

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Pendidikan merupakan sesuatu yang sangat penting, namun tidak semua orang dapat menempuh pendidikan sesuai yang diharapkan. Salah satu permasalahan pendidikan di Indonesia adalah tingginya biaya pendidikan khususnya untuk memperoleh gelar sarjana. Biaya yang diperlukan tidak sedikit untuk menyelesaikan studi di perguruan tinggi sehingga memperoleh gelar sarjana.

Untuk mengatasi masalah tingginya biaya pendidikan, salah satu cara yang dilakukan oleh pemerintah lewat Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi Kementerian Pendidikan Nasional dan Kebudayaan, mengupayakan pemberian bantuan biaya pendidikan bagi mahasiswa yang orang tua atau walinya kurang mampu membiayai pendidikan, dalam bentuk Bantuan Biaya Mahasiswa (BBM).

Beasiswa merupakan hal yang sangat didambakan oleh setiap mahasiswa, sehingga hampir setiap ada peluang untuk memperoleh beasiswa, banyak mahasiswa yang mengumpulkan berkas lamaran beasiswa. Dengan banyaknya peminat beasiswa, secara tidak langsung akan mengakibatkan proses seleksi menjadi lebih lama. Hal ini dikarenakan data yang banyak dan prosedur penilaian berkas mahasiswa yang masih dilakukan secara manual. Disisi lain, kriteria yang dinilai relatif tidak berubah, sehingga mengakibatkan data-data yang digunakan untuk menilai sering terjadi pengulangan atau memiliki sebuah kesamaan antara data lama dan data baru.

Sistem pendukung pengambilan keputusan merupakan bagian dari sistem informasi berbasis komputer (termasuk sistem berbasis pengetahuan) yang dipakai untuk mendukung dalam pengambilan keputusan pada suatu organisasi. Pendekatan statistis mulai digunakan untuk membantu menyelesaikan

permasalahan yang mengandung ketidakpastian dan *robustness*. *Soft computing* merupakan salah satu pendekatan penyelesaian masalah tersebut. (Zhang, 2007).

Berdasarkan uraian diatas maka judul tesis yang akan diambil adalah “**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PENERIMA BEASISWA DENGAN MENGGUNAKAN *NEAREST NEIGHBOR* DAN *NAIVE BAYESIAN CLASSIFICATION*”**”

1.2 Identifikasi Masalah

Dari uraian diatas maka dapat diidentifikasi masalah sebagai berikut:

1. Sistem pengambilan keputusan untuk menentukan penerima beasiswa BBM masih belum optimal yaitu menggunakan sistem seleksi berkas.
2. Setiap ada pengajuan beasiswa yang diajukan mahasiswa, maka untuk menganalisa berkas pengajuan beasiswa BBM membutuhkan waktu yang relatif lama.
3. Model ini untuk mengetahui tingkat akurasi antara metode *nearest neighbor* dan *naive bayesian classification* dalam menentukan penerima beasiswa BBM.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka secara garis besar dapat dirumuskan permasalahan dalam penelitian ini.

Bagaimana membandingkan metode algoritma *Nearest Neighbor* dan *Naive Bayesian Classification* untuk mengetahui metode algoritma mana yang tepat digunakan untuk pengambilan keputusan penerima beasiswa BBM.

1.4 Batasan Masalah

Penelitian yang dilakukan memiliki batasan masalah sebagai berikut :

1. Dari hasil pemodelan data dengan menggunakan algoritma tersebut dipergunakan untuk sebuah pengambilan keputusan dalam penentuan penerima beasiswa BBM.
2. Data mahasiswa diambil dari STMIK MITRA Lampung.

1.5 Tujuan Penelitian

Tujuan dari dilakukannya penelitian ini diantaranya :

1. Memodelkan data dengan menggunakan algoritma *Nearest Neighbor* dan *Naive Bayesian Classification*, hasil dari pemodelan data tersebut diharapkan menghasilkan satu pemodelan data yang cocok untuk menentukan penerima beasiswa BBM.
2. Membandingkan dua metode algoritma *Nearest Neighbor* dan *Naive Bayesian Classification* untuk mengetahui metode yang tepat digunakan dalam menentukan penerima beasiswa BBM.
3. Membangun sebuah perangkat lunak yang berfungsi dalam sebuah pengambilan keputusan di dalam penentuan penerima beasiswa BBM.

1.6 Manfaat Penelitian

1. Untuk menghasilkan rekomendasi keputusan pada mahasiswa yang layak dan berhak menerima atau mendapatkan beasiswa BBM.
- 2 Memberikan referensi bagi studi dan penelitian selanjutnya yang meminati dan mengembangkan penelitian ini.

1.7 Sistematika Penulisan

Laporan penelitian ini terdiri dari lima bab dengan sistematika penulisan adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pembahasan pada bab ini adalah tentang penjelasan mengenai latar belakang, permasalahan, batasan penelitian, tujuan dan manfaat penelitian serta sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN TEORI

Pembahasan pada bab ini adalah mengenai landasan teori yang digunakan dalam penelitian, yaitu kajian teori yang mendukung penelitian dalam hal ini adalah *Nearest Neighbor* dan *Naive Bayesian Classification* dan studi literatur yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pembahasan pada bab ini adalah penjelasan mengenai tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan dan membahas mengenai analisis permasalahan dan pengumpulan data-data yang dibutuhkan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan pada bab ini adalah menjabarkan analisa yang dilakukan untuk menguji hipotesa yang telah dirumuskan pada bab I, dengan menggunakan data-data yang didapatkan dari hasil penelitian.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pembahasan pada ini berisikan kesimpulan atau rangkuman dari penelitian serta saran dari penelitian yang dilakukan.

DARFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pengambilan Keputusan

Pada dasarnya pengambilan keputusan adalah bentuk pemilihan dari berbagai alternatif tindakan yang mungkin dipilih dengan proses tertentu serta diharapkan memperoleh sebuah keputusan yang terbaik.

Terdapat empat faktor dalam pengkajian masalah dalam pengambilan keputusan, yaitu :

1. Lingkungan

Karakteristik lingkungan menyulitkan pengambilan keputusan yaitu : ketidakpastian, kompleks, dinamis, persaingan dalam lingkungan dan keterbatasan sumber daya.

2. Kemampuan Manusia

Karakteristik kemampuan manusia yang harus dimiliki, yaitu : kecerdasan, persepsi (pemahaman dan pengalaman) dan falsafah (pandangan dan prinsip-prinsip hidup)

3. Intuisi

Hal atau proses intuisi harus rasional.

4. Keputusan VS Hasil

Untuk melihat kualitas keputusan adalah dengan melihat apakah keputusan tersebut konsisten dengan pilihan yang ada dan konsisten atas preferensi yang dimiliki pengambilan keputusan serta mencapai seperti yang ditargetkan.

2.2 Proses Pengambilan Keputusan

Dalam proses pengambilan keputusan terdapat model proses pengambilan keputusan yang terdiri dari tiga fase yaitu:

1. Penelurusan (*Intellegence*)

Tahap ini merupakan proses penelurusan dan pendeteksi dari lingkup problematika serta proses pengenalan masalah.

2. Perancangan (*Design*)

Tahap ini merupakan proses menemukan, mengembangkan dan menganalisis alternatif yang bisa dilakukan. Tahap ini meliputi proses untuk mengerti masalah, menurunkan solusi dan menguji kelayakan solusi. Beberapa hal yang dilakukan dalam pembentukan model tahap perancangan diantaranya :

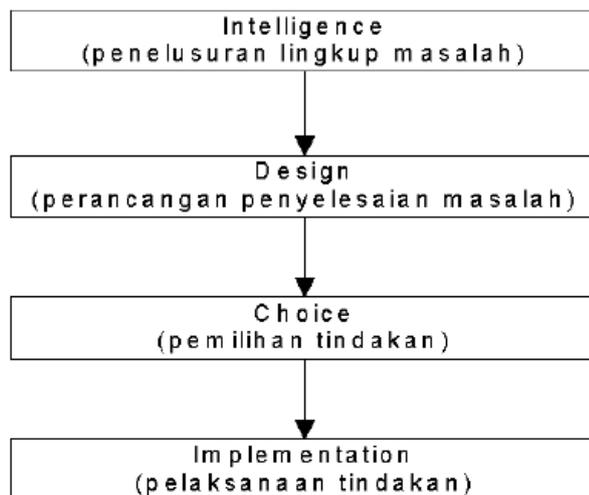
- ⌘ Strukturisasi model
- ⌘ Pemilihan kreteria untuk evaluasi, termasuk penetapan tingkat aspirasi untuk menetapkan suatu tujuan yang banyak.
- ⌘ Pengembangan alternatif.
- ⌘ Memperkirakan hasil, dikaitkan dengan ketersediaan informasi yang mempengaruhi ketidakpastian atau kepastian dari suatu hasil solusi.
- ⌘ Pengukuran hasil penetapan skenario.

3. Pemilihan

Dilakukan proses pemilihan diantara berbagai alternatif tindakan yang mungkin dijalankan.

4. Implementasi (*Implementation*)

Tahapan ini sebenarnya adalah bagian dari tahap 3, tahap ini merukan pelaksanaan dari keputusan yang diambil. Ditunjukkan pada gambar 2.1



Gambar 2.1 Proses Pengambilan Keputusan.

2.3 Sistem Pendukung Keputusan

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) atau *Decision Support System* (DSS) adalah sebuah sistem yang mampu memberikan kemampuan pemecahan masalah maupun kemampuan pengkomunikasian untuk masalah dengan kondisi semi terstruktur dan tak terstruktur. Sistem ini digunakan untuk membantu pengambilan keputusan dalam situasi semi terstruktur dan situasi yang tidak terstruktur, dimana tak seorangpun tahu secara pasti bagaimana keputusan seharusnya dibuat (Turban, 2001).

SPK bertujuan untuk menyediakan informasi, membimbing, memberikan prediksi serta mengarahkan kepada pengguna informasi agar dapat melakukan pengambilan keputusan dengan lebih baik. SPK merupakan implementasi teori-teori pengambilan keputusan yang telah diperkenalkan oleh ilmu-ilmu seperti *operation research* dan *menegement science*, hanya bedanya adalah bahwa jika dahulu untuk mencari penyelesaian masalah yang dihadapi harus dilakukan perhitungan iterasi secara manual (biasanya untuk mencari nilai minimum, maksimum, atau optimum), saat ini komputer PC telah menawarkan kemampuannya untuk menyelesaikan persoalan yang sama dalam waktu relatif singkat.

Sprague dan Watson mendefinisikan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) sebagai sistem yang memiliki lima karakteristik utama yaitu (Sprague et.al, 1993):

1. Sistem yang berbasis komputer.
2. Dipergunakan untuk membantu para pengambil keputusan.
3. Untuk memecahkan masalah-masalah rumit yang mustahil dilakukan dengan kalkulasi manual .
4. Melalui cara simulasi yang interaktif .
5. Dimana data dan model analisis sebagai komponen utama.

