

## Analisis Kepuasan Layanan Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan STMIK Widuri Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier*

Nanda Kharisma<sup>1</sup>, Nur Nawaningtyas Pusparini<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>STMIK Widuri, Jalan Palmerah Barat No. 353, Jakarta Selatan 12210, Indonesia

### INFORMASI ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 31 Oktober 2024

Revisi Akhir: 13 Februari 2025

Diterbitkan Online: 15 Maret 2025

### KATA KUNCI

Analisa

Kepuasan Layanan

Algoritma *Naïve Bayes Classifier*

### KORESPONDENSI

E-mail: [nanda21412003@kampuswiduri.ac.id](mailto:nanda21412003@kampuswiduri.ac.id)

### ABSTRACT

Higher education institutions play an important role in creating quality human resources, and one of the main factors that influence the quality of higher education is the academic services provided to students, as seen at STMIK Widuri. The Academic and Student Affairs Administration Bureau of STMIK Widuri needs to provide quick and accurate responses to ensure the quality of services is maintained. This study aims to predict the services of the Academic and Student Affairs Administration Bureau using the Naive Bayes Classifier algorithm, which is a probability-based classification method for predicting a class. The datasets used in this study are perceptions and expectations derived from questionnaires distributed online to STMIK Widuri students, which were processed using RapidMiner through the stages of Knowledge Discovery in Database (KDD). The evaluation results show an accuracy of 95%, precision of 100%, and recall of 93.75% for the perception dataset, and an accuracy of 90%, precision of 87.50%, and recall of 87.50% for the expectation dataset. This algorithm has proven to be effective in predicting the satisfaction of services provided by the Academic and Student Affairs Administration Bureau at STMIK Widuri.

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era globalisasi, perguruan tinggi memegang peranan penting dalam mempersiapkan sumber daya manusia yang berkualitas dan kompetitif. Mereka dituntut untuk tidak hanya memberikan pendidikan yang berkualitas, tetapi juga pelayanan akademik yang memadai [1]. Pelayanan akademik yang baik merupakan faktor utama yang menentukan kualitas pendidikan di perguruan tinggi. Di STMIK Widuri, kualitas pelayanan akademik yang diberikan kepada mahasiswa sangat diperhatikan untuk memastikan keberhasilan pendidikan [2].

Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan di STMIK Widuri bertanggung jawab untuk memberikan pelayanan akademik yang memadai. Pelayanan yang baik tidak hanya mencakup aspek administratif, tetapi juga mencakup respon yang cepat dan tepat terhadap kebutuhan mahasiswa. Tingginya kualitas pelayanan yang diberikan oleh Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan ini diharapkan dapat mendukung keberhasilan akademik mahasiswa dan meningkatkan kepuasan mahasiswa terhadap institusi [3].

Namun, dalam praktiknya, tidak selalu mudah untuk memastikan bahwa setiap layanan yang diberikan memenuhi ekspektasi mahasiswa. Permasalahan utama yang sering muncul adalah bagaimana Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan dapat memberikan tanggapan yang cepat dan tepat terhadap berbagai kebutuhan mahasiswa, terutama dalam konteks pelayanan akademik. Ketidakpuasan mahasiswa terhadap pelayanan ini dapat

berdampak negatif terhadap reputasi dan kualitas perguruan tinggi secara keseluruhan [4]. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk memprediksi kualitas pelayanan yang diberikan oleh Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan STMIK Widuri menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* [5]. Algoritma *Naive Bayes Classifier* ini merupakan salah satu metode yang efektif dalam memprediksi suatu kelas berdasarkan probabilitas. Dengan menggunakan dataset yang terdiri dari persepsi dan harapan mahasiswa yang diolah melalui aplikasi RapidMiner, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma tersebut dalam memprediksi kepuasan mahasiswa [6].

Proses pengumpulan data dilakukan melalui kuesioner yang disebarkan kepada mahasiswa STMIK Widuri. Hasil kuesioner tersebut kemudian diolah melalui tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) untuk mendapatkan dataset yang diperlukan. Evaluasi hasil prediksi menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes Classifier* memiliki akurasi yang tinggi dalam memprediksi kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan Biro Administrasi Akademik [7].

