

# Sistem Pendukung Keputusan Kelayakan Beasiswa KIP-K Berbasis Web Menggunakan Algoritma Gaussian-Naïve Bayes

Nurul Badriyah<sup>1</sup>, Diema Hernyka Satyareni<sup>2</sup>, Chandra Sukma Anugrah<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Sistem Infomasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Pesantren Tinggi Darul Ulum

E-mail: <sup>\*</sup><sup>1</sup>[n.badriyah@unipdu.ac.id](mailto:n.badriyah@unipdu.ac.id), <sup>2</sup>[diemahernyka@ft.unipdu.ac.id](mailto:diemahernyka@ft.unipdu.ac.id),

<sup>3</sup>[chandrasukma@ft.unipdu.ac.id](mailto:chandrasukma@ft.unipdu.ac.id)

**Abstrak** – Penerimaan beasiswa KIP-K di Universitas Pesantren Tinggi Darul Ulum (UNIPDU) saat ini masih dilakukan secara manual oleh Biro Pelayanan Kemahasiswaan (BPKM), sehingga rentan terhadap kesalahan dalam proses seleksi. Untuk memastikan proses seleksi penerima KIP-K lebih tepat sasaran, diperlukan sistem yang dapat mengklasifikasikan peserta yang layak dan tidak layak menerima KIP-K. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Gaussian Naive Bayes dalam proses penentuan kelayakan penerima beasiswa KIP-K. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 209 data peserta yang terbagi ke dalam kategori layak dan tidak layak menerima beasiswa. Atribut yang digunakan mencakup persyaratan pendaftaran KIP-K di UNIPDU, seperti pekerjaan dan penghasilan orang tua, jumlah tanggungan, kepemilikan rumah, rata-rata nilai rapor, dan atribut lainnya. Pengujian sistem dilakukan menggunakan confusion matrix pada sistem yang dikembangkan serta perangkat RapidMiner. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi, yaitu sebesar 91,49% untuk kedua metode tersebut. Temuan ini membuktikan bahwa algoritma Gaussian Naive Bayes efektif dalam meningkatkan keakuratan prediksi, sehingga layak diterapkan untuk mengklasifikasikan kelayakan penerima beasiswa KIP-K.

**Kata Kunci** — Confusion Matrix, Gaussian, KIP-K, Naive Bayes, Sistem Pendukung Keputusan,

## 1. PENDAHULUAN

Mengacu pada Undang-Undang Nomor 12 Tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi, pemerintah Indonesia memiliki kewajiban untuk memperluas akses serta peluang pendidikan di perguruan tinggi dan mempersiapkan warga negara agar menjadi individu yang cerdas dan berdaya saing [1]. Salah satu bentuk realisasi tanggung jawab tersebut adalah melalui program beasiswa KIP-K (Kartu Indonesia Pintar Kuliah), yang menjadi salah satu inisiatif strategis pemerintah [2]. Program beasiswa ini merupakan kelanjutan dari Beasiswa Bidikmisi, yang sejak tahun 2020 telah berganti nama menjadi KIP-Kuliah [3]. KIP-Kuliah menyediakan bantuan pendidikan bagi lulusan SMA sederajat dari keluarga kurang mampu, sehingga mereka memiliki kesempatan untuk melanjutkan pendidikan ke jenjang perguruan tinggi [4]. Faktor utama dalam pemberian KIP-Kuliah adalah ditujukan bagi calon mahasiswa baru yang memiliki prestasi akademik namun terkendala secara ekonomi untuk melanjutkan Pendidikan [5].

Universitas Pesantren Tinggi Darul Ulum (UNIPDU) menyediakan peluang bagi calon mahasiswa untuk melanjutkan pendidikan dengan memanfaatkan bantuan KIP Kuliah. Namun, hingga saat ini, proses seleksi penerima bantuan KIP Kuliah masih dilakukan secara manual, dengan pengumpulan berkas langsung sebagai persyaratan yang telah ditetapkan. Hal ini berpotensi menimbulkan ketidakakuratan dalam menentukan mahasiswa yang layak menerima beasiswa KIP-K, baik akibat kesalahan manusia maupun keterbatasan waktu dan sumber daya. Oleh karena itu, diperlukan penerapan metode klasifikasi untuk mendukung proses pengambilan keputusan terkait kelayakan penerima bantuan KIP Kuliah. Klasifikasi, pada hakikatnya, merupakan teknik pengolahan data yang mengelompokkan objek ke dalam sejumlah kelas tertentu berdasarkan kategori yang telah ditentukan sebelumnya [6].