Kerangka dasar pengambilan keputusan menaherial dalam tipe keputusan dibagi menjadi :

1. Keputusan Terstruktur (*structured decision*)

Keputusan terstruktur adalah keputusan yang dilakukan secara berulang-ulang dan bersifat rutin. Informasi yang dibutuhkan spesifik, terjadwal, sempit, interaktif, *real time*, internal, dan detail. Prosedur yang dilakukan untuk pengambilan keputusan sangat jelas. Keputusan ini terutama dilakukan pada manajemen tingkat bawah.

2. Keputusan Tidak Terstruktur (*unstructured decision*)

Keputusan tidak terstruktur adalah keputusan yang penanganannya rumit karena tidak terjadi berulang-ulang atau tidak selalu terjadi. Keputusan ini menuntut pengalaman dan berbagai sumber yang bersifat eksternal. Keputusan ini umumnya terjadi pada manajemen tingkat atas. Informasi yang dibutuhkan umum, luas, internal, dan eksternal

3. Keputusan Semi terstruktur (*semi-structured decision*)

Keputusan semiterstruktur adalah keputusan yang mempunyai sifat yakni sebagian keputusan dapat ditangani oleh komputer dan yang lain tetap harus dilakukan oleh pengambil keputusan. Informasi yang dibutuhkan fokus, spesifik, interaktif, internal, *real time*, dan terjadwal.

2.4 Komponen-komponen SPK

SPK terdiri dari tiga komponen utama atau subsistem, yaitu :

1. Subsistem Manajemen Basis Data (database)

Subsistem data merupakan komponen SPK penyedia data bagi sistem. Data tersebut disimpan dalam suatu basis data (database) yang diorganisasikan oleh suatu sistem yang disebut sistem manajemen basis data (database management Sistem/DBMS)

2. Subsistem Manajemen Basis Data Model (model base)

Keunikan dari SMBDM adalah kemampuannya dalam mengintegrasikan data dengan model-model keputusan. Model tersebut diorganisasikan oleh pengolahan model yaitu basis model (model base)

Model adalah suatu peniruan dari nyata. Kendala yang sering kali dihadapi dalam merancang suatu model adalah bahwa model yang disusun

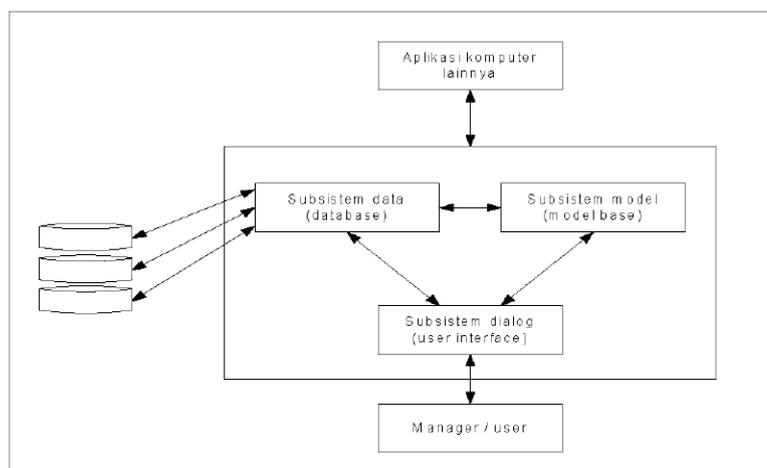
ternyata tidak mampu mencerminkan seluruh variabel dalam nyata, sehingga keputusan yang diambil menjadi tidak akurat dan tidak sesuai kebutuhan. Oleh karena itu, dalam menyimpan berbagai model pada sistem basis model harus tetap dijaga fleksibilitasnya.

3. Subsistem Manajemen Basis Dialog (*User system Interface*)

Keunikan lainnya dari SPK adalah fasilitas yang mampu mengintegrasikan sistem dengan pemakai secara intraktif. Fasilitas ini dikenal dengan subsistem dialog. Melalui sistem dialog inilah sistem diimplementasikan sehingga pemakai dapat berkomunikasi dengan sistem yang dirancang.

Fasilitas yang dimiliki oleh subsistem ini dapat dibagi atas tiga komponen yaitu :

1. Bahasa Aksi (*action Language*) yaitu perangkat lunak yang dapat digunakan pemakai untuk berkomunikasi dengan sistem. Komunikasi ini dilakukan melalui berbagai media seperti keyboard, mouse dan key fuctions lainnya.
2. Bahasa Tampilan (*display /presentation language*) yaitu suatu perangkat yang berfungsi sebagai sarana untuk menampilkan suatu tampilan. Peralatan yang dimaksudkan seperti: printer, grafik monitor, plotter dan lain-lain.
3. Basis Pengetahuan, apa yang harus diketahui pemakai agar sistem bisa efektif. Ditunjukkan pada gambar 2.2



Gambar 2.2 Komponen SPK (Turban, 2005)

2.5 Algoritma Nearest Neighbor

Algoritma *Nearest Neighbor Retrieval* (*k-nearest neighbor* atau *k-NN*) adalah sebuah algoritma untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Kasus khusus di mana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain, $k = 1$) disebut algoritma *nearest neighbor*. Algoritma *nearest neighbor* berdasarkan pada proses pembelajaran menggunakan analogi atau *learning by analogi*. *Training* sampelnya dideskripsikan dalam bentuk atribut numerik n -dimensi. Tiap sampel mewakili sebuah titik pada ruang n -dimensi. Dengan cara ini, semua *training* sampel disimpan pada pola ruang n -dimensi. Ketika diberikan “*unknown*” sampel, *k-nearest neighbor classifier* mencari pola ruang K *training* sampel yang paling dekat “*unknown*” sampel tersebut. K *training* sampel ini adalah k *nearest neighbor* dari *unknown* sampel. *Unknown* sampel ditetapkan dengan class yang paling umum diantara k *nearest neighbors*nya. Ketika $k = 1$, *unknown* sampel ditetapkan dengan class dari *training* sampel yang paling dekat dengan pola ruangnya. (Kusrini dan Lutfi, 2009)

$$\text{Similarity (T, S)} = \frac{s_1 x_{w1} + s_2 x_{w2} + \dots + s_n x_{wn}}{w_1 + w_2 + \dots + w_n} \dots\dots\dots (2.1)$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n f(T_i, S_i) x_{wi}}{w_n} \dots\dots\dots (2.2)$$

Keterangan :

T= Kasus baru

S= Kasus yang ada dalam database

n= Jumlah atribut dalam setiap kasus

f= fungsi *similarity* untuk fitur i dalam kasus T dan S

s= Nama atribut (Nilai Kemiripan atau nilai kedekatan)

w= Weight (Bobot Yang diberikan)

2.6 Naïve Bayesian Classification (NBC)

Naïve Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai teorema Bayes. Teorema tersebut dikombinasikan dengan "naive" dimana diasumsikan kondisi antar atribut saling bebas. Pada sebuah dataset, setiap baris/dokumen diasumsikan sebagai vector dari nilai-nilai atribut $\langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$ dimana tiap nilai-nilai menjadi peninjauan atribut $X_i (i \in [1, n])$. Setiap baris mempunyai label kelas $c_i \in \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ sebagai nilai variabel kelas C , sehingga untuk melakukan klasifikasi dapat dihitung nilai probabilitas $p(C=c_i|X=x_j)$, dikarenakan pada Naïve Bayes diasumsikan setiap atribut saling bebas, maka persamaan yang didapat adalah sebagai berikut :

Peluang $p(C=c_i|X=x_j)$ menunjukkan peluang bersyarat atribut X_i dengan nilai x_i diberikan kelas c , dimana dalam Naïve Bayes, kelas C bertipe kualitatif sedangkan atribut X_i dapat bertipe kualitatif ataupun kuantitatif.

Ketika atribut X_i bertipe kuantitatif maka peluang $p(X=x_i|C=c_j)$ akan sangat kecil sehingga membuat persamaan peluang tersebut tidak dapat diandalkan untuk permasalahan atribut bertipe kuantitatif. Maka untuk menangani atribut kuantitatif, ada beberapa pendekatan yang dapat digunakan seperti distribusi normal (Gaussian) :

$$\hat{f} = N(X_i; \mu_c, \sigma_c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c}} e^{-\frac{(x_i - \mu_c)^2}{2\sigma_c^2}} \dots\dots\dots(2.3)$$

Ataupun kernel density estimation (KDE) :

$$\hat{f} = \frac{1}{n_c} \sum_j N(X_i; \mu_{ij}, \sigma_c), \dots\dots\dots(2.4)$$

Selain dua pendekatan distribusi tersebut, ada mekanisme lain untuk menangani atribut kuantitatif (numerik) yaitu Diskritisasi. Proses diskritisasi sendiri terjadi saat proses persiapan data atau saat data preprocessing, dimana atribut numerik X diubah menjadi atribut nominal X^* . Performansi klasifikasi Naive Bayes akan lebih baik ketika atribut numerik didiskritisasi daripada diasumsikan dengan pendekatan distribusi seperti di atas [Dougherty]. Nilai-nilai numerik akan

dipetakan ke nilai nominal dalam bentuk interval yang tetap memperhatikan kelas dari tiap-tiap nilai numerik yang dipetakan, penggambaran perhitungan Naive Bayesnya seperti berikut:

$$p(I = i_i | C = c_i) = \frac{p(I=i_i)p(C=c_i|I=i_j)}{p(C=c_i)} \dots\dots\dots(2.5)$$

2.7 Cross Validation

Skema *cross validation* untuk mengevaluasi *supervised learning* yang menggunakan semua data berlabel. Data dibagi menjadi sejumlah himpunan bagian tertentu dan model diuji pada setiap subset setelah melatihnya pada himpunan bagian yang tersisa, hasil evaluasi pengujian individu dirata-ratakan untuk mendapatkan hasil akurasi keseluruhan yang secara statistik lebih dapat diandalkan dari pada hasil tunggal yang dikumpulkan dari satu set (Markus, 2014). Dalam data mining, metode yang paling umum digunakan dalam pengujian data adalah *two fold cross validation* dan *k-fold cross-validation*(Daniel, 2014).