Dengan akurasi yang mencapai 95% untuk dataset persepsi dan 90% untuk dataset harapan, algoritma ini terbukti efektif dalam memprediksi kualitas pelayanan. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat menjadi acuan bagi Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan STMIK Widuri dalam meningkatkan pelayanan mereka kepada mahasiswa, sehingga dapat menciptakan lingkungan pendidikan yang lebih baik dan memuaskan bagi semua pihak [8].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisa

Analisa bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana layanan yang diberikan memenuhi harapan mahasiswa. Faktor-faktor penting yang dianalisis meliputi kecepatan pelayanan, ketepatan informasi, keramahan petugas, dan kemudahan akses layanan, baik secara langsung maupun *online*. Mahasiswa akan merasa puas jika layanan yang diberikan cepat, akurat, dan dilakukan dengan sikap yang ramah. Sebaliknya, ketidakpuasan dapat muncul jika proses administrasi lambat atau informasi yang diberikan kurang jelas [9].

Untuk meningkatkan kepuasan, biro perlu rutin mengadakan survei umpan balik dari mahasiswa dan memperbaiki sistem layanan, termasuk penggunaan teknologi digital untuk mempermudah proses administrasi. Dengan demikian, biro dapat meningkatkan kualitas pelayanannya dan menciptakan pengalaman positif bagi mahasiswa [10].

### 2.2 Kepuasan Layanan

Kepuasan layanan adalah tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan dalam memenuhi kebutuhan Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan, seperti pendaftaran mata kuliah, transkrip, surat keterangan, dan informasi beasiswa. Faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan ini meliputi kecepatan pelayanan, ketepatan informasi, keramahan petugas, dan kemudahan akses layanan. Layanan yang responsif dan efisien menciptakan pengalaman positif bagi mahasiswa, sementara layanan yang lambat dapat menimbulkan frustrasi. Oleh karena itu, meningkatkan kualitas layanan sangat penting untuk memastikan kenyamanan mahasiswa selama proses akademik di kampus [11].

### 2.3 Data Mining

Data mining merupakan proses ekstraksi pengetahuan yang berharga dan bermanfaat dari sekumpulan data yang besar dan kompleks. Tujuan utamanya adalah untuk menemukan pola, informasi tersembunyi yang tidak terlihat secara langsung melalui analisis data. Data mining melibatkan penggunaan teknik-teknik statistik, matematika, dan kecerdasan buatan untuk menyaring data, mengidentifikasi tren dan membuat prediksi yang berguna untuk pengambilan Keputusan [12].

### 2.4 Rapidminer

RapidMiner adalah perangkat lunak yang sering digunakan untuk penambangan dan analisis data, serta memiliki integrasi dengan berbagai bahasa pemrograman yang membuatnya mudah digunakan. RapidMiner dapat beroperasi di berbagai sistem operasi karena dibangun menggunakan bahasa pemrograman Java. Keunggulan ini memungkinkan pengguna dari berbagai platform untuk memanfaatkan kemampuannya dalam analisis data, menjadikannya pilihan yang fleksibel dan kuat dalam dunia data mining. Dengan antarmuka yang intuitif dan berbagai alat analisis yang tersedia, RapidMiner mempermudah pengguna dalam melakukan eksplorasi data, membangun model prediktif dan mengimplementasikan solusi berbasis data secara efisien. Hal ini menjadikannya salah satu solusi terkemuka di industri untuk analisis data dan pengambilan keputusan berbasis data [12].

### 2.5 Klasifikasi

Klasifikasi dalam data mining adalah proses mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas yang telah ditentukan berdasarkan fitur-fitur yang ada. Tujuan utama dari klasifikasi adalah untuk memprediksi kelas dari data baru berdasarkan informasi yang sudah ada [13]. Klasifikasi dalam konteks data mining melibatkan dua tahap adalah sebagai berikut:

1. Training data merupakan sekumpulan data yang digunakan untuk melatih model klasifikasi. Data ini berisi fitur-fitur (variabel bebas) serta label kelas (variabel terikat) yang sudah diketahui sebelumnya.
2. Testing data adalah data yang dipakai untuk menguji performa model setelah proses pelatihan. Data ini memiliki fitur yang sama, namun label kelasnya tidak diberikan ke model saat pengujian.