Dalam hal ini, pengembangan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) menjadi solusi yang tepat. SPK didefinisikan sebagai sistem informasi interaktif yang menyediakan informasi, model, dan kemampuan manipulasi data guna mendukung proses pengambilan keputusan [7]. Untuk melaksanakan klasifikasi dalam sistem ini, diperlukan metode yang tepat agar menghasilkan output yang akurat, yaitu metode Gaussian - Naïve Bayes. Naïve Bayes adalah metode klasifikasi probabilistik sederhana yang menghitung probabilitas berdasarkan frekuensi dan kombinasi nilai dalam dataset yang tersedia [8]. Sementara itu, Gaussian mengasumsikan bahwa data kontinu mengikuti distribusi normal. Metode klasifikasi Gaussian - Naïve Bayes bekerja berdasarkan asumsi bahwa pengaruh setiap atribut terhadap suatu kelas bersifat independen terhadap atribut lainnya [9].

Beberapa penelitian yang mendasari diantaranya penelitian tentang Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Beasiswa Menggunakan Metode Naive Bayes, hasil pengujian menunjukkan presentase akurasi sebesar 92,7% dengan eror 7,3% [10]. Masalah yang serupa juga dibahas oleh Riyadi Dalam penelitiannya diperoleh tingkat akurasi yang cukup tinggi, yaitu sebesar 91,67% [11].

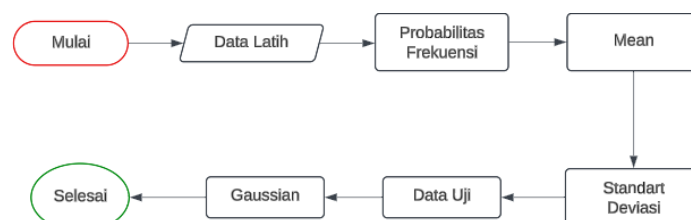
Sistem ini diharapkan dapat memberikan solusi yang efektif dalam mengatasi permasalahan seleksi manual, serta meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam penyaluran beasiswa, sehingga mendukung tercapainya tujuan program KIP-K dengan sasaran yang lebih tepat.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Inisialisasi Data

Sebanyak 210 data penerima KIP-K tahun 2021 yang diperoleh dari BPKM akan digunakan dalam proses klasifikasi, dengan pemilihan 12 atribut yang akan diterapkan dalam perhitungan. Nama-nama atribut yang akan digunakan adalah Status DTKS (DTKS), No. KIP (KIP), Status Ayah (SA), Penghasilan Ayah (PA), Tanggungan Ortu (TO), Kepemilikan Rumah KR), Status P3KE (P3KE), No. KKS (KKS), Status Ibu (SI), Penghasilan Ibu (PI), Status Prestasi (SP), Status Kelayakan (SK).

### 2.2 Proses Perhitungan Algoritma Gaussian – Naïve Bayes



Gambar 1 Alur Perhitungan Gaussian - Naive Bayes

Gambar 1 menunjukkan alur perhitungan yang dimulai dari Data Latih. Berikut ini adalah contoh data latih yang akan digunakan untuk proses perhitungan, yang terdiri dari 40 data mahasiswa penerima KIP-K yang diantaranya 22 data Tidak layak dan 18 data Layak. Data tersebut dapat dilihat pada Gambar 2 di bawah ini.

DTKS	P3KE	KIP	KKS	SA	PA	SI	PI	JT	KR	SP	SK
Belum	Belum	Tidak	Tidak	Peg.Swasta	1000000	Lainnya	500000	3	Sewa	Tidak	L
Belum	Belum	Tidak	Tidak	Petani	750000	Lainnya	250000	3	Sendiri	Tidak	L
<u>Terdata</u>	Des 7	Tidak	Tidak	Petani	0	Petani	0	0	Sendiri	Ada	L
Belum	Des 3	Tidak	Tidak	Petani	750000	Petani	500000	3	Menumpang	Ada	L
<u>Terdata</u>	Belum	Ada	Tidak	Lainnya	0	Wafat	0	1	Sendiri	Tidak	L
Belum	Belum	Tidak	Tidak	Wirasusaha	4500000	Tidak Bekerja	0	1	Sendiri	Tidak	TL
Belum	Belum	Tidak	Tidak	Peg.Swasta	4000000	Pegawai Swasta	2500000	3	Sendiri	Tidak	TL
Belum	Belum	Tidak	Tidak	Peg.Swasta	3500000	Lainnya	2700000	3	Sendiri	Tidak	TL
...	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....

Gambar 2 Data Latih

#### 2.2.1. Menghitung Probabilitas Frekuensi Layak/Tidak Layak

Pada proses perhitungan probabilitas frekuensi di implementasikan untuk data yang bersifat kategori, seperti DTKS, P3KE, KIP, KKS, SA, SI, KR, SP. Diterapkan rumus berikut ini :

$$P(A|B) = \frac{\text{frekuensi kejadian } A \text{ pada kondisi } B+1}{\text{frekuensi total kondisi } B+k} \quad (1)$$

Keterangan :

- 1)  $A|B$  adalah jumlah data yang cocok dengan kondisi tertentu,
- 2)  $k$  : adalah jumlah kategori unik pada atribut.