2.7.1 K-Fold Cross Validation

Dalam *k-fold cross validation*, data asli dipartisi kedalam subset/bagian. Model ini kemudian dibangun menggunakan data dari subset K-1 (2,3,4,5, dst), dan terdapat bagian lain didalam subset yang digunakan untuk set tes. Bagian subset (dataset) harus lebih banyak dari pada set tes, dilakukan secara iteratif sampai memiliki model yang berbeda. Hasil dari masing-masing model K (akurasi) kemudian digabungkan menggunakan rata-rata untuk mendapatkan hasil akurasi dari keseluruhan data. Manfaat menggunakan *k-fold cross-validation* adalah setiap record muncul dalam set tes tepat satu kali, kekurangannya adalah bahwa tugas validasi yang diperlukan dibuat lebih sulit (Daniel, 2014).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Metodologi Penelitian

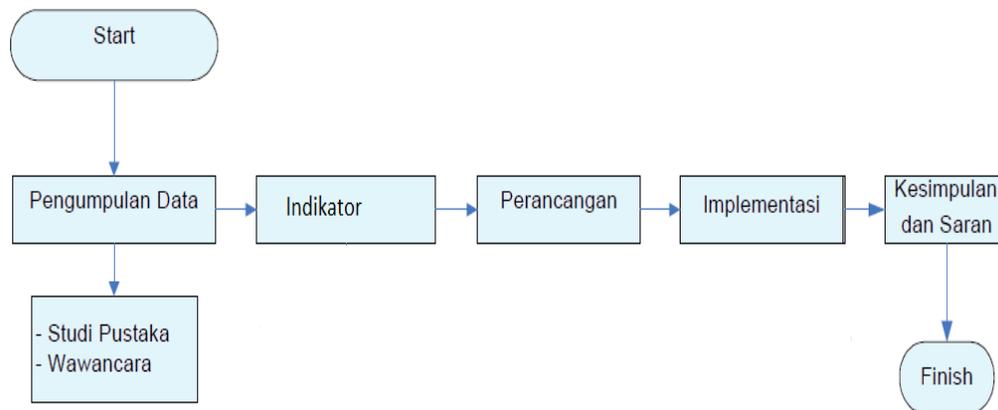
Metodologi penelitian adalah cara yang digunakan dalam memperoleh berbagai data untuk diproses menjadi informasi yang lebih akurat sesuai permasalahan yang akan diteliti. Metodologi penelitian digunakan sebagai pedoman dalam pelaksanaan penelitian agar hasil yang dicapai tidak menyimpang dari tujuan yang telah dilakukan sebelumnya. Metodologi penelitian yang digunakan dalam penyusunan Tesis ini akan melalui beberapa tahapan yang membentuk sebuah alur yang sistematis.

3.2 Subject Penelitian

Lokasi penelitian ini dilakukan di Perguruan Tinggi Mitra Lampung, yang akan membahas tentang program Beasiswa BBM. Adapun tempat penelitian yang akan dilaksanakan adalah di STMIK Mitra Lampung.

3.3 Tahapan Penelitian

Metodologi penelitian dalam pengerjaan tesis ini meliputi beberapa tahapan, seperti ditunjukkan pada gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.4 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data memiliki peran yang sangat penting, karena metode pengumpulan data akan menentukan kualitas dan keakuratan data yang akan dikumpulkan selama proses penelitian. Dengan berbagai macam metode pengumpulan data, peneliti akan menggunakan metode sebagai berikut :

a. Wawancara / Interview

Teknik pengumpulan data dengan melakukan Tanya jawab langsung dengan bagian BAAK, mengenai tentang alur sistem beasiswa BBM yang berjalan. Teknik wawancara yang dilakukan adalah wawancara tidak terstruktur agar peneliti leluasa menggali informasi selengkap dan sedalam mungkin dalam suasana rileks.

b. Studi Pustaka (*Library Research Method*)

Merupakan cara pengumpulan data yang berhubungan dengan materi penelitian dengan membaca buku atau browsing di internet.

3.5 Indikator

Indikator adalah suatu ukuran tidak langsung dari suatu kondisi. Indikator adalah variabel yang membantu kita dalam mengukur perubahan-perubahan yang terjadi baik secara langsung maupun secara tidak langsung.

Indikator disini yaitu variabel awal syarat penerimaan beasiswa BBM masyarakat ekonomi rendah dan memiliki IPK tertinggi, dan pada sistem yang akan dirancang ada berbagai indikator antara lain (1) IPK (2) Semester (3) Pekerjaan Orang Tua (4) Jumlah Tanggungan Orang Tua (5) Penghasilan Orang Tua (6) KWH PLN (7) Kelayakan.

Dalam sistem dilakukan proses perhitungan dari membuat data training, data testing, data testing, perhitungan probabilitas masing-masing kriteria dan penentuan keputusan yang didapat dari perhitungan global dari masing-masing kriteria. Untuk metode algoritma *Naive Bayes* proses perhitungan dilakukan dengan menghitung data training yang berupa karakter, sedangkan untuk metode algoritma *K-Nearest Neighbour* proses perhitungan dilakukan dengan data training yang berupa angka, karena algoritma *K-Nearest Neighbour* memiliki prinsip kerja mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi. Hasil akhirnya adalah memberikan hasil keputusan alternatif yang dapat dijadikan pertimbangan dalam proses mengambil keputusan saat menentukan calon penerima beasiswa BBM sesuai dengan kriteria dari pihak akademik.

3.6 Perancangan

Pada perancangan sistem pendukung keputusan, tahap perancangan adalah membuat rincian sistem hasil dari indikator menjadi bentuk perancangan agar dipahami oleh pengguna.

Setelah mempelajari tentang metode-metode mengenai sistem pendukung keputusan pada bab sebelumnya, bab ini akan lebih difokuskan pada penjelasan mengenai sistem pendukung keputusan yang akan diterapkan untuk menentukan penerima beasiswa BBM.

3.6.1 Perancangan Sistem

Sistem yang akan dirancang ini terdiri dari tiga komponen utama yaitu:

3.6.1.1 Subsistem Manajemen Data

Subsistem manajemen data merupakan komponen SPK yang berupa basis data yang berisi kumpulan data-data hasil penelitian di lapangan yang sesuai dengan keperluan pengambilan keputusan. Basis data tersebut berupa data-data tentang data training dan data testing telah ditetapkan.

Pada pemilihan calon penerima beasiswa BBM pada STMIK Mitra Lampung ini dibutuhkan data untuk pembuatan sistem ini, yaitu:

a. Data Training

Yaitu nama-nama lima puluh mahasiswa STMIK Mitra Lampung yang dijadikan sampel penulis dalam pemilihan calon penerima beasiswa BBM pada STMIK Mitra Lampung.

b. Data Kriteria

Untuk mendapatkan hasil keputusan yang berkualitas dalam penelitian tentang sistem pendukung keputusan multi kriteria, pemilihan kriteria dilakukan berdasarkan sumber dan kesesuaian terhadap lingkungan penelitian. Adapun penentuan kriteria dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. IPK

Kriteria ini merupakan data mengenai IPK mahasiswa STMIK Mitra Lampung.

2. Pekerjaan Orang Tua

Kriteria ini merupakan data mengenai pekerjaan dari Orang tua mahasiswa STMIK Mitra Lampung

3. Jumlah Tanggungan Orang Tua

Kriteria ini merupakan data jumlah tanggungan yang dibiayai orang tua mahasiswa STMIK Mitra Lampung

4. Penghasilan Orang Tua

Kriteria ini merupakan data mengenai seberapa besar jumlah penghasilan dari orang tua mahasiswa STMIK Mitra Lampung.

5. KWH Listrik

Kriteria ini merupakan data pemakaian KWH Listrik pada rumah mahasiswa STMIK Mitra Lampung.

6. Kelayakan

Kriteria ini merupakan data mahasiswa STMIK Mitra Lampung yang sudah ada dengan data yang berisi LAYAK dan TIDAK LAYAK.

3.6.1.2 Subsistem manajemen model

Subsistem manajemen model merupakan komponen SPK yang menggunakan model algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbour* sebagai basis dari proses pengambilan keputusan berdasarkan data yang sudah ada dengan berdasarkan data testing atau data keputusan dari ketentuan yang sudah ditetapkan dalam seleksi penerimaan beasiswa.

Pada sistem yang dirancang ini menggunakan basis model yang diambil dari perhitungan antara model algoritma *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbour* serta pengujian verifikasi untuk mengetahui model algoritma mana yang tepat untuk digunakan dalam seleksi penerimaan beasiswa.

3.6.1.3 Subsistem manajemen dialog

Subsistem manajemen dialog merupakan merupakan komponen SPK agar pengguna dapat berkomunikasi dengan sistem yang dirancang.

3.6.2 Penerapan Model Algoritma *Naive Bayes*

Dalam menentukan penerima beasiswa model algoritma *naive bayes* terdapat langkah – langkah dan untuk studi kasus pemilihan penerima beasiswa pada STMIK Mitra Lampung serta menggunakan sampel data mahasiswa yang ada, antara lain:

3.6.2.1 Tahap Pertama Menentukan Kriteria Yang Akan Digunakan

Pada kasus ini, penggunaan model algoritma *Naive Bayes* menggunakan beberapa kriteria dalam proses perhitungan menggunakan model algoritma *Naive Bayes* untuk mendapatkan sebuah hasil yang akurat dalam proses seleksi penerima beasiswa BBM. Kriteria yang akan digunakan sebagai berikut:

Tabel 3.1 Kriteria Model *Naive Bayes* Penerimaan Beasiswa

KRITERIA	KETERANGAN
IPK	ATRIBUT
SEMESTER	ATRIBUT
PEKERJAAN ORANG TUA	ATRIBUT
TANGGUNGAN ORANG TUA	ATRIBUT
PENGHASILAN ORANG TUA	ATRIBUT
KWH PLN	ATRIBUT
KELAYAKAN	LABEL

Sumber : BAAK Perguruan Tinggi Mitra Lampung.

3.6.2.2 Tahap Kedua Mengambil Data Training

Data training adalah data yang akan digunakan dalam perhitungan penerimaan beasiswa bbm mahasiswa STMIK Mitra Lampung, berikut ini adalah data training, ditunjukkan pada tabel 3.2. Pada tabel tersebut dicontohkan urutan 15 contoh, data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran table 3.2 .

Tabel 3.2 Data Training *Naive Bayesian Classification*

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	2,55	3	Petani/ Nelayan	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	2,75	3	PNS / TNI / POLRI	2	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
3	155100035	Heru Pratama	SI	3,5	3	wirausaha	3	2.000.000	900	LAYAK
4	155100027	Erina Oktarini	SI	3,68	3	wirausaha	5	2.000.000	900	LAYAK
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	3,46	3	wirausaha	2	1.000.000	900	LAYAK
6	155100063	Reni Alfiari	SI	3,5	3	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	3,41	3	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
8	155100018	Devi Cantika	SI	3,58	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	450	LAYAK
9	155100051	Muji Suwarno	SI	3,77	3	wirausaha	3	1.000.000	900	LAYAK
10	145100072	Stefanus William	SI	3,4	5	wirausaha	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	3,14	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	TIDAK LAYAK
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	3,13	5	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	900	TIDAK LAYAK
13	155100023	Ega Yuliani	SI	3,6	3	Petani/ Nelayan	3	2.000.000	450	TIDAK LAYAK
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	3,74	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
15	155100019	Devi Rista	SI	3,62	3	wirausaha	3	1.000.000	900	LAYAK

Tabel 3.3 Konversi Kriteria IPK

IPK	Keterangan
2,00 – 2,74	Rendah
2,75 – 3,50	Sedang
3,51 – 4,00	Tinggi

Sumber : Buku Pedoman Akademik Mahasiswa Stmik Mitra Lampung

Tabel 3.4 Konversi Kriteria Penghasilan

Penghasilan	Keterangan
$\leq 1.000.000$	Tidak Mampu
$> 1.000.000 - 2.000.000$	Menengah
$> 2.000.000$	Mampu

Sumber : Badan Pusat Statistik Lampung

Tabel 3.5 Konversi Kriteria Tanggungan

Tanggungan	Keterangan
≤ 2 Anak	Sedikit
$> 2 \leq 5$	Sedang
> 5	Banyak

Sumber : Jurnal Ilmu Keluarga Dan Konsumen

Tabel 3.6 Konversi Kriteria Semester

Semester	Keterangan
3	Rendah
5	Menengah
7	Tinggi

Sumber : Biro Administrasi Akademik dan Kemahasiswaan

Tabel 3.7 Konversi Kriteria KWH Listrik

KWH Listrik	Keterangan
450	Rendah
900	Menengah
1300	Tinggi

Pada tabel Data Training Setelah Dikonversi tersebut dicontohkan urutan 15 contoh, data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran tabel 3.8.