### 2.6 Algoritma Naive Bayes Classifier

*Naive Bayes Classifier* adalah salah satu algoritma klasifikasi yang berbasis probabilitas. Algoritma ini mengacu pada teorema Bayes yang menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan probabilitas atribut yang terkait dengan kelas tersebut. Keunikan algoritma *Naive Bayes* terletak pada asumsi "naif" bahwa setiap atribut dalam dataset adalah independen satu sama lain, meskipun ini tidak selalu benar dalam konteks nyata. Proses klasifikasi dengan *Naive Bayes* melibatkan dua tahap utama, pembelajaran (*training*) dan pengujian (*testing*). Pada tahap pembelajaran (*training*), algoritma menggunakan dataset pelatihan untuk menghitung probabilitas kelas dan probabilitas atribut dalam setiap kelas. Kemudian, pada tahap pengujian (*testing*), algoritma memprediksi kelas untuk *instance* baru berdasarkan perhitungan probabilitas menggunakan teorema Bayes. Berikut ini adalah rumus umum dalam algoritma *Naive Bayes*, yaitu [14] :

- $P(c|d) = \frac{P(d|c) \times P(c)}{p(d)}$  .....(1)
- $P(c|d)$  adalah *posterior* yaitu peluang munculnya kelas c dengan kondisi yang sudah diketahui, yaitu d.
- $P(d|c)$  adalah *likelihood*, yaitu peluang data d muncul jika diketahui kelasnya adalah c.
- $P(c)$  adalah *prior*, yaitu peluang awal atau probabilitas dasar kemunculan kelas c sebelum mempertimbangkan kondisi d.
- $P(d)$  adalah *evidence*, yaitu peluang munculnya kondisi atau data d secara keseluruhan.

### 2.7 Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan membandingkan prediksi model dengan nilai sebenarnya dari dataset. Matriks ini berisi empat sel yaitu *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). Dari confusion matrix, kita dapat menghitung berbagai metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Confusion matrix* membantu kita memahami seberapa baik model klasifikasi dalam mengidentifikasi kelas positif dan negatif, serta mengidentifikasi kesalahan yang dilakukan oleh model [15].

Tabel 1. Tabel *Confusion Matrix*

		Kelas Prediksi	
		True (+)	False (-)
Kelas Aktual	True (+)	True Positif/ TP	False Negatif/ FN
	False (-)	False Positif/ FP	True Negatif/ TN

Melalui tabel 1. Pengujian menggunakan *confusion matrix* menghasilkan beberapa matrik yang sangat berguna untuk menilai performa model yang dihasilkan, yaitu sebagai berikut [16] :

1. Akurasi (*Accuracy*) : Matrik ini menggambarkan proporsi data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dari total keseluruhan data. Akurasi dihitung menggunakan rumus.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \dots\dots\dots(2)$$

2. Presisi (*Precision*) : Metrik ini menunjukkan jumlah data yang diprediksi dengan benar oleh model, konsisten dengan prediksi aktual yang terdapat dalam kumpulan data. Presisi dihitung dengan rumus:

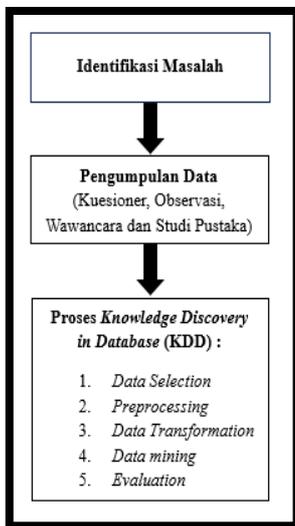
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(3)$$

3. *Recall* : Matrik ini mengindikasikan seberapa banyak data aktual yang berada dalam kelas positif (atau negatif) dan berhasil diprediksi dengan benar oleh model. *Recall* dihitung menggunakan rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(4)$$

### 3. METODOLOGI

Dalam penelitian ini penulis menjabarkan metode penelitian yang digunakan melalui langkah-langkah proses yang dilakukan dalam penentuan jenis data penelitian menggunakan metode kuantitatif, selanjutnya dalam pengumpulan data untuk memperoleh informasi atau data adalah dengan kuesioner, observasi, wawancara dan studi pustaka, lalu dalam menganalisis dari penelitian menggunakan metode algoritma *Naive Bayes Classifier*.



Gambar 1. Langkah – langkah Penelitian

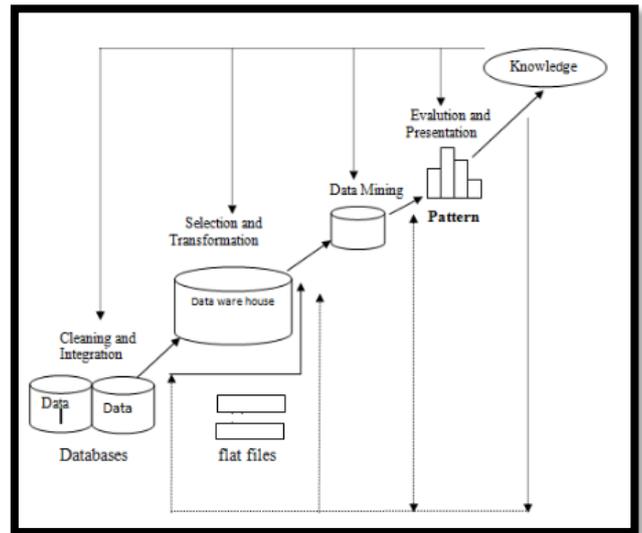
Tahap pengumpulan data yang digunakan oleh penelitian dalam penulisan penelitian ini, yakni :