Untuk mencegah pembagian dengan nol, dapat digunakan metode add-one atau Laplace Smoothing dengan menambahkan nilai 1 pada setiap kemungkinan [12].

a) Probabilitas Frekuensi Layak/L Status DTKS

$$\text{Belum : } P(\text{belum}|L) = \frac{\text{frekuensi 'belum' pada 'L'+1}}{\text{total data 'L'+2}}$$

$$P(\text{belum}|L) = \frac{6+1}{18+2} = \frac{7}{20} = \mathbf{0.35}$$

Diperoleh nilai sebesar 0.35, tabel di bawah ini menunjukkan hasil dari data kategori setelah implementasi rumus probabilitas frekuensi.

Tabel 1 Probabilitas 1

Atribut	Layak	Tidak Layak
<b>Status DTKS</b>		
<b>Terdata</b>	0.35	0.0416667
<b>Belum</b>	0.65	0.9583333
<b>NO KIP</b>		
<b>Ada</b>	0.15	0.0416667
<b>Tidak</b>	0.85	0.9583
<b>NO KKS</b>		
<b>Ada</b>	0.05	0.0416667
<b>Tidak</b>	0.95	0.9583333

Tabel 2 Probabilitas 2

Atribut	Layak	Tidak Layak
<b>Status P3KE</b>		
<b>Belum Terdata</b>	0.3461	0.6666
<b>Desil 1</b>	0.115385	0.033333333
<b>Desil 2</b>	0.076923	0.033333333
<b>Desil 3</b>	0.153846	0.033333333
<b>Desil 4</b>	0.076923	0.033333333
<b>Desil 5</b>	0.076923	0.033333333
<b>Desil 6</b>	0.076923	0.033333333
<b>Desil 7</b>	0.076923	0.1333
<b>Status Prestasi</b>		
<b>Ada</b>	0.4	0.0416
<b>Tidak</b>	0.6	0.9583
<b>Kepemilikan Rumah</b>		
<b>Sewa</b>	0.0952	0.04
<b>Menumpang</b>	0.238	0.04
<b>Sendiri</b>	0.6666	0.92

Tabel 3 Probabilitas 3

Atribut	Layak	Tidak Layak
<b>Status Ayah</b>		
Peg.Swasta	0.1538	0.3
PNS	0.0769	0.3
Lainnya	0.1538	0.0666
Petani	0.1923	0.0333
Wirausaha	0.1153	0.2
Tidak Bekerja	0.1153	0.0333
Wafat	0.1153	0.0333
Nelayan	0.0769	0.0333
<b>Status Ibu</b>		
Tidak Bekerja	0.384615	0.266666667
Lainnya	0.230769	0.2
Pegawai Swasta	0.038462	0.233333333
PNS	0.038462	0.033333333
Wirausaha	0.076923	0.133333333
Penjahit	0.038462	0.033333333
Petani	0.115385	0.033333333

### 2.2.2. Menghitung Mean Layak/Tidak Layak

Mean merupakan nilai rata-rata yang dihitung dengan menjumlahkan seluruh nilai dalam dataset dan membaginya dengan jumlah total data numerik [13]. (Tanggungan Orangtua, Penghasilan Ayah, Penghasilan Ibu). Berikut rumus dari mean :

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (2)$$

Keterangan :

$\mu$  : rata-rata hitung (mean)

$X_i$  : nilai sampel ke i

$n$  : jumlah sampel

#### 1) Mean Layak/L Pada Atribut Tanggungan Orang Tua/TO

$$\mu = \frac{TO \text{ layak}}{\text{total data layak}}$$

$$\mu = \frac{47}{18} = 2.6111$$

Diperoleh nilai sebesar 2.6111. Rumus tersebut diterapkan untuk perhitungan semua atribut yang bersifat numerik. Selanjutnya, gambar di bawah ini menunjukkan hasil dari data numerik setelah implementasi rumus mean.

Tabel 4 Hasil Mean

Class	Mean
<b>Jumlah Tanggungan Ortu</b>	
Layak	2.611111111
Tidak Layak	2.090909091
<b>Penghasilan Ibu</b>	
Layak	194444.4444
Tidak Layak	1381818.182
<b>Penghasilan Ayah</b>	
Layak	791666.6667
Tidak Layak	3818181.818

### 2.2.3. Menghitung STD Layak/Tidak Layak

Setelah diketahui mean dari atribut numerik, tahap selanjutnya yakni menghitung data latih pada status layak dan tidak layak dari data penerima beasiswa KIP-K yang bersifat Numerik, Berikut rumus dari STD:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (3)$$

Keterangan :

$X$  : nilai fitur asli

$\mu$  : nilai rata-rata dari semua data

$n$  : jumlah data

$\sigma$  Deviasi standar dari dataset

#### 1) Standar Deviasi Layak/L Pada Atribut Tanggungan Orang Tua/TO

$$\sigma = \sqrt{\frac{(3-2.6111)^2 + (4-2.6111)^2 + (1-2.6111)^2 + (\dots - 2.6111)^2}{18-1}}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{(0.38889)^2 + (1.38889)^2 + (-1.6111)^2 + (\dots - 1.6111)^2}{18-1}}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{0.151235 + 1.929015 + 2.595675 + \dots 2.595675}{18-1}}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{36.2777778}{17}}$$

$$\sigma = 1.46081721$$

Diperoleh nilai sebesar 1.46081721. Rumus tersebut diterapkan untuk perhitungan semua atribut yang bersifat numerik. Selanjutnya, gambar di bawah ini menunjukkan hasil dari data numerik setelah implementasi rumus STD.