Tabel 3.8. Data Training Setelah dikonversi , data Mahasiswa STMIK Mitra Lampung

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	Tinggi	Rendah	Petani/ Nelayan	Sedang	Mampu	Sedang	TIDAK LAYAK
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	Tinggi	Rendah	PNS / TNI / POLRI	Banyak	Mampu	Sedang	TIDAK LAYAK
3	155100035	Heru Pratama	SI	Sedang	Rendah	wirausaha	Sedang	Menengah	Sedang	LAYAK
4	155100027	Erina Oktarini	SI	Tinggi	Rendah	wirausaha	Sedang	Menengah	Rendah	LAYAK
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	Sedang	Rendah	wirausaha	Sedang	Mampu	Tinggi	LAYAK
6	155100063	Reni Alfiari	SI	Tinggi	Rendah	Petani/ Nelayan	Sedikit	Menengah	Rendah	LAYAK
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	Tinggi	Rendah	PNS / TNI / POLRI	Sedang	Menengah	Sedang	TIDAK LAYAK
8	155100018	Devi Cantika	SI	Sedang	Menengah	Petani/ Nelayan	Sedikit	Mampu	Sedang	LAYAK
9	155100051	Muji Suwarno	SI	Sedang	Menengah	wirausaha	Sedikit	Menengah	Sedang	LAYAK
10	145100072	Stefanus William	SI	Sedang	Menengah	wirausaha	Sedang	Mampu	Sedang	TIDAK LAYAK
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	Tinggi	Rendah	Petani/ Nelayan	Sedang	Mampu	Rendah	TIDAK LAYAK
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	Tinggi	Rendah	PNS / TNI / POLRI	Sedikit	Menengah	Sedang	TIDAK LAYAK
13	155100023	Ega Yuliani	SI	Tinggi	Rendah	Petani/ Nelayan	Sedang	Menengah	Sedang	TIDAK LAYAK
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	Tinggi	Rendah	Petani/ Nelayan	Sedang	Mampu	Sedang	LAYAK
15	155100019	Devi Rista	SI	Tinggi	Tinggi	wirausaha	Sedang	Mampu	Sedang	LAYAK

3.6.2.3 Data Testing Model Algoritma *Naive Bayes*

Data testing merupakan data pengujian yang akan digunakan sebagai ukuran dalam sistem pendukung keputusan penerima beasiswa BBM mahasiswa STMIK Mitra Lampung dengan model algoritma *naive bayes*, ditunjukkan pada tabel 3.9

Tabel 3.9 Data Testing Model Algoritma *Naive Bayes*

No	Ipk	Semester	Pekerjaan Orang Tua	Tanggung Orang Tua	Penghasilan Orang Tua	Kwh Listrik	Kelayakan
1	Tinggi	Rendah	Petani	Sedang	Mampu	450	?
2	Tinggi	Tinggi	Pengangguran	Banyak	Tidak Mampu	450	?
3	Sedang	Rendah	PNS	Sedikit	Mampu	1300	?

3.6.2.4 Mencari Nilai Probabilitas Kriteria Algoritma *Naive Bayes*

Perhitungan probabilitas masing-masing kriteria berdasarkan data training dapat diselesaikan dengan persamaan 3.1

$$P(H | E) = \frac{P(H)}{P(E)} \dots\dots\dots(3.1)$$

Keterangan :

- a) $P(H|E)$: Probabilitas posterior bersyarat (Conditional Probability) suatu hipotesis H terjadi jika diberikan evidence/bukti E terjadi.
- b) $P(H)$: Probabilitas awal (priori) hipotesis H terjadi tanpa memandang evidence apapun.
- c) $P(E)$: Probabilitas awal (priori) evidence E terjadi tanpa memandang hipotesis/evidence yang lain.

Hasil perhitungan probabilitas kriteria ditunjukkan berturut-turut dari tabel 3.8 sampai 3.14.

Tabel 3.10 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria IPK

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summar y Record	Nilai Atribut IPK	Sub Nilai Atribut IPK
IPK	Rendah	Layak	0	31	0	
	Rendah	Tidak Layak	1	19	0,052632	0,052632
	Sedang	Layak	5	31	0,16129	
	Sedang	Tidak Layak	12	19	0,631579	0,792869
	Tinggi	Layak	26	31	0,83871	
	Tinggi	Tidak Layak	6	19	0,315789	1,154499
					Total	2

Tabel 3.11 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria Tanggungan Orang Tua

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summar y Record	Nilai Atribut Tanggungan Orang Tua	Sub Nilai Atribut Tanggungan Orang Tua
Tanggungan Orang Tua	Sedikit	Layak	12	31	0,387097	
	Sedikit	Tidak Layak	6	19	0,315789	0,702886
	Sedang	Layak	12	31	0,387097	
	Sedang	Tidak Layak	13	19	0,684211	1,071307
	Banyak	Layak	7	31	0,225806	
	Banyak	Tidak Layak	0	19	0	0,225806
					Total	2

Tabel 3.12 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria Penghasilan Orang Tua

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut Penghasilan Orang Tua	Sub Nilai Atribut Penghasilan Orang Tua
Penghasilan Orang Tua	Tidak Mampu	Layak	22	31	0,709677	
	Tidak Mampu	Tidak Layak	2	19	0,105263	0,814941
	Menengah	Layak	7	31	0,225806	
	Menengah	Tidak Layak	7	19	0,368421	0,594228
	Mampu	Layak	2	31	0,064516	
	Mampu	Tidak Layak	10	19	0,526316	0,590832
					Total	2

Tabel 3.13 Perhitungan Kriteria Probabilitas Semester

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut Semester	Sub Nilai Atribut Semester
Semester	Rendah	Layak	24	31	0,774194	
	Rendah	Tidak Layak	10	19	0,526316	1,300509
	Sedang	Layak	4	31	0,129032	
	Sedang	Tidak Layak	6	19	0,315789	0,444822
	Tinggi	Layak	3	31	0,096774	
	Tinggi	Tidak Layak	3	19	0,157895	0,254669
					Total	2

Tabel 3.14 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria KWH Listrik

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut KWH Listrik	Sub Nilai Atribut KWH Listrik
KWH Listrik	Rendah	Layak	9	31	0,290323	
	Rendah	Tidak Layak	2	19	0,105263	0,395586

	Sedang	Layak	21	31	0,677419	
	Sedang	Tidak Layak	10	19	0,526316	1,203735
	Tinggi	Layak	1	31	0,032258	
	Tinggi	Tidak Layak	7	19	0,368421	0,400679
		Total				2

3.6.2.5 Menghitung Jumlah Perhitungan Probabilitas Kriteria

Menghitung semua jumlah data dari masing-masing kriteria berdasarkan data testing yang ada, dapat diselesaikan dengan rumus, sebagai berikut :

$$1. P(X|\text{Layak}) = P(\text{IPK}|\text{Layak}) \times P(\text{Semester}|\text{Layak})$$

$$\begin{aligned} & \times P(\text{Tanggung} | \text{Layak}) \times P(\text{Penghasilan} | \text{Layak}) \times \\ & P(\text{KWH PLN} | \text{Layak}) \\ & = 0,83871 \times 0,774194 \times 0,387097 \times 0,064516 \times 0,290323 \\ & = 0,004707933 \end{aligned}$$

$$2. P(X|\text{Tidak Layak}) = P(\text{IPK} | \text{Tidak Layak}) \times P(\text{Semester} | \text{Tidak Layak}) \times$$

$$\begin{aligned} & P(\text{Tanggung} | \text{Tidak Layak}) \times P(\text{Penghasilan} | \text{Tidak} \\ & \text{Layak}) \times P(\text{KWH} \\ & \text{PLN} | \text{Layak}) \\ & = 0,315789 \times 0,526316 \times 0,684211 \times 0,526316 \times 0,105263 \\ & = 0,006300223 \end{aligned}$$

3.6.2.6 Perhitungan Nilai Probabilitas Posterior

Menghitung nilai akhir algoritma *Naive Bayes* untuk klasifikasi, dapat diselesaikan dengan dengan persamaan 3.2

$$P(Y | X) = \frac{P(Y) \cdot \prod_{i=1}^q P(X_i | Y)}{P(X)} \dots\dots\dots(3.2)$$

Keterangan :

- a) $(Y|X)$ adalah probabilitas data dengan vektor X pada kelas Y
- b) $P(Y)$ adalah probabilitas awal kelas Y , $\prod_{i=1}^q P(X_i | Y)$ adalah probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X .

$$1. P(\text{Layak} | X) = \frac{31 \times 0,004707933}{50}$$

$$= 0,002918919$$

$$2. P(\text{Tidak Layak} | X) = \frac{19 \times 0,006300223}{50}$$

$$= 0,002394085$$

Hasil perhitungan diatas merupakan perhitungan *posterior* pada masing-masing *class* yaitu *class* layak dan *class* tidak layak. Setelah menghitung masing-masing nilai *posterior* lalu menentukan nilai *posterior maximum* yang **Layak** = 0,002918919 dan **Tidak Layak**=0,002394085, setelah dilakukan perbandingan maksimum didapat nilai *posterior* **Layak** yang maksimum dibandingkan dengan *posterior* **Tidak Layak**, jadi hasil akhir mahasiswa dengan IPK Tinggi, Pekerjaan Orang Tua Petani, Tanggungan Orang Tua Sedang, Penghasilan Orang Tua Mampu dan KWH Listrik 450, dengan demikian mahasiswa Layak Mendapat Beasiswa BBM.

3.6.3 Penerapan Model Algoritma *K-Nearest Neighbour*

Penerapan model algoritma *K-Nearest Neighbour* akan menggunakan studi kasus pemilihan penerima beasiswa pada STMIK Mitra Lampung dengan sampel data mahasiswa yang ada, antara lain:

3.6.3.1 Kriteria Yang Digunakan

Pada kasus ini, penggunaan model algoritma *K-Nearest Neighbour* menggunakan beberapa kriteria dalam proses perhitungan menggunakan model algoritma *K-Nearest Neighbour* untuk mendapatkan sebuah hasil yang akurat dalam proses seleksi penerima beasiswa BBM. Kriteria yang akan digunakan ditunjukkan pada tabel 3.15.