**Kuesioner:** Dalam penelitian ini penulis melakukan penyebaran kuesioner melalui grup *WhatsApp* mahasiswa dan dalam isi kuesioner ini memberikan pernyataan yang sesuai dengan kebutuhan meliputi parameter dari algoritma *Naive Bayes Classifier* sehingga pihak mahasiswa memberikan tanggapan terbatas sesuai dengan pilihan yang diberikan. **Observasi:** Pada observasi ini, penulis melakukan suatu pengamatan dengan turun

langsung kelapangan serta mencatat apa saja informasi penting di STMIK Widuri terhadap kinerja akademik mahasiswa.

**Wawancara:** Pada bagian wawancara penulis melakukan interaksi tanya jawab secara tatap muka langsung dengan staf BAAK untuk memproses informasi-informasi dan data yang dibutuhkan serta untuk digunakan sebagai acuan dalam penyusunan penelitian, kemudian narasumber yang akan di wawancarai dalam penelitian ini adalah bagian kinerja akademik mahasiswa terkait proses yang berjalan saat ini untuk memberikan informasi hal tersebut.

**Studi Pustaka:** Pada studi pustaka ini, penulis melakukan pengumpulan data sekaligus sumber yang berhubungan sesuai topik yang dipilih dalam suatu penelitian dengan cara menghimpun atau perbandingan dari beberapa referensi informasi yang ada guna sebagai dasar dari teori dan pedoman pada penelitian yang lebih akurat.



Gambar 2. Proses *Knowledge Discovery in Database* (KDD)  
Sumber: [17]

Dalam teknik pengolahan data pada hasil kuesioner penelitian, penulis menggunakan tahapan *knowledge discovery in database* (KDD) sebagai acuan dalam pengolahan hasil kuesioner pada aplikasi Rapidminer, berikut tahapan tersebut [18]:

**Data selection:** Tahap ini adalah proses memilih data pada dataset persepsi dan harapan dari hasil kuesioner yang relevan untuk dianalisis dari keseluruhan data kuesioner. Misalnya, data yang tidak lengkap atau kurang sesuai dengan kebutuhan penelitian akan disaring agar kualitas data yang dianalisis lebih terjamin.

**Preprocessing:** Pada tahap ini, dataset persepsi dan harapan dari hasil kuesioner dibersihkan dan dipersiapkan agar siap diolah. Tindakan yang dilakukan meliputi pengisian atau penghapusan data yang hilang, normalisasi dan penghapusan data duplikat.

**Transformation:** Setelah dataset persepsi dan harapan dibersihkan, data tersebut diubah ke dalam format yang sesuai untuk tahap berikutnya. Transformasi dapat berupa perubahan format data, penggabungan beberapa atribut. **Data mining:** Pada tahap data mining ini, dataset yang berisi persepsi dan harapan dari hasil kuesioner akan diolah menggunakan aplikasi RapidMiner dengan metode klasifikasi berbasis algoritma *Naive Bayes Classifier*.

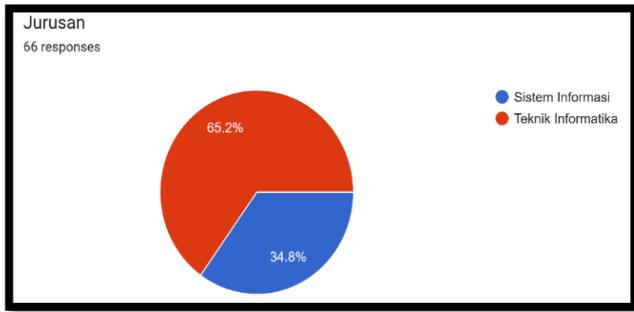
**Evaluation:** Tahap evaluasi ini bertujuan untuk menilai hasil proses data mining dan memastikan kinerja algoritma *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan kepuasan terhadap layanan Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan STMIK Widuri. Evaluasi dilakukan

menggunakan confusion matrix untuk mengukur tingkat akurasi klasifikasi.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