Tabel 5 Hasil *Standart Deviasi*

Class	STD
<b>Jumlah Tanggungan Ortu</b>	
Layak	1.46081721
Tidak Layak	0.921132326
<b>Penghasilan Ayah</b>	
Layak	849.956747
Tidak Layak	4510.68942
<b>Penghasilan Ibu</b>	
Layak	10694.8158
Tidak Layak	3877.45174

#### 2.2.4. Proses Klasifikasi Data Uji

Tabel 6 Data Uji

DTKS	P3KE	KIP	KKS	Status Ayah	PA
Terdata	Desil 3	Tidak	Ada	Petani	1000000
SI	PI	JT	KR	SP	SK
Lainnya	500000	3	Sewa	Tidak	?

- 1) Proses Klasifikasi Atribut Tanggungan Orangtua/TO Status Layak/L

$$P(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{[x - \mu]^2}{2\sigma^2}}$$

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot 3.14 \cdot 1.4608}} \cdot e^{-\frac{[3 - 2.6111]^2}{2 \cdot (1.4608)^2}}$$

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{9.173824}} \cdot e^{-\frac{[0.3889]^2}{2 \cdot 2.13393664}}$$

$$P(x) = \frac{1}{3.02883212} \cdot e^{-\frac{0.15124321}{4.26787328}}$$

$$P(x) = 0.33016026 \cdot e^{-0.0355078982}$$

$$P(x) = 0.33016026 \cdot 0.9652$$

$$P(x) = \mathbf{0.318670683}$$

Perhitungan klasifikasi data uji digunakan untuk atribut yang bersifat numerik, berikut hasil dari klasifikasi data uji:

Tabel 7 Hasil Klasifikasi Data Uji

Atribut	Layak	Tidak Layak
<b>TO</b>	0.31867	0.25549
<b>PA</b>	3.8646	0.00722
<b>PI</b>	6.44391	0.08524

Karena data kategori sebelumnya sudah dihitung menggunakan rumus probabilitas frekuensi maka berikut hasil dari implementasi perhitungan probabilitas frekuensi dari data kategori:

Tabel 8 Hasil Probabilitas Frekuensi

Atribut	Layak	Tidak Layak
<b>DTKS</b>	0.35	0.0416666667
<b>P3KE</b>	0.153846	0.0333333333
<b>KIP</b>	0.85	0.9583
<b>KKS</b>	0.05	0.041666
<b>SA</b>	0.1923	0.0333
<b>SI</b>	0.230769	0.2
<b>KR</b>	0.0952	0.04
<b>SP</b>	0.6	0.9583

Tahap selanjutnya adalah menentukan nilai kelas dengan cara mengalikan semua atribut yang diperoleh dari data kategori dan numerik.

a) Prediksi Layak/L

Prediksi SK | L =  $DTKS * P3KE * KIP * KKS * SA * KR * SP * TO * PA * PI$

Prediksi SK | L =  $0.35 * 0.1538 * 0.85 * 0.05 * 0.1923 * 0.2307 * 0.095 * 0.6 * 0.3186 * 3.864 * 6.4439$

Prediksi SK | L = **4.60345**

b) Prediksi Tidak Layak/TL

Prediksi SK | TL =  $DTKS * P3KE * KIP * KKS * SA * SI * KR * SP * TO * PA * PI$

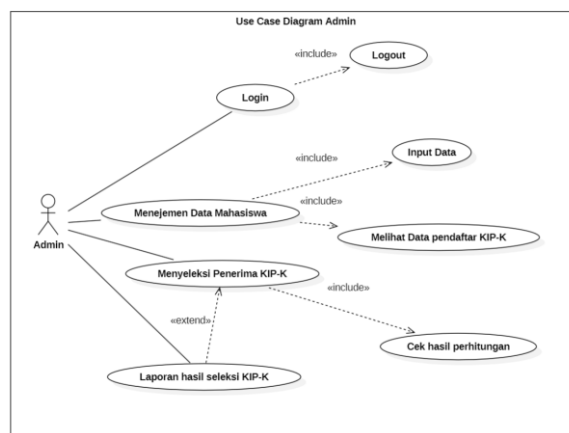
Prediksi SK | TL =  $0.0416 * 0.0333 * 0.9583 * 0.0416 * 0.033 * 0.2 * 0.04 * 0.9583 * 0.2554 * 0.0072$

Prediksi SK | TL = **2.22608**

Nilai kelayakan untuk status "Layak" adalah 4.60345, sedangkan untuk "Tidak Layak" adalah 2.22608. Berdasarkan hasil tersebut, prediksi kelayakan beasiswa KIP-K pada data uji menunjukkan status "**Layak**," karena nilai "Layak" lebih tinggi.