Tabel 3.15 Kriteria Model *K-Nearest Neighbour* Penerimaan Beasiswa

KRITERIA	KETERANGAN
IPK	ATRIBUT
SEMESTER	ATRIBUT
TANGGUNGAN ORANG TUA	ATRIBUT
PENGHASILAN ORANG TUA	ATRIBUT
KWH PLN	ATRIBUT
KELAYAKAN	LABEL

Sumber : BAAK Perguruan Tinggi Mitra Lampung.

3.6.3.2 Data Training Model *K-Nearest Neighbour*

Data training adalah data yang akan digunakan dalam perhitungan penerimaan beasiswa bbm mahasiswa STMIK Mitra Lampung, berikut ini adalah data training, ditunjukkan pada tabel 3.16. Pada tabel tersebut dicontohkan urutan 15 contoh, data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran tabel 3.16

Tabel 3.16 Data Training *K-Nearest Neighbour*

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	2,55	3	Petani/ Nelayan	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	2,75	3	PNS / TNI / POLRI	2	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
3	155100035	Heru Pratama	SI	3,5	3	Wirausaha	3	2.000.000	900	LAYAK
4	155100027	Erina Oktarini	SI	3,68	3	Wirausaha	5	2.000.000	900	LAYAK
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	3,46	3	Wirausaha	2	1.000.000	900	LAYAK
6	155100063	Reni Alfiari	SI	3,5	3	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	3,41	3	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
8	155100018	Devi Cantika	SI	3,58	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	450	LAYAK
9	155100051	Muji Suwarno	SI	3,77	3	Wirausaha	3	1.000.000	900	LAYAK
10	145100072	Stefanus William	SI	3,4	5	Wirausaha	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	3,14	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	TIDAK LAYAK
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	3,13	5	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	900	TIDAK LAYAK
13	155100023	Ega Yuliani	SI	3,6	3	Petani/ Nelayan	3	2.000.000	450	TIDAK LAYAK
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	3,74	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
15	155100019	Devi Rista	SI	3,62	3	Wirausaha	3	1.000.000	900	LAYAK

3.6.3.3 Data Testing Model Algoritma *K-Nearest Neighbour*

Data testing merupakan data pengujian yang akan digunakan sebagai ukuran dalam sistem pendukung keputusan penerima beasiswa BBM mahasiswa STMIK Mitra Lampung dengan model algoritma *k-nearest Neighbour*, ditunjukkan pada tabel 3.17.

Tabel 3.17 Data Testing Model Algoritma *K-Nearest Neighbour*

Ipk	Semester	Jumlah Tanggungan	Penghasilan	Kwh Listrik	Kelayakan	Nilai K
3,59	3	2	2.000.000	450	Layak	10

3.6.3.4 Menghitung Jarak *Euclidian* Berdasarkan Jumlah Data Training

Menghitung jarak *euclidian* dapat dihitung dengan persamaan 3.3

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \dots\dots\dots$$

Keterangan

- Dimana $D(a,b)$ adalah jarak skalar dari dua buah obyek data a dan b yang berupa matriks berukuran d dimensi.
- Dimensi d menggambarkan fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi.

Proses Perhitunganya sebagai berikut :

$D1 =$

$$\sqrt{(3,59 - 3,6)^2 + (3 - 3)^2 + (2 - 3)^2 + (2.000.000 - 2.000.000)^2 + (450 - 450)^2}$$

$$= 1,000049999$$

3.6.3.5 Hasil Perhitungan Jarak *Euclidian*

Setelah mencari perhitungan jarak *euclidian* tahap selanjutnya adalah pengurutan ranking berdasarkan nilai K pada algoritma *k-nearest Neighbour* dimulai dari nilai yang terkecil, ditunjukkan tabel 3.18 dan tabel 3.19. Pada tabel tersebut dicontohkan urutan 10 contoh, data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran tabel 3.18 dan 3.19.

Tabel 3.18 Data Hasil Perhitungan Jarak Euclidian

NO	NPM	Nama Mahasiswa	KELAYAKAN	JARAK
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TIDAK LAYAK	450,002313
2	155100098	Indra Bangsawan	TIDAK LAYAK	1000000,361
3	155100035	Heru Pratama	LAYAK	450,0011201
4	155100027	Erina Oktarini	LAYAK	450,0100089
5	155100017	Desi Ratnasari	LAYAK	1000000,101
6	155100063	Reni Alfiari	LAYAK	1000000
7	155100022	Edri Wahyudi	TIDAK LAYAK	1000000,361
8	155100018	Devi Cantika	LAYAK	1000000
9	155100051	Muji Suwarno	LAYAK	1000000,101
10	145100072	Stefanus William	TIDAK LAYAK	450,0055956

Tabel 3.19 Data Hasil Pengurutan Perhitungan Jarak Euclidian

NO	NPM	Nama Mahasiswa	KELAYAKAN	JARAK
1	155100023	Ega Yuliani	TIDAK LAYAK	1,000049999

2	145100080	Yosi Gunada Agung	TIDAK LAYAK	1,000049999
3	155110008	Candra Mandala Putra	LAYAK	450,0001
4	145100075	Wayan Ernawati	LAYAK	450,0001
5	145100013	Ayu Wandira	LAYAK	450,0001
6	155110014	Illal Al Fariz	LAYAK	450,0011182
7	135100055	Raedho Armanda	LAYAK	450,0011182
8	145100089	Sarju Hidayat	LAYAK	450,0011182
9	155100035	Heru Pratama	LAYAK	450,0011201
10	155110028	Yohanes Prasetyo	TIDAK LAYAK	450,002313

Dari hasil pengurutan data berdasarkan nilai jarak diatas, diambil sejumlah nilai K, yaitu $K = 7$ dari data teratas (nilai jaraknya paling kecil) maka didapatkan hasil status menerima beasiswa sebagai berikut:

1. LAYAK = 7
2. TIDAK LAYAK = 3

Setelah didapatkan hasil status menerima dan dibandingkan jumlahnya, maka diperoleh keputusan bahwa status kelayakan hana adalah "LAYAK" atau dapat menerima beasiswa.

3.7 Proses Pengujian

Untuk proses pengujian ini menggunakan *k-fold cross validation*. Metode evaluasi yang digunakan adalah *5-fold cross validation*, *5-fold cross*

validation akan mengulang pengujian sebanyak 5 kali dan hasil pengukuran adalah nilai rata-rata dari 5 kali pengujian.

Berikut ini adalah penjelasan dari poses pengujiannya :

1.Dataset

Dataset yang digunakan pada proses ini adalah dataset calon penerima beasiswa sebanyak 50 record .

2.Proses pembagian data dengan *k-fold cross validation*

Pembagian data training dan data testing pada calon penerima beasiswa menggunakan metode *5-fold cross validation*, dengan artian dataset akan dibagi menjadi 5 bagian dari 50 data.satu bagian (data testing) digunakan untuk pengujian dan sisanya digunakan untuk data training. Berikut adalah penjelasannya :

Tabel 3.20 Pembagian Data Testing

Data Testing	Jumlah Data
K-1	10
K-2	10
K-3	10
K-4	10
K-5	10

Tabel diatas merupakan pembagian data testing penerima beasiswa sebanyak 5 kali dengan keseluruhan data sebanyak 50 data. Setelah data testing

dibagi kedalam kelompok sebanyak 5 selanjutnya adalah menentukan pembagian data training bisa didapatkan dari sisa pembagian data testing.

Tabel 3.21 Pembagian Data Training

Data Training	Jumlah Data
DT1	40
DT2	40
DT3	40
DT4	40
DT5	40

3. Training

Merupakan penentuan data yang akan dijadikan input untuk pengujian. Data yang akan dijadikan input adalah data testing yang telah dibagi sama rata. Data tersebut nantinya akan diuji berdasarkan data training yang sudah dibagisama rata juga.

4. Klasifikasi

Tahap ini merupakan tahapan klasifikasi atau pengujian data testing terhadap data training yang sudah dibagi menggunakan metode *fold cross validation*, pada tahap ini juga akan diketahui akurasi dari masing-masing pengujian. Klasifikasi didasarkan pada skema training yang sudah ditentukan.

Tabel 3.22 Pengujian Berdasarkan Fold Cross Validation

Pengujian	Data Training	Data Testing
P1	DT1(K-2,K-3.K-4,K-5)	K-1
P2	DT2(K-1,K-3.K-4,K-5)	K-2
P3	DT3(K-1,K-2.K-4,K-5)	K-3
P4	DT4(K-1,K-2.K-3,K-5)	K-4
P5	DT5(K-1,K-2.K-3,K-4)	K-5

5. Akurasi

Pada tahap ini dilakukan perhitungan rata-rata akurasi berdasarkan keseluruhan pengujian. Ini dilakukan untuk mengetahui seberapa besar akurasi dari keseluruhan data, sebagai acuan seberapa baik metode naïve bayes dalam memprediksi tingkat penerima beasiswa. Tingkat akurasi menunjukkan tingkat kebenaran klasifikasi terhadap kelas. Semakin rendah akurasi berpengaruh terhadap tingkat kesalahannya sebaliknya untuk tingkat akurasi yang tinggi semakin rendah tingkat kesalahannya. Tingkat akurasi yang baik adalah tingkat presentase yang mendekati angka 100%.

Untuk perhitungan akurasinya dapat dihitung sebagai berikut :

$$\text{Rata – rata Akurasi} = \frac{\sum \text{Hasil Akurasi Setiap Pengujian}}{\sum \text{Jumlah Total Pengujian}}$$

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Hasil penelitian yang dilakukan di Perguruan Tinggi STMIK Mitra Lampung berupa data mahasiswa yang sudah diproses oleh Biro Administrasi Akademik dan Kemahasiswaan Perguruan Tinggi Mitra Lampung dan wawancara terkait variabel – variabel yang digunakan yaitu IPK, Semester, Pekerjaan Orang Tua, Tanggungan Orang Tua, Penghasilan Orang Tua, dan KWH PLN dari calon mahasiswa penerima bantuan biaya mahasiswa. Data tersebut akan dibuat Sistem Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa Dengan Menggunakan *Nearest Neighbor* Dan *Naive Bayesian Classification*. Hasil akhirnya adalah untuk menentukan hasil “LAYAK” atau “TIDAK LAYAK” untuk data baru yang akan diproses berdasarkan data yang sudah ada.

4.2 Hasil Pembahasan

Sistem pendukung keputusan penerima beasiswa dengan menggunakan *k-nearest neighbor* dan *naive bayesian classification* . Sistem ini dibuat untuk membantu pihak akademik dalam pengambilan keputusan pemberian beasiswa agar tidak terjadi penilaian yang bersifat subjektif. sistem ini menggunakan dua metode yakni metode *k-nearest neighbor* dan *naive bayesian classification*. Adapun hasil yang diperoleh dari perhitungan metode *naive bayesian* adalah sebagai berikut :

4.2.1 Penerapan Model Algoritma Naïve Bayesian

4.2.1.1 Konversi Kriteria

Menkonversi setiap kriteria terdapat pada tabel 4.1 dan 4.2

Tabel 4.1. Data Training Sebelum dikonversi , Data Mahasiswa STMIK Mitra Lampung.