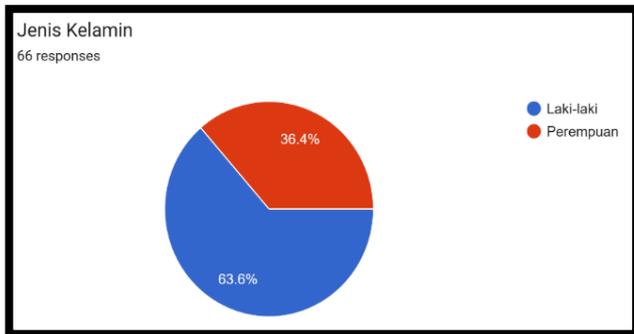
##### 4.1. Analisa Data Responden

Berdasarkan kuesioner yang telah dibagikan secara daring kepada seluruh mahasiswa STMIK Widuri dengan total keseluruhan mahasiswa 287 berdasarkan PDDIKTI Kemendikbud, namun yang mengisi angket penulis memperoleh 66 mahasiswa sebagai responden yang dapat dilihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 3. Grafik jurusan responden

Gambar 1. diatas menunjukkan bahwa 34,8% responden berasal dari jurusan Sistem Informasi dan 65,2% responden dari jurusan Teknik Informatika.



Gambar 4. Grafik jenis kelamin responden

Pada gambar 2. diatas menunjukkan bahwa 63,6% responden berjenis kelamin laki-laki, sedangkan 34,4 sisanya berjenis kelamin Perempuan.

##### 4.2. Kuesioner Penelitian

Untuk menjawab pernyataan dalam kuesioner penelitian, penulis menetapkan skala pengukuran yang berfungsi untuk menentukan tingkat persetujuan responden terhadap berbagai pernyataan. Skala ini digunakan untuk memperoleh data kuantitatif yang lebih mudah dianalisis. Berikut adalah penjelasan dari 5 skala pengukuran sebagai berikut :

Tabel 2. Skala pengukuran

Indikator	Keterangan	Bobot Nilai
SS	Sangat setuju	5
S	Setuju	4
CS	Cukup setuju	3
TS	Tidak setuju	2
STS	Sangat tidak setuju	1

##### 4.3. Data Selection

Penulis melakukan seleksi atribut pada dataset hasil kuesioner yang digunakan dalam proses klasifikasi, karena tidak semua atribut diperlukan dalam penerapan klasifikasi *Naive Bayes*. Hanya atribut yang relevan saja yang dipakai, yaitu nama (sebagai ID), keterangan (label), dan pernyataan dari setiap variabel kualitas layanan (*service quality*).

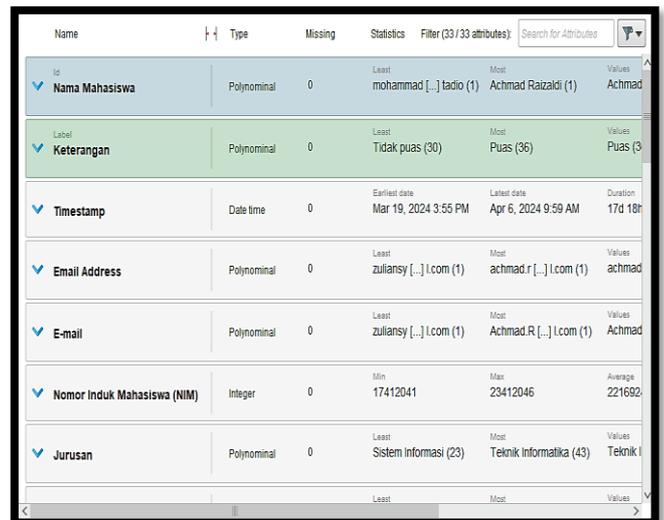
Pada label keterangan yaitu puas dan tidak puas didapatkan melalui dataset hasil kuesioner dimana pada kuesioner penilaian kepuasan mahasiswa terhadap kinerja Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan yang berjumlah 5 variabel dari *service quality*, dimana dari setiap variabel tersebut mempunyai 25 indikator pernyataan. Masing-masing indikator pernyataan tersebut memuat point dari 1 sampai 5, jadi penulis menentukan label berdasarkan total point dari penilaian mahasiswa terhadap masing-masing indikator pertanyaan *service quality*, jika penilaian mahasiswa diatas 100 point maka diklasifikasikan puas dan penilain mahasiswa dibawah 100 point maka diklasifikasikan tidak puas terhadap penilaian kinerja Biro Administrasi Akademik kemahasiswaan.