### 2.3 Perancangan Use Case Diagram SPK Beasiswa KIP-K

Use case adalah deskripsi fungsi suatu sistem yang dilihat dari perspektif atau sudut pandang para pengguna system [14]. Setiap Use Case merepresentasikan skenario utama yang dilakukan oleh aktor dan dirangkum dalam batasan system [15], berikut *use case* dari SPK Beasiswa KIP-K.

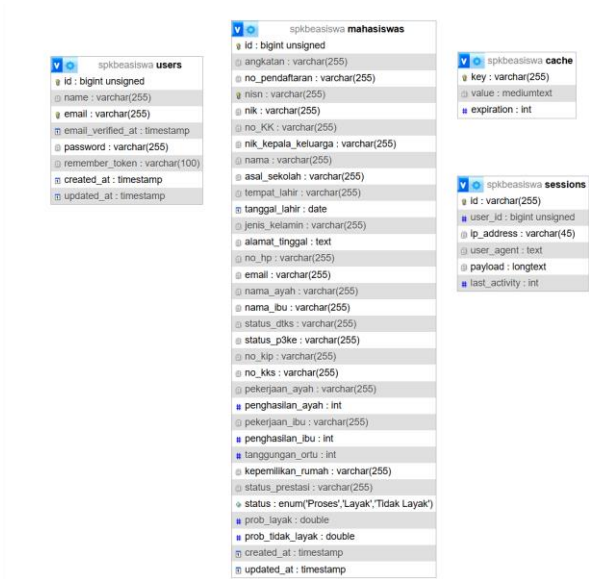


Gambar 3 Use Case SPK KIP-K

Use case diagram pada Gambar 2.3 menggambarkan bahwa admin memiliki akses untuk login ke dalam sistem dengan memasukkan email dan password, mengelola data mahasiswa yang mendaftar beasiswa KIP, melakukan pengecekan perhitungan dan laporan hasil seleksi, serta logout untuk mengakhiri sesi penggunaan sistem.

### 2.4 Perancangan Class Diagram SPK Beasiswa KIP-K

Class diagram menyajikan representasi sistem atau perangkat lunak dalam bentuk diagram statis, termasuk hubungan antar komponen di dalamnya. Gambar berikut menampilkan *class diagram* dari SPK Beasiswa KIP-K [16].



Gambar 4 Class Diagram SPK KIP-K

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) beasiswa KIP-K pada gambar 2.4, dirancang dengan class diagram yang terdiri atas empat tabel utama, yaitu mahasiswa, user, sessions, dan cache.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan sebuah Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis web. Sistem ini menerima input data dari pengguna dan mengklasifikasikan data tersebut. Penulis melakukan pengujian menggunakan metode *confusion matrix* untuk membandingkan hasil perhitungan sistem dengan hasil perhitungan menggunakan RapidMiner. Selain itu, guna meningkatkan kenyamanan pengguna, penulis juga melaksanakan pengujian *black-box* terhadap sistem.

3.1. Hasil Klasifikasi Data Pada Sistem

Tipe Perhitungan\*

Per Mahasiswa

Pilih Mahasiswa\*

0037649263 - SULISTYOWATI

Hasil Perhitungan

NISN: 0037649263

Nama: SULISTYOWATI

Status: Layak

Gambar 5 Hasil Klasifikasi Pada Sistem

Class	Feature	Details
Layak	status_dtk	Count: 65, Total: 88, Probability: 0.73333333333333
Layak	status_p3ke	Count: 8, Total: 88, Probability: 0.088235294117647
Layak	pekerjaan_ayah	Count: 12, Total: 88, Probability: 0.13541666666667
Layak	penghasilan_ayah	Mean: 950568.18181818, Std: 765660.04574004, Probability: 4.3820424855358E-7
Layak	pekerjaan_ibu	Count: 53, Total: 88, Probability: 0.5682105263158
Layak	penghasilan_ibu	Mean: 272727.27272727, Std: 505197.64488473, Probability: 6.8259875513726E-7
Layak	tanggungan_ortu	Mean: 2.6022727272727, Std: 1.218061138145, Probability: 0.16955481436734
Layak	kepemilikan_rumah	Count: 78, Total: 88, Probability: 0.86813186813187
Layak	status_prestasi	Count: 48, Total: 88, Probability: 0.54444444444444
Tidak Layak	status_dtk	Count: 130, Total: 131, Probability: 0.98496240601504
Tidak Layak	status_p3ke	Count: 0, Total: 131, Probability: 0.0073529411764706
Tidak Layak	pekerjaan_ayah	Count: 4, Total: 131, Probability: 0.036496350364964
Tidak Layak	penghasilan_ayah	Mean: 3467938.9312977, Std: 522754.12304926, Probability: 7.6396905509631E-14
Tidak Layak	pekerjaan_ibu	Count: 37, Total: 131, Probability: 0.27338129496403
Tidak Layak	penghasilan_ibu	Mean: 1676335.8778626, Std: 1257582.0548894, Probability: 1.3047786990933E-7
Tidak Layak	tanggungan_ortu	Mean: 2.0916030534351, Std: 0.90681506620606, Probability: 0.048046178419802
Tidak Layak	kepemilikan_rumah	Count: 131, Total: 131, Probability: 1
Tidak Layak	status_prestasi	Count: 129, Total: 131, Probability: 0.97744360902256