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	2,55	3	Petani/ Nelayan	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	2,75	3	PNS / TNI / POLRI	2	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
3	155100035	Heru Pratama	SI	3,5	3	wirusaha	3	2.000.000	900	LAYAK
4	155100027	Erina Oktarini	SI	3,68	3	wirusaha	5	2.000.000	900	LAYAK
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	3,46	3	wirusaha	2	1.000.000	900	LAYAK
6	155100063	Reni Alfiari	SI	3,5	3	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	3,41	3	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
8	155100018	Devi Cantika	SI	3,58	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	450	LAYAK
9	155100051	Muji Suwarno	SI	3,77	3	wirusaha	3	1.000.000	900	LAYAK
10	145100072	Stefanus William	SI	3,4	5	wirusaha	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	3,14	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	TIDAK LAYAK
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	3,13	5	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	900	TIDAK LAYAK
13	155100023	Ega Yuliani	SI	3,6	3	Petani/ Nelayan	3	2.000.000	450	TIDAK LAYAK
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	3,74	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
15	155100019	Devi Rista	SI	3,62	3	wirusaha	3	1.000.000	900	LAYAK

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
16	155110014	Illal Al Fariz	TI	3,67	3	Pegawai Swasta	3	2.000.000	900	LAYAK
17	135110031	Winda Novera Meliyana	TI	3,65	7	Pegawai Swasta	2	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
18	155110031	Jefri Wahyudi	TI	3,45	7	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
19	155110008	Candra Mandala Putra	TI	3,89	3	Pegawai Swasta	2	2.000.000	900	LAYAK
20	155110027	Yogi Andeswari	TI	3,9	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
21	145100078	Windi Kurniati	SI	3,66	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
22	155110024	Royanda Kasi	TI	3,14	3	PNS / TNI / POLRI	1	4.000.000	1300	TIDAK LAYAK
23	145100044	Kurnia Mega Kartika	SI	3,13	5	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	900	TIDAK LAYAK
24	145100080	Yosi Gunada Agung	SI	3,6	3	Petani/ Nelayan	3	2.000.000	450	TIDAK LAYAK
25	145100112	Indah Puspa Wulan Sari	SI	3,74	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
26	135100058	Reka Yulitasari	SI	3,62	3	wirausaha	3	1.000.000	900	LAYAK
27	135100055	Raedho Armanda	SI	3,67	3	Pegawai Swasta	3	2.000.000	900	LAYAK
28	145100054	Puguh Pamungkas	SI	3,65	7	Pegawai Swasta	2	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
29	135100060	Rendi Asmunandar	SI	3,45	7	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
30	145100075	Wayan Ernawati	SI	3,89	3	Pegawai Swasta	3	4.000.000	1300	LAYAK
31	145100043	Kukuh Ruminto	SI	3,9	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
32	155100100	Novian Nurizky	SI	3,66	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
33	145100046	Mulina	SI	3,14	3	PNS / TNI / POLRI	1	4.000.000	1300	TIDAK LAYAK
34	145100091	Chichi Monika Jaya	SI	3,5	3	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
35	145100029	Heni Puspita Wati	SI	3,41	3	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
36	145100040	Johan Pendi	SI	3,58	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	450	LAYAK
37	145100049	Mutia Viska	SI	3,77	3	wirausaha	3	3.000.000	900	LAYAK
38	145100077	Welly Prasenta	SI	3,7	5	wirausaha	3	1.000.000	900	TIDAK LAYAK
39	145100020	Deven Prayogi	SI	3,14	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
40	145100056	Rahmawati	SI	3,13	5	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	900	TIDAK LAYAK
41	145100089	Sarju Hidayat	SI	3,67	3	Pegawai Swasta	3	2.000.000	900	LAYAK
42	145100017	Bunga April	SI	3,65	7	Pegawai Swasta	2	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
43	135100123	Hendra Kurniawan	SI	3,45	7	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
44	145100013	Ayu Wandira	SI	3,89	3	Pegawai Swasta	2	2.000.000	900	LAYAK
45	145100011	Ardi Pramana Putra	SI	3,9	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
46	145100005	Ahmadi Yunus	SI	3,66	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
47	155100103	Fahmi Setiawan	SI	3,14	3	PNS / TNI / POLRI	1	4.000.000	1300	TIDAK LAYAK
48	145100106	Aris muadin	SI	3,5	3	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
49	145100014	Bambang Iswantoro	SI	3,41	3	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
50	135100113	Muhammad Fadli	SI	3,58	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	450	LAYAK

Tabel 4.2 Konversi Data Mahasiswa STMIK Mitra Lampung

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	RENDAH	TINGGI	Petani/ Nelayan	SEDANG	MENENGAH	TINGGI	TIDAK LAYAK
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	SEDANG	RENDAH	PNS / TNI / POLRI	BANYAK	MENENGAH	SEDANG	TIDAK LAYAK
3	155100035	Heru Pratama	SI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	SEDANG	TIDAK MAMPU	TINGGI	LAYAK
4	155100027	Erina Oktarini	SI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	BANYAK	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	SEDANG	RENDAH	wirausaha	SEDANG	MAMPU	SEDANG	LAYAK
6	155100063	Reni Alfiari	SI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	SEDANG	RENDAH	PNS / TNI / POLRI	SEDANG	TIDAK MAMPU	RENDAH	TIDAK LAYAK
8	155100018	Devi Cantika	SI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	MENENGAH	TINGGI	LAYAK
9	155100051	Muji Suwarno	SI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	RENDAH	LAYAK
10	145100072	Stefanus William	SI	SEDANG	RENDAH	wirausaha	SEDANG	MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	SEDANG	MENENGAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	TIDAK LAYAK
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	SEDANG	MENENGAH	PNS / TNI / POLRI	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
13	155100023	Ega Yuliani	SI	TINGGI	MENENGAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	TIDAK MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	MENENGAH	RENDAH	LAYAK
15	155100019	Devi Rista	SI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	LAYAK
16	155110014	Illal Al Fariz	TI	TINGGI	RENDAH	Pegawai Swasta	BANYAK	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
17	135110031	Winda Novera Meliyana	TI	TINGGI	RENDAH	Pegawai Swasta	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	TIDAK LAYAK
18	155110031	Jefri Wahyudi	TI	SEDANG	TINGGI	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
19	155110008	Candra Mandala Putra	TI	TINGGI	TINGGI	Pegawai Swasta	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	RENDAH	LAYAK
20	155110027	Yogi Andeswari	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	MAMPU	SEDANG	LAYAK

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
21	145100078	Windi Kurniati	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	MAMPU	SEDANG	LAYAK
22	155110024	Royanda Kasi	TI	SEDANG	MENENGAH	PNS / TNI / POLRI	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	TIDAK LAYAK
23	145100044	Kurnia Mega Kartika	TI	SEDANG	RENDAH	PNS / TNI / POLRI	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	TINGGI	TIDAK LAYAK
24	145100080	Yosi Gunada Agung	TI	TINGGI	MENENGAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	TIDAK MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
25	145100112	Indah Puspa Wulan Sari	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	MENENGAH	RENDAH	LAYAK
26	135100058	Reka Yulitasari	TI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	LAYAK
27	135100055	Raedho Armanda	TI	TINGGI	RENDAH	Pegawai Swasta	BANYAK	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
28	145100054	Puguh Pamungkas	TI	TINGGI	RENDAH	Pegawai Swasta	SEDANG	MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
29	135100060	Rendi Asmunandar	TI	SEDANG	TINGGI	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
30	145100075	Wayan Ernawati	TI	TINGGI	TINGGI	Pegawai Swasta	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	RENDAH	LAYAK
31	145100043	Kukuh Ruminto	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	MAMPU	TINGGI	LAYAK
32	155100100	Novian Nurizky	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	BANYAK	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
33	145100046	Mulina	TI	SEDANG	MENENGAH	PNS / TNI / POLRI	SEDANG	MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
34	145100091	Chichi Monika Jaya	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	TINGGI	LAYAK
35	145100029	Heni Puspita Wati	TI	SEDANG	RENDAH	PNS / TNI / POLRI	SEDANG	MAMPU	RENDAH	TIDAK LAYAK
36	145100040	Johan Pendi	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	TIDAK MAMPU	TINGGI	LAYAK
37	145100049	Mutia Viska	TI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	RENDAH	LAYAK
38	145100077	Welly Prasenta	TI	TINGGI	RENDAH	wirausaha	SEDANG	MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
39	145100020	Deven Prayogi	TI	SEDANG	MENENGAH	Petani/ Nelayan	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	LAYAK
40	145100056	Rahmawati	TI	SEDANG	MENENGAH	PNS / TNI / POLRI	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	TIDAK LAYAK

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
41	145100089	Sarju Hidayat	TI	TINGGI	MENENGAH	Pegawai Swasta	BANYAK	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
42	145100017	Bunga April	TI	TINGGI	RENDAH	Pegawai Swasta	SEDANG	MENENGAH	SEDANG	TIDAK LAYAK
43	135100123	Hendra Kurniawan	TI	SEDANG	TINGGI	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
44	145100013	Ayu Wandira	TI	TINGGI	TINGGI	Pegawai Swasta	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	RENDAH	LAYAK
45	145100011	Ardi Pramana Putra	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	MAMPU	SEDANG	LAYAK
46	145100005	Ahmadi Yunus	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	BANYAK	TIDAK MAMPU	SEDANG	LAYAK
47	155100103	Fahmi Setiawan	TI	SEDANG	MENENGAH	PNS / TNI / POLRI	SEDANG	MAMPU	SEDANG	TIDAK LAYAK
48	145100106	Aris muadin	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	TINGGI	LAYAK
49	145100014	Bambang Iswantoro	TI	SEDANG	RENDAH	PNS / TNI / POLRI	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	RENDAH	TIDAK LAYAK
50	135100113	Muhammad Fadli	TI	TINGGI	RENDAH	Petani/ Nelayan	SEDIKIT	TIDAK MAMPU	TINGGI	LAYAK

4.2.1.2 Menghitung Probabilitas Kriteria

Menghitung semua jumlah data dari masing-masing kriteria berdasarkan data testing yang ada, dapat diselesaikan dengan rumus, sebagai berikut :

$$3. P(X|\text{Layak}) = P(\text{IPK}|\text{Layak}) \times P(\text{Semester}|\text{Layak}) \times P(\text{Pekerjaan}|\text{Layak}) \\ \times P(\text{Tanggungan} | \text{Layak}) \times P(\text{Penghasilan} | \text{Layak}) \times \\ P(\text{KWH PLN} | \text{Layak})$$

$$4. P(X|\text{Tidak Layak}) = P(\text{IPK}| \text{Tidak Layak}) \times P(\text{Semester}| \text{Tidak Layak}) \times \\ P(\text{Pekerjaan}| \text{Tidak Layak}) \times P(\text{Tanggungan} | \text{Tidak} \\ \text{Layak}) \times P(\text{Penghasilan} | \text{Tidak Layak}) \times P(\text{KWH} \\ \text{PLN} | \text{Layak})$$