Tabel 3. Penjelasan atribut

Atribut Prediktor	Atribut Target (Label)
5 pernyataan variabel <i>tangible</i>	
5 pernyataan variabel <i>reliability</i>	Keterangan (puas dan
5 pernyataan variabel <i>responsive</i>	tidak puas)
5 pernyataan variabel <i>assurance</i>	
5 pernyataan variabel <i>emphaty</i>	

##### 4.4. Preprocessing

Pada tahapan *preprocessing* ini, penulis melakukan pengecekan pada *dataset* hasil kuesioner dari kesalahan, misalnya mempunyai data ganda, kesalahan penulisan (*typo*) maupun data yang hilang (*missing value*). *Dataset* hasil kuesioner tersebut tidak ada kesalahan pada *missing value* karena berjumlah 0.



Gambar 5. Contoh Missing Value

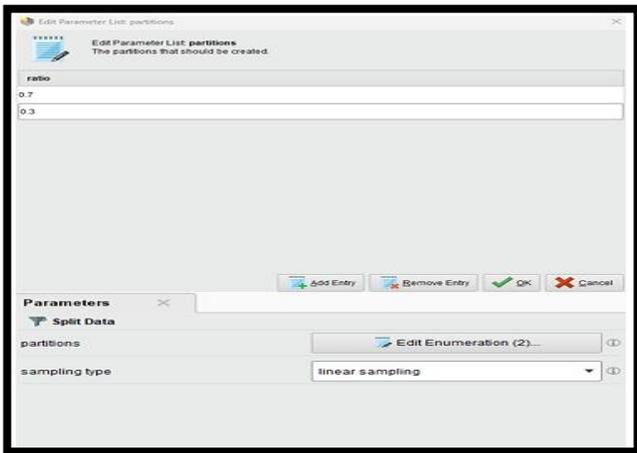
##### 4.5. Transformation

Pada tahapan *transformation* ini mengubah nama attribut dari setiap pernyataan variabel *service quality* yaitu *tangible*, *reliability*, *responsive*, *assurance* dan *emphaty*, dimana setiap pernyataan pada

variabel tersebut terdiri dari 5 pernyataan dan jika ditotalkan menjadi 25 pernyataan pada variabel-variabel tersebut. Berikut ini adalah atribut dari setiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* yang sudah penulis ubah menjadi *tangible 1, tangible 2, tangible 3, tangible 4, tangible 5, reliability 1* dan seterusnya.

Nama Mahasiswa	Tangible 1	Tangible 2	Tangible 3	Tangible 4	Tangible 5	Reliability 1	Reliability 2	Reliability 3
Ken Lefi Bachtiar Alfian	5	5	5	5	5	1	5	5
Midarwati Gea	4	4	5	5	5	1	5	5
Anang Maulana	4	5	5	4	4	1	4	5
Susanto	4	5	4	4	4	4	4	5
Anatasia Dyahmaharani	4	5	4	5	5	4	4	4
Fresh Kristi Wit Nesty Sarumaha	4	4	4	4	4	4	4	4
SABRINA VORTUNATUS SUGITOUW	5	5	5	4	5	5	5	5
Muhammad Ghufroon roffif	4	4	4	5	3	4	4	4
Alvin Rio Vaidano	4	4	4	4	4	4	4	4
Ramdan niansah	4	4	4	4	3	2	4	4
Yusuf Wahyu	4	4	4	4	4	1	4	4
Andika Purnama	3	3	3	4	5	2	4	4
Winda Nurul Azizah	2	1	3	2	3	2	3	4
Najwa Ayu Nursasih	4	4	3	4	4	4	4	4
Noldy manafe	4	4	4	4	3	3	4	4
Syaida Az Zahra	1	2	1	1	1	1	2	2
Aluh Akbar Adyareza	4	5	4	5	4	1	5	5
Raffa Zahran	4	5	4	5	5	5	5	4
Achmad Raizaldi	3	3	3	3	3	3	3	3

Gambar 6. Transformation dari dataset hasil kuesioner

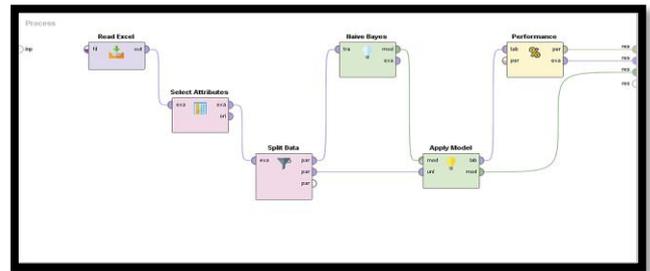


Gambar 7. Split data pada software rapidminer

Pada gambar 5. merupakan operator *split data*, dimana penulis melakukan pembagian *data training* dan *testing* dengan ratio yaitu 0.7/0.3. Dalam melakukan pembagian *data training* dan *data testing* penulis menggunakan linear sampling. Linear sampling adalah pengambilan sampel linear hanya membagi *exampleset* menjadi partisi tanpa mengubah urutannya.