Gambar 6 Detail Perhitungan Sistem

Kesimpulan:

Mahasiswa dinyatakan **Layak** karena faktor-faktor berikut:

- kepemilikan\_rumah: Nilai: Sendiri, Count: 78, Total: 88, Probabilitas: 0.86813186813187
- status\_dtk: Nilai: Belum Terdata, Count: 65, Total: 88, Probabilitas: 0.7333333333333333
- pekerjaan\_ibu: Nilai: Tidak Bekerja, Count: 53, Total: 88, Probabilitas: 0.56842105263158

Perbandingan probabilitas akhir:

- Layak: 4.7975119587725E-17
- Tidak Layak: 2.0234354175425E-26

Keputusan diambil berdasarkan probabilitas yang lebih tinggi. Mahasiswa dinyatakan **Layak** karena probabilitas untuk status ini lebih tinggi dibandingkan dengan status lainnya.

Gambar 7 Kesimpulan Hasil Klasifikasi Sistem

### 3.2. Hasil *Confusion Matrix* Beasiswa KIP-K

Evaluasi kinerja algoritma Naive Bayes dilakukan dengan menggunakan empat metrik, yaitu *accuracy*, *F1 score*, *recall*, dan *precision*, yang diperoleh dari analisis data training dalam SPK Beasiswa KIP-K dan tools RapidMiner. Berikut ini adalah gambar hasil evaluasi dari sistem.

	Predicted Positive	Predicted Negative
Actual Positive	71	4
Actual Negative	0	113

Gambar 8 *Confusion Matrix* SPK Beasiswa

Selanjutnya dilakukan perhitungan manual untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score*, yang dapat dilihat pada perhitungan di bawah ini:

$$Accuracy = \frac{AP+AN}{AP+AN+PP+PN} \rightarrow \frac{71+113}{71+113+0+4} = 0.9787 \text{ (97,87\%)}$$

$$Precision = \frac{AP}{AP+PP} \rightarrow \frac{71}{71+0} = 1 \text{ (100\%)}$$

$$Recall = \frac{AP}{AP+PN} \rightarrow \frac{71}{71+4} = 0.9866 \text{ (98.66\%)}$$

$$F1 \text{ Score} = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \rightarrow 2x \frac{1 \times 0.986}{1 + 0.986} = 0.9929 \text{ (99.29\%)}$$

Langkah selanjutnya adalah membandingkan hasil evaluasi tersebut dengan hasil evaluasi menggunakan RapidMiner. Berikut ini adalah hasil evaluasi yang diperoleh dari RapidMiner.

	true Layak	true Tidak Layak
pred. Layak	64	0
pred. Tidak Layak	16	108

Gambar 9 *Confusion Matrix* RapidMiner

Selanjutnya dilakukan perhitungan manual untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score*, yang dapat dilihat pada perhitungan di bawah ini :

$$Accuracy = \frac{64+108}{64+108+16+0} = 0.9148 \text{ (91,48\%)}$$

$$Precision = \frac{64}{64+0} = 1 \text{ (100\%)}$$

$$Recall = \frac{64}{64+16} = 0.8 \text{ (80\%)}$$

$$F1 \text{ Score} = 2x \frac{1 \times 0.8}{1 + 0.8} = 0.8888 \text{ (88.88\%)}$$

Berdasarkan hasil perhitungan antara sistem dan RapidMiner, penulis melakukan uji coba dengan variasi pembagian dataset menjadi data training dan data testing untuk mengevaluasi pengaruh distribusi data terhadap performa model. Pada pengujian ini, dilakukan pengujian akurasi dengan menggunakan web SPK Beasiswa KIP-K dan tools RapidMiner. Total dataset yang digunakan adalah 209 data dari angkatan 2021.