Tabel 4.3 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria IPK

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut IPK	Sub Nilai Atribut IPK
IPK	Rendah	Layak	1	31	0,032258	0,08489
	Rendah	Tidak Layak	1	19	0,052632	
	Sedang	Layak	12	31	0,387097	0,597623
	Sedang	Tidak Layak	4	19	0,210526	
	Tinggi	Layak	18	31	0,580645	1,317487
	Tinggi	Tidak Layak	14	19	0,736842	
					Total	2

Tabel 4.4 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria Semester

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut Semester	Sub Nilai Atribut Semester
Semester	Rendah	Layak	17	31	0,548387	
	Rendah	Tidak Layak	15	19	0,789474	1,337861
	Sedang	Layak	8	31	0,258065	
	Sedang	Tidak Layak	2	19	0,105263	0,363328
	Tinggi	Layak	6	31	0,193548	
	Tinggi	Tidak Layak	2	19	0,105263	0,298812
					Total	2

Tabel 4.5 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria Tanggungan Orang Tua

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut Tanggungan Orang Tua	Sub Nilai Atribut Tanggungan Orang Tua
Tanggungan Orang Tua	Sedikit	Layak	16	31	0,516129	
	Sedikit	Tidak Layak	3	19	0,157895	0,674024
	Sedang	Layak	15	31	0,483871	
	Sedang	Tidak Layak	15	19	0,789474	1,273345
	Banyak	Layak	0	31	0	
	Banyak	Tidak Layak	1	19	0,052632	0,052632
					Total	2

Tabel 4.6 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria Penghasilan Orang Tua

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut Penghasilan Orang Tua	Sub Nilai Atribut Penghasilan Orang Tua
Penghasilan Orang Tua	Tidak Mampu	Layak	1	31	0,032258	
	Tidak Mampu	Tidak Layak	1	19	0,052632	0,08489
	Menengah	Layak	19	31	0,612903	
	Menengah	Tidak Layak	5	19	0,263158	0,876061
	Mampu	Layak	11	31	0,354839	
	Mampu	Tidak Layak	13	19	0,684211	1,039049
					Total	2

Tabel 4.7 Perhitungan Kriteria Probabilitas Kriteria KWH Listrik

Nama Kriteria	Nilai Atribut	Kelayakan	Count Kelayakan	Summary Record	Nilai Atribut KWH Listrik	Sub Nilai Atribut KWH Listrik
KWH Listrik	Rendah	Layak	9	31	0,290323	
	Rendah	Tidak Layak	2	19	0,105263	0,395586
	Sedang	Layak	17	31	0,548387	
	Sedang	Tidak Layak	13	19	0,684211	1,232598
	Tinggi	Layak	5	31	0,16129	
	Tinggi	Tidak Layak	4	19	0,210526	0,371817
					Total	2

4.2.1.3 Konversi Klasifikasi Kriteria dari Hasil Probabilitas.

Setelah dilakukan perhitungan Probabilitas , maka kriteria akan dikonversi , yaitu Pada Tabel tersebut ada 15 data sebagai contoh , data selengkapnya dapat dilihat pada lempira tabel 4.8 , 4.9 , 4.10 , 4.11, 4.12.

Tabel 4.8 Perhitungan Klasifikasi Kriteria IPK

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Layak	Tidak Layak
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
3	155100035	Heru Pratama	SI	Sedang	0,161290323	0,631578947
4	155100027	Erina Oktarini	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	Sedang	0,161290323	0,631578947
6	155100063	Reni Alfiari	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
8	155100018	Devi Cantika	SI	Sedang	0,161290323	0,631578947
9	155100051	Muji Suwarno	SI	Sedang	0,161290323	0,631578947
10	145100072	Stefanus William	SI	Sedang	0,161290323	0,631578947
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
13	155100023	Ega Yuliani	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	Tinggi	0,838709677	0,315789474
15	155100019	Devi Rista	SI	Tinggi	0,838709677	0,315789474

Tabel 4.9 Perhitungan Klasifikasi Kriteria Semester

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Semester	Layak	Tidak Layak
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	Rendah	0,774193548	0,526315789
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
3	155100035	Heru Pratama	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
4	155100027	Erina Oktarini	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
6	155100063	Reni Alfari	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
8	155100018	Devi Cantika	SI	Menengah	0,129032258	0,315789474
9	155100051	Muji Suwarno	SI	Menengah	0,129032258	0,315789474
10	145100072	Stefanus William	SI	Menengah	0,129032258	0,315789474
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
13	155100023	Ega Yuliani	SI	Rendah	0,774193548	0,526315789
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	Rendah	0,774193548	0,526315789
15	155100019	Devi Rista	SI	Tinggi	0,096774194	0,157894737

Tabel 4.10 Perhitungan Klasifikasi Kriteria Tanggungan Orang Tua

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Tanggungan Ortu	Layak	Tidak Layak
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	Sedang	0,387096774	0,684210526
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	Banyak	0,225806452	0
3	155100035	Heru Pratama	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
4	155100027	Erina Oktarini	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
6	155100063	Reni Alfiari	SI	Sedikit	0,387096774	0,315789474
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
8	155100018	Devi Cantika	SI	Sedikit	0,387096774	0,315789474
9	155100051	Muji Suwarno	SI	Sedikit	0,387096774	0,315789474
10	145100072	Stefanus William	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	Sedikit	0,387096774	0,315789474
13	155100023	Ega Yuliani	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	Sedang	0,387096774	0,684210526
15	155100019	Devi Rista	SI	Sedang	0,387096774	0,684210526

Tabel 4.11 Perhitungan Klasifikasi Kriteria Penghasilan Orang Tua

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Penghasilan Ortu	Layak	Tidak Layak
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	Mampu	0,064516129	0,526315789
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	Mampu	0,064516129	0,526315789
3	155100035	Heru Pratama	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
4	155100027	Erina Oktarini	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	Mampu	0,064516129	0,526315789
6	155100063	Reni Alfari	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
8	155100018	Devi Cantika	SI	Mampu	0,064516129	0,526315789
9	155100051	Muji Suwarno	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
10	145100072	Stefanus William	SI	Mampu	0,064516129	0,526315789
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	Mampu	0,064516129	0,526315789
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
13	155100023	Ega Yuliani	SI	Menengah	0,225806452	0,368421053
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	Mampu	0,064516129	0,526315789
15	155100019	Devi Rista	SI	Mampu	0,064516129	0,526315789

Tabel 4.12 Perhitungan Klasifikasi Kriteria KWH Listrik

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	KWH Listrik	Layak	Tidak Layak
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	Sedang	0,677419355	0,526315789
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
3	155100035	Heru Pratama	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
4	155100027	Erina Oktarini	SI	Rendah	0,290322581	0,105263158
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	Tinggi	0,032258065	0,368421053
6	155100063	Reni Alfari	SI	Rendah	0,290322581	0,105263158
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
8	155100018	Devi Cantika	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
9	155100051	Muji Suwarno	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
10	145100072	Stefanus William	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	Rendah	0,290322581	0,105263158
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
13	155100023	Ega Yuliani	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	Sedang	0,677419355	0,526315789
15	155100019	Devi Rista	SI	Sedang	0,677419355	0,526315789

4.3 Pengujian Metode Naïve Bayes

Hasil Pengujian berikut ini adalah hasil pengujian dengan skema 5-fold validation sebanyak 5 kali pengujian data training dan data testing.

4.3.1 Pengujian 1

Dari pengujian 1 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 1 sampai ke 10 , sedangkan data training berisi data ke 21 sampai data ke 50. Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.13 Hasil Pengujian 1

Data ke	Hasil
1	Sama
2	Tidak Sama
3	Sama
4	Sama
5	Sama
6	Sama
7	Sama
8	Sama
9	Sama
10	Sama

terlihat hasil Pengujian 1 didapati akurasi sebesar 90 %.

4.3.2 Pengujian 2

Dari pengujian 2 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 11 sampai ke 20 , sedangkan data training berisi data ke 1 sampai data ke 10 dan data ke 21 sampai data ke 50 . Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.14 Hasil Pengujian 2

Data ke	Hasil
11	Tidak Sama
12	Sama
13	Tidak Sama
14	Sama
15	Sama
16	Tidak Sama
17	Sama
18	Sama
19	Tidak Sama
20	Sama

terlihat hasil Pengujian 3 didapati akurasi sebesar 60 %.

4.3.3 Pengujian 3

Dari pengujian 3 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 21 sampai ke 30 , sedangkan data training berisi data ke 1 sampai data ke 20 dan data ke 31 sampai data ke 50 . Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.15 Hasil Pengujian 3

Data ke	Hasil
21	Sama
22	Sama
23	Sama
24	Tidak Sama
25	Sama
26	Sama
27	Tidak Sama
28	Sama
29	Sama
30	Tidak Sama

terlihat hasil Pengujian 3 didapati akurasi sebesar 70 %.

4.3.4 Pengujian 4

Dari pengujian 4 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 31 sampai ke 40 , sedangkan data

training berisi data ke 1 sampai data ke 30 dan data ke 41 sampai data ke 50 . Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.16 Hasil Pengujian 4

Data ke	Hasil
31	Sama
32	Sama
33	Sama
34	Sama
35	Sama
36	Sama
37	Tidak Sama
38	Tidak Sama
39	Tidak Sama
40	Sama

terlihat hasil Pengujian 4 didapati akurasi sebesar 70 %.

4.3.5 Pengujian 5

Dari pengujian 5 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 41 sampai ke 50 , sedangkan data training berisi data ke 1 sampai data ke 40. Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.17 Hasil Pengujian 5

Data ke	Hasil
41	Tidak Sama
42	Sama
43	Sama
44	Tidak Sama
45	Sama
46	Sama
47	Sama
48	Sama
49	Sama
50	Sama

terlihat hasil Pengujian 5 didapati akurasi sebesar 80 %.

Untuk perhitungan akurasinya dapat dihitung sebagai berikut

$$\begin{aligned} \text{Rata - rata Akurasi} &= \frac{90 + 60 + 70 + 70 + 80}{5} \\ &= 74 \% \end{aligned}$$

Dalam menghitung tingkat akurasi penerapan metode algoritam *naïve bayes*, didapat ada 37 data yang ‘sama’ dalam menentukan penerima beasiswa BBM, 13 data yang ‘tidak sama’ dalam menentukan penerima beasiswa BBM antara data umitra dengan algoritam *naïve bayes* Jadi tingkat akurasi algoritam *naïve bayes* dalam menentukan penerima beasiswa BBM adalah 74 %.

4.4. Penerapan Model Algoritma *K-Nearest Neighbour*

Penerapan model algoritma *K-Nearest Neighbour* akan melalui beberapa tahapan, yaitu ;

4.4.1 Mengambil Data Training

Pada tabel 4.18 merupakan data mahasiswa yang digunakan dalam penerapan model algoritma *K-Nearest Neighbour* pada tabel tersebut dicontohkan 15 contoh , data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran tabel 4.18.