#### 4.6. Data Mining

Pada tahap ini, pemodelan klasifikasi *Naive Bayes* dilakukan menggunakan aplikasi RapidMiner. Operator yang digunakan meliputi *Read Excel* untuk mengimpor dataset dari kuesioner penelitian, *Select Attribute* untuk memilih atribut sesuai kebutuhan, *Split Data* untuk membagi data menjadi data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*), *Naive Bayes* untuk membangun model klasifikasi, *Apply Model* untuk menguji data pengujian menggunakan data (*training*), dan *Performance* untuk mengevaluasi performa klasifikasi *Naive Bayes* menggunakan *confusion matrix*.



Gambar 8. Pemodelan pada software rapidminer

#### 4.7. Evaluation

Pada tahap ini yaitu penulis menggunakan operator *performance* untuk mengevaluasi kinerja algoritma *Naive Bayes* dari pengujian *data testing* 30% terhadap pembelajaran *data training* 70% yang berasal dari *dataset* hasil kuesioner penelitian. Jadi operator ini menghasilkan tabel *confusion matrix* untuk memberikan hasil berupa *accuracy, precision* dan *recall* dari pengujian algoritma *Naive Bayes*.

accuracy: 95.00%			
	true Tidak puas	true Puas	class precision
pred. Tidak puas	15	0	100.00%
pred. Puas	1	4	80.00%
class recall	93.75%	100.00%	

Gambar 9. Hasil confusion matrix data persepsi

Pada Gambar 7. tabel *confusion matrix* menampilkan hasil klasifikasi dari dataset kuesioner penelitian (data persepsi). Tabel ini menunjukkan bahwa sebanyak 15 mahasiswa diprediksi berada pada kelas “tidak puas” dan sesuai dengan kondisi aktualnya, sementara ada 4 mahasiswa yang diprediksi berada pada kelas “puas” dan benar-benar berada pada kelas tersebut. Namun, terdapat ketidaksesuaian antara prediksi model dan data aktual pada satu mahasiswa yang sebenarnya berada di kelas “tidak puas,” tetapi diprediksi oleh model sebagai “puas.” Akurasi yang diperoleh dari pengujian dengan pembagian data 30% untuk *testing* dan 70% untuk *training* mencapai 95,00%. *Precision* untuk kelas “tidak puas” tercatat sebesar 100,00%, sedangkan untuk kelas “puas” mencapai 80,00%. Selain itu, *recall* yang diperoleh pada kelas “tidak puas” adalah 93,75%, dan pada kelas “puas” tercatat sebesar 100,00%.

Perhitungan confusion matrix dari data persepsi menggunakan rumus adalah sebagai berikut:

- $Accuracy = \frac{15+4}{15+0+1+4} = \frac{19}{20} \times 100 = 95.00\%$
- $Precision = \frac{15}{15+0} = \frac{15}{15} \times 100 = 100.00\%$
- $Recall = \frac{15}{15+1} = \frac{15}{16} \times 100 = 93.75\%$

accuracy: 90.00%			
	true Puas	true Tidak puas	class precision
pred. Puas	7	1	87.50%
pred. Tidak puas	1	11	91.67%
class recall	87.50%	91.67%	

Gambar 10. Hasil confusion matrix data harapan

Pada Gambar 8. ditampilkan tabel *confusion matrix* yang menunjukkan hasil klasifikasi dari dataset kuesioner penelitian (data harapan). Dalam tabel ini, sebanyak 7 mahasiswa diprediksi berada pada kelas "puas" dan benar-benar berada pada kelas tersebut, sementara 11 mahasiswa lainnya diprediksi berada pada kelas "tidak puas" dan sesuai dengan kondisi aktualnya. Namun, terdapat dua kesalahan prediksi oleh model: satu mahasiswa yang seharusnya berada pada kelas "puas" diprediksi sebagai "tidak puas," dan satu mahasiswa yang seharusnya berada pada kelas "tidak puas" diprediksi sebagai "puas." Akurasi dari pengujian ini, dengan pembagian data 30% untuk *testing* dan 70% untuk *training*, mencapai 90,00%. Precision pada kelas "puas" tercatat sebesar 87,50%, sementara pada kelas "tidak puas" mencapai 91,67%. Selain itu, *recall* yang diperoleh untuk kelas "puas" adalah 87,50%, dan untuk kelas "tidak puas" adalah 91,67%, yang menggambarkan sejauh mana model mampu mendeteksi mahasiswa dalam kelas "tidak puas" dan "puas" dengan akurat.