Tabel 9 Skenario Uji Coba pada SPK Beasiswa

Training	Testing	Accuracy	Presisi	Recall	F1 Score
10%	90%	97,87%	100%	98,66%	99,29%
20%	80%	99,44%	100%	98,59%	99,29%
30%	70%	99,32%	100%	98,39%	99,19%
40%	60%	99,20%	100%	98,11%	99,05%
50%	50%	100%	100%	100%	100%
60%	40%	98,81%	100%	97,22%	98,59%
70%	30%	100%	100%	100%	100%
80%	20%	97,62%	100%	94,44%	97,14%
90%	10%	100%	100%	100%	100%

Tabel 10 Skenario Uji Coba pada RapidMiner

Training	Testing	Accuracy	Presisi	Recall	F1 Score
10%	90%	91.49%	100%	80%	88.88%
20%	80%	95.81%	95.71%	94.37%	96.37%
30%	70%	90.41%	97.30%	96.77%	91.14%
40%	60%	90.59%	95.24%	94.34%	90.16%
50%	50%	92.53%	91.80%	93.33%	92.56%
60%	40%	90.71%	90.91%	88.90%	86.96%
70%	30%	90.55%	93.19%	90.17%	92.35%
80%	20%	88.87%	85.91%	87.55%	89.00%
90%	10%	83.95%	85.55%	87.35%	84.56%

Berdasarkan hasil uji evaluasi dengan sistem dan Rapid Miner, SPK Beasiswa menunjukkan kinerja yang konsisten dengan akurasi tertinggi 100% pada skenario data training 70% dan 90%, serta presisi 100%, *recall* antara 94.44% hingga 100%, dan *F1 Score* 100%. Sementara itu, Rapid Miner memiliki akurasi tertinggi 95.81% pada skenario data training 20%, presisi 100% pada skenario data training 10%, *recall* antara 80% hingga 95.77%, dan *F1 Score* tertinggi 96.37% pada skenario data training 20%.

### 3.3. Pengujian *Blackbox*

Setelah melakukan pengujian pada perhitungan, penulis juga melaksanakan pengujian antarmuka sistem menggunakan metode *black-box testing*. Pengujian ini mencakup uji login, uji perhitungan, dan uji akurasi.

Tabel 11 Pengujian Login

Pengujian Login				
Penguji : Nurul Badriyah				
Tanggal : 25/11/2024				
Tujuan : Menguji Fungsi Tambah Data				
Skenario	Data Masukan	Yang Diharapkan	Pengamatan	Ket
Skenario 1	User : admin@gmail.com Pass : Admin123	User ditemukan dan password benar	Login berhasil	ok
Skenario 2	User : admin@gmail.com Pass :Admin1234	User tidak ditemukan	Login Gagal	ok

Tabel 12 Uji Perhitungan Naive Bayes

Pengujian Perhitungan Naïve Bayes				
Penguji : Nurul Badriyah				
Tanggal : 25/11/2024				
Tujuan : Menguji Fungsi Perhitungan Naïve Bayes				
Skenario	Data Masukan	Yang Diharapkan	Pengamatan	Ket
Skenario 1	Memilih salah satu data mahasiswa	Menampilkan hasil perhitungan	Berhasil menampilkan hasil perhitungan	ok
Skenario 2	Memilih salah satu data tahun akademik	Muncul notifikasi perhitungan berhasil	Muncul notifikasi “perhitungan batch berhasil”	ok
Skenario 3	Tidak memilih salah satu data mahasiswa	Tidak menampilkan hasil	Tidak menampilkan hasil	ok

Tabel 13 Uji Testing Akurasi				
Pengujian Testing Akurasi				
Penguji : Nurul badriyah				
Tanggal : 25/11/2024				
Tujuan : Menguji Fungsi Perhitungan Naïve Bayes				
Skenario	Data Masukan	Yang Diharapkan	Pengamatan	Ket
Skenario 1	Memilih tahun akademik	Menampilkan Hasil Evaluasi perhitungan akurasi	Menampilkan hasil Evaluasi perhitungan akurasi	ok
Skenario 2	Tidak memilih tahun akademik	Muncul notifikasi <i>error</i>	Muncul peringatan "mahasiswa pada tahun angkatan tidak ditemukan"	ok

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dengan pendekatan terhadap dataset serta implementasi dan pengujian aplikasi, penulis dapat menyimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

- 1) Berdasarkan Penelitian yang telah dilakukan penulis dapat mengambil kesimpulan yakni Algoritma Gaussian Naive Bayes berhasil menghasilkan prediksi layak dan tidak layak baik secara manual maupun sistem dengan menghitung probabilitas frekuensi, rata-rata, deviasi standar, dan probabilitas setiap atribut.
- 2) Hasil evaluasi dengan 209 data layak dan tidak layak menggunakan metode *confusion matrix* menunjukkan performa akurasi algoritma dengan menunjukkan kinerja yang konsisten dengan akurasi tertinggi 100% pada skenario data training 70% pada sistem, sementara itu Rapid Miner memiliki akurasi tertinggi 95.81% pada skenario data training 20%.