Tabel 4.18 Perhitungan Konversi Klasifikasi Kriteria *K-Nearest Neighbour*

No	NPM	Nama Mahasiswa	Jurusan	Klasifikasi IPK	Klasifikasi Semester	Pekerjaan Orang Tua	Klasifikasi T.Ortu	Klasifikasi P.Ortu	KWH Listrik	Kelayakan
1	155110028	Yohanes Prasetyo	TI	2,55	3	Petani/ Nelayan	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
2	155100098	Indra Bangsawan	SI	2,75	3	PNS / TNI / POLRI	2	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
3	155100035	Heru Pratama	SI	3,5	3	wirusaha	3	2.000.000	900	LAYAK
4	155100027	Erina Oktarini	SI	3,68	3	wirusaha	5	2.000.000	900	LAYAK
5	155100017	Desi Ratnasari	SI	3,46	3	wirusaha	2	1.000.000	900	LAYAK
6	155100063	Reni Alfari	SI	3,5	3	Petani/ Nelayan	4	1.000.000	450	LAYAK
7	155100022	Edri Wahyudi	SI	3,41	3	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	1300	TIDAK LAYAK
8	155100018	Devi Cantika	SI	3,58	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	450	LAYAK
9	155100051	Muji Suwarno	SI	3,77	3	wirusaha	3	1.000.000	900	LAYAK
10	145100072	Stefanus William	SI	3,4	5	wirusaha	1	2.000.000	900	TIDAK LAYAK
11	145100042	Kiki Tama Bangswan	SI	3,14	5	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	TIDAK LAYAK
12	145100065	Rizki Dwi Saputra	SI	3,13	5	PNS / TNI / POLRI	3	3.000.000	900	TIDAK LAYAK
13	155100023	Ega Yuliani	SI	3,6	3	Petani/ Nelayan	3	2.000.000	450	TIDAK LAYAK
14	155110001	A.Eru Meizi A.P	TI	3,74	3	Petani/ Nelayan	1	1.000.000	900	LAYAK
15	155100019	Devi Rista	SI	3,62	3	wirusaha	3	1.000.000	900	LAYAK

4.4.2 Menentukan Nilai K

Nilai K yang digunakan adalah 15 dalam penerapan model algoritma *K-Nearest Neighbor*, yaitu:

4.4.3 Menghitung Nilai Jarak Distance

Berikutnya adalah menghitung Nilai Jarak Distance, berikut hasilnya ditampilkan pada tabel 4.19. Pada tabel tersebut dicontohkan urutan 15 contoh, data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran tabel 4.19.

Tabel 4.19 Hasil Perhitungan Nilai Jarak Distance

No	Nama	Distance	Kelayakan
1	Yohanes Prasetyo	450,0023129	TIDAK LAYAK
2	Indra Bangsawan	1000000,361	TIDAK LAYAK
3	Heru Pratama	450,0011201	LAYAK
4	Erina Oktarini	450,0100089	LAYAK
5	Desi Ratnasari	1000000,101	LAYAK
6	Reni Alfiari	1000000	LAYAK
7	Edri Wahyudi	1000000,361	TIDAK LAYAK
8	Devi Cantika	1000000	LAYAK
9	Muji Suwarno	1000000,101	LAYAK
10	Stefanus William	450,005596	TIDAK LAYAK
11	Kiki Tama Bangswan	1000000,101	TIDAK LAYAK
12	Rizki Dwi Saputra	1000000,101	TIDAK LAYAK
13	Ega Yuliani	1,000049999	TIDAK LAYAK
14	A.Eru Meizi A.P	450,0023129	TIDAK LAYAK
15	Devi Rista	1000000,361	TIDAK LAYAK

4.4.5 Mengurutkan Nilai Jarak Distance yang terdekat

Berikutnya adalah menghitung Nilai Jarak Distance, berikut hasilnya ditampilkan pada tabel 4.20. Pada tabel tersebut dicontohkan urutan 15 contoh, data selengkapnya dapat dilihat pada lampiran tabel 4.20.

Tabel 4.20 Urutan Nilai Jarak Distance Terdekat

No	Nama	Distance	Kelayakan
1	Ega Yuliani	1,00005	TIDAK LAYAK
2	Yosi Gunada Agung	1,00005	TIDAK LAYAK
3	Candra Mandala Putra	450,0001	LAYAK
4	Ayu Wandira	450,0001	LAYAK
5	Illal Al Fariz	450,0011	LAYAK
6	Raedho Armanda	450,0011	LAYAK
7	Sarju Hidayat	450,0011	LAYAK
8	Heru Pratama	450,0011	LAYAK
9	Yohanes Prasetyo	450,0023	TIDAK LAYAK
10	Stefanus William	450,0056	TIDAK LAYAK
11	Erina Oktarini	450,01	LAYAK
12	Winda Novera Meliyana	450,0178	TIDAK LAYAK
13	Puguh Pamungkas	450,0178	TIDAK LAYAK
14	Bunga April	450,0178	TIDAK LAYAK
15	Devi Cantika	1000000	LAYAK

4.4.6. Menentukan Nilai K Klasifikasi Yang Terbaik

Berikutnya adalah menentukan nilai k yang terbaik, berikut hasilnya ditampilkan pada tabel 4.21.

Tabel 4.21 Nilai K Yang Terbaik

No	Nama	Distance	Kelayakan
1	Ega Yuliani	1,00005	TIDAK LAYAK
2	Yosi Gunada Agung	1,00005	TIDAK LAYAK
3	Candra Mandala Putra	450,0001	LAYAK
4	Ayu Wandira	450,0001	LAYAK
5	Illal Al Fariz	450,0011	LAYAK
6	Raedho Armanda	450,0011	LAYAK
7	Sarju Hidayat	450,0011	LAYAK
8	Heru Pratama	450,0011	LAYAK
9	Yohanes Prasetyo	450,0023	TIDAK LAYAK
10	Stefanus William	450,0056	TIDAK LAYAK
11	Erina Oktarini	450,01	LAYAK
12	Winda Novera Meliyana	450,0178	TIDAK LAYAK
13	Puguh Pamungkas	450,0178	TIDAK LAYAK
14	Bunga April	450,0178	TIDAK LAYAK
15	Devi Cantika	1000000	LAYAK

4.5 Pengujian Metode *K-Nearest Neighbour*.

Hasil Pengujian berikut ini adalah hasil pengujian dengan skema *5 fold validation* sebanyak 5 kali pengujian data training dan data testing.

4.5.1 Pengujian 1

Dari pengujian 1 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 1 sampai ke 10 , sedangkan data training berisi data ke 21 sampai data ke 50. Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.22 Hasil Pengujian 1

Data ke	Hasil
1	TIDAK SAMA
2	SAMA
3	SAMA
4	SAMA
5	SAMA
6	SAMA
7	SAMA
8	SAMA
9	SAMA
10	TIDAK SAMA

terlihat hasil Pengujian 1 didapati akurasi sebesar 80 %.

4.5.2 Pengujian 2

Dari pengujian 2 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 11 sampai ke 20 , sedangkan data

training berisi data ke 1 sampai data ke 10 dan data ke 21 sampai data ke 50 . Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.23 Hasil Pengujian 2

Data ke	Hasil
11	TIDAK SAMA
12	SAMA
13	TIDAK SAMA
14	SAMA
15	SAMA
16	SAMA
17	TIDAK SAMA
18	SAMA
19	SAMA
20	SAMA

terlihat hasil Pengujian 3 didapati akurasi sebesar 70 %.

4.5.3 Pengujian 3

Dari pengujian 3 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 21 sampai ke 30 , sedangkan data training berisi data ke 1 sampai data ke 20 dan data ke 31 sampai data ke 50 . Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.24 Hasil Pengujian 3

Data ke	Hasil
21	SAMA
22	SAMA
23	SAMA
24	TIDAK SAMA
25	SAMA
26	SAMA
27	SAMA
28	TIDAK SAMA
29	SAMA
30	TIDAK SAMA

terlihat hasil Pengujian 3 didapati akurasi sebesar 70 %.

4.5.4 Pengujian 4

Dari pengujian 4 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 31 sampai ke 40 , sedangkan data training berisi data ke 1 sampai data ke 30 dan data ke 41 sampai data ke 50 . Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.25 Hasil Pengujian 4

Data ke	Hasil
31	SAMA
32	SAMA
33	SAMA
34	SAMA
35	SAMA
36	SAMA
37	SAMA
38	TIDAK SAMA
39	SAMA
40	SAMA

terlihat hasil Pengujian 4 didapati akurasi sebesar 90 %.

4.5.5 Pengujian 5

Dari pengujian 5 dengan data testing sebanyak 10 data dan data training sebanyak 40 data, Data Testing berisi data ke 41 sampai ke 50 , sedangkan data training berisi data ke 1 sampai data ke 40. Dari sepuluh data testing dihasilkan bahwa

Tabel 4.26 Hasil Pengujian 5

Data ke	Hasil
41	SAMA
42	TIDAK SAMA

43	SAMA
44	SAMA
45	SAMA
46	SAMA
47	SAMA
48	SAMA
49	TIDAK SAMA
50	SAMA

terlihat hasil Pengujian 5 didapati akurasi sebesar 80 %.

Untuk perhitungan akurasinya dapat dihitung sebagai berikut

$$\begin{aligned} \text{Rata - rata Akurasi} &= \frac{80 + 70 + 70 + 90 + 80}{5} \\ &= 78 \% \end{aligned}$$

Dalam menghitung tingkat akurasi penerapan metode algoritma *K Nearest Neighbour*, didapat ada 39 data yang ‘sama’ dalam menentukan penerima beasiswa BBM, 11 data yang ‘tidak sama’ dalam menentukan penerima beasiswa BBM antara data umitra dengan algoritma *K Nearest Neighbour* Jadi tingkat akurasi algoritma *naïve bayes* dalam menentukan penerima beasiswa BBM adalah 78 %.

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Metode *K-Nearest Neighbor* dan *Naive Bayesian Classification* dapat diimplementasikan untuk membantu dalam seleksi calon penerima Bantuan Biaya Mahasiswa (BBM), dan hasil perhitungan yang diperoleh dari masing-masing metode menghasilkan output yang sama.
2. Metode yang tepat digunakan untuk pemberian beasiswa pada penelitian ini adalah metode *naive bayes clasification*, karena metode ini memiliki hasil keputusan yang konsisten dari pada metode *k-nearest neighbor* yang memiliki data berubah-ubah dengan data testing yang sama pada masing-masing metode.
3. Tingkat akurasi *K-Nearest Neighbor* dengan menggunakan metode skema pengujian *K Fold Cross Validation* dalam menentukan penerima beasiswa BBM adalah 78%, dan lebih akurat dari pada metode *Naive Bayesian Classification* yang hanya 74%.

5.2. Saran

Beberapa saran yang diberikan setelah dilakukan penelitian ini untuk pengembangan lebih lanjut adalah sebagai berikut:

1. Dapat dikembangkan menggunakan analisa perbandingan metode untuk mengetahui metode yang tepat untuk mengelola data SPK penentuan calon penerima Bantuan Biaya Mahasiswa (BBM).
2. Data yang digunakan dapat lebih dikembangkan bukan hanya pada STMIK saja tetapi pada Institusi lainya seperti STIE, AMIK, A2M, serta STIKES.