /edit																				
1	xxxx	xxxx	xxxxx	Xxxx	xxxx	xxxx	xxxx																						
Logout	<div style="margin-bottom: 10px;"> <input style="width: 80%;" type="text"/> <input style="background-color: black; color: white; padding: 2px 10px;" type="button" value="Cari"/> </div> <div style="margin-bottom: 10px;"> <input style="width: 80%;" type="text"/> </div> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th>No</th> <th>Nama</th> <th>Npm</th> <th>jurusan</th> <th>Presensi</th> <th>IPK</th> <th>Status org</th> <th>Status warn</th> <th>Hasil pengujian</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>xxxx</td> <td>xxxx</td> <td>xxxxx</td> <td>Xxxx</td> <td>xxxx</td> <td>xxxx</td> <td>xxxx</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>									No	Nama	Npm	jurusan	Presensi	IPK	Status org	Status warn	Hasil pengujian	1	xxxx	xxxx	xxxxx	Xxxx	xxxx	xxxx	xxxx			
No	Nama	Npm	jurusan	Presensi	IPK	Status org	Status warn	Hasil pengujian																					
1	xxxx	xxxx	xxxxx	Xxxx	xxxx	xxxx	xxxx																						

Gambar 3.7 Tampilan Tabel data training

4. Rancangan Tampilan Halaman Pengujian

Dalam rancangan tampilan pengujian ini merupakan rancangan input data baru untuk mahasiswa yang beresiko *dropout* dan mahasiswa yang tidak beresiko *dropout* dan dengan memiliki nilai akurasi.

Aplikasi Prediksi Mahasiswa Yang Beresiko <i>Dropout</i>	
HOME	Pengujian
DATA TRAINING	Nama <input type="text"/>
PENGUJIAN	Npm <input type="text"/>
Logout	Jurusan <input type="text"/>
	Presensi <input type="text"/>
	IPK <input type="text"/>
	UKM <input type="text"/>
	<input type="button" value="Test"/>

Gambar 3.8 Tampilan Rancangan Pengujian

Berikut adalah gambar dari tampilan rancangan pengujian untuk aplikasi prediksi mahasiswa yang beresiko *dropout* dan tidak berserta nilai akurasi.

Aplikasi Prediksi Mahasiswa Yang Beresiko <i>Dropout</i>	
HOME	DATA PENGUJIAN
DATA TRAINING	Data Pengujian Prediksi Mahasiswa
PENGUJIAN	
Logout	

Gambar 3.9 Rancangan Tampilan Data Pengujian