5. SARAN

Penulis menyadari bahwa sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Oleh karena itu, penulis menyarankan beberapa hal untuk pengembangan sistem di masa mendatang, antara lain:

- 1) Menambahkan fitur dokumentasi untuk atribut-atribut yang memerlukan bukti pendukung guna meningkatkan keakuratan data.
- 2) Mengintegrasikan fitur pengguna untuk mahasiswa, sehingga mahasiswa dapat memantau status dan informasi terkait pengajuan beasiswa secara mandiri.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Kemendikbud, *Program Indonesia Pintar (Pip) Pendidikan Tinggi Kip Kuliah Merdeka*. Jakarta: Puslapdik, 2024. Diakses: 19 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://lldikti6.kemdikbud.go.id/wp-content/uploads/2022/08/PUSLAPDIK-20220725-Bahan-Pendampingan-KIPK-LLDIKTI-PTS.pdf>

[2] F. Sariri, “Evaluasi Program Kartu Indonesia Pintar Kuliah (Kip-K) Di Universitas Negeri Surabaya,” 2024.

[3] M. Safii, “Optimisasi Algoritma MOOSRA Pada Seleksi Penerima Beasiswa KIP Kuliah,” *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, hlm. 555–561, Agu 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis/index>

[4] Gagan Suganda, Marsani Asfi, Ridho Taufiq Subagio, dan Ricky Perdana Kusuma, “Penentuan Penerima Bantuan Beasiswa Kartu Indonesia Pintar (Kip) Kuliah Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” *JSii (Jurnal Sistem Informasi)*, vol. 9, hlm. 193–199, Sep 2022, doi: 10.30656/jsii.v9i2.4376.

[5] I. Arfyanti, M. Fahmi, dan P. Adytia, “Penerapan Algoritma Decision Tree Untuk Penentuan Pola Penerima Beasiswa KIP Kuliah,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 3, Des 2022, doi: 10.47065/bits.v4i3.2275.

[6] Rambe Br Ramadiani, “Klasifikasi Nanas Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classification Pada Balai Penyuluhan Pertanian (BPP) Panai Tengah,” Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan, Medan, 2022.

[7] R. D. Kurniawati dan I. Ahmad, “Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kelayakan Usaha Mikro Kecil Menengah Dengan Menggunakan Metode Profile Matching Pada Uptd Plut Kumkm Provinsi Lampung,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JTISI)*, vol. 2, no. 1, hlm. 74–79, Mar 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTISI>

- 
- [8] M. Clara, E. S. Yamco, dan R. Somya, “Penentuan Penerimaan Beasiswa Mahasiswa Teologi Di Sinode Gkj Dengan Metode Naïve Bayes,” *Universitas Kristen Satya Wacana*, Feb 2022.
- [9] Y. Naufal, R. Putro, A. Afriansyah, dan R. Bagaskara, “Penggunaan Algoritma Gaussian Naïve Bayes & Decision Tree Untuk Klasifikasi Tingkat Kemenangan Pada Game Mobile Legends,” *JUKI : Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 6, 2024.
- [10] A. Ulfa Kurnia, A. Setia Budi, dan P. H. Susilo, “Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Beasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *JOUTICA*, vol. 5, no. 2, 2020.
- [11] A. Misbachudin Riyadi, H. Sibyan, I. Ahmad Ihsanuddin, dan M. Alif Muwafiq Baihaqi, “Klasifikasi Penerima Beasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes (Studi Kasus SMP Negeri 3 Selomerto),” *Journal of Engineering and Informatic*, vol. 1, no. 2, hlm. 53–59, 2023, doi: 10.56854/jei.v1i2.61.
- [12] M. C. Wijanto, “Sistem Pendeteksi Pengirim Tweet dengan Metode Klasifikasi Naive Bayes,” 2019. [Daring]. Tersedia pada: <http://bit.ly/IyBgIO>.
- [13] D. S. Tyas Untari, *Buku Ajar Statistik 1*. Bekasi: CV. Pena Persada, 2020.
- [14] L. Setiyani, “Desain Sistem : Use Case Diagram,” *Inovasi & Adopsi Teknologi 2021*, Sep 2021.
- [15] W. Aliman, “Perancangan Perangkat Lunak untuk Menggambar Diagram Berbasis Android,” *Syntax Literate ; Jurnal Ilmiah Indonesia*, vol. 6, no. 6, hlm. 3091, Jun 2021, doi: 10.36418/syntax-literate.v6i6.1404.
- [16] Saputra Tomi, Angga Dwi Aditya, Maulidin Muhamman Sulthan, Alfaridz Febrian, dan Fadilah Rahmat M, “Perancangan Sistem Aplikasi Pembelian Di Tiktok Shop Dengan Menggunakan Software ‘Star Uml’ Use Case Diagram” Activity Diagram” Class Diagram” Normalisasi File” Ms.Access,” *JEBI: Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, vol. 2, hlm. 802–8011, Jul 2024.