Perhitungan *confusion matrix* dari data harapan menggunakan rumus adalah sebagai berikut:

- $Accuracy = \frac{7+11}{7+1+11} = \frac{20}{19} \times 100 = 90.00\%$
- $Precision = \frac{7}{7+1} = \frac{7}{8} \times 100 = 87.50\%$
- $Recall = \frac{7}{7+1} = \frac{7}{8} \times 100 = 87.50\%$

4.8. Hasil Klasifikasi

Row No.	Nama Maha...	Keterangan	predictionK...	confidencel...	confidencel...	Target 1	Target 2	Target 3
1	Yesica Amelia	Tidak puas	Tidak puas	0.900	0.100	4	4	4
2	Yudhistira Ad.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	3	3	3
3	Ahmad Zamani	Tidak puas	Tidak puas	1.000	0.000	4	3	4
4	Samuel Ham.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	4	3	3
5	Kafka Aahyah	Tidak puas	Puas	0.464	0.536	3	4	3
6	Linda Rahayu	Tidak puas	Tidak puas	1.000	0.000	3	4	4
7	Ronald Anton.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	3	4	3
8	Soehadoko S.	Puas	Puas	0.000	1.000	4	4	4
9	Veronika Nat.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	3	3	3
10	Hurman Nas.	Puas	Puas	0.000	1.000	4	4	4
11	Zaidan Fahred.	Puas	Puas	0	1	5	5	4
12	Dirk Fanny Li.	Puas	Puas	0	1	5	5	5
13	Triwanda Mum.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	2	4	4
14	Agusta Prata.	Tidak puas	Tidak puas	1.000	0.000	4	4	5
15	David Sukam.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	3	4	4
16	Samuel	Tidak puas	Tidak puas	1.000	0.000	4	4	3
17	Alhan David I.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	4	3	4
18	Rafael Boyde.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	1	2	1
19	Nanda Fauzy.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	3	2	3
20	Rani Kusne.	Tidak puas	Tidak puas	1	0	2	2	2

Gambar 11. Hasil klasifikasi data persepsi pada *software rapidminer*

Pada gambar 11. merupakan hasil klasifikasi yang diperoleh menggunakan algoritma *Naive Bayes* berasal dari dataset kuesioner penelitian, dengan pembagian data *testing* dan *training* dalam rasio 70:30, yang terdiri dari 20 contoh data. Dari hasil yang didapatkan 15 mahasiswa yang ternyata benar tidak puas karena mahasiswa yang mengisi disetiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* mahasiswa tersebut mengisi dengan jawaban kurang setuju dan 4 mahasiswa yang ternyata benar puas pada pelayanan kinerja Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan karena mahasiswa yang mengisi disetiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* mahasiswa tersebut mengisi dengan jawaban setuju dan sangat setuju, terdapat 1 mahasiswa benar tidak puas hasil prediksi dari data aktual dan dari prediksi dari model karena bisa saja terjadi mahasiswa tersebut mengisi kuesioner secara keseluruhan dengan jawaban setuju.

Row No.	Nama Maha...	Keterangan	predictionK...	confidencel...	confidencel...	Target 1	Target 2	Target 3
1	Yesica Amelia	Tidak puas	Tidak puas	0.073	0.927	4	4	3
2	Yudhistira Ad.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	3	3	3
3	Ahmad Zamani	Tidak puas	Tidak puas	0.000	1.000	4	3	4
4	Samuel Ham.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	3	3	3
5	Kafka Aahyah	Puas	Puas	1	0	4	5	4
6	Linda Rahayu	Tidak puas	Tidak puas	0.000	1.000	4	4	4
7	Ronald Anton.	Tidak puas	Puas	0.088	0.912	4	4	4
8	Soehadoko S.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	2	1	2
9	Veronika Nat.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	3	3	3
10	Hurman Nas.	Puas	Puas	1	0	5	5	5
11	Zaidan Fahred.	Puas	Puas	1	0	5	4	5
12	Dirk Fanny Li.	Puas	Puas	1	0	5	5	5
13	Triwanda Mum.	Tidak puas	Tidak puas	0.284	0.716	4	5	4
14	Agusta Prata.	Puas	Tidak puas	0.003	0.997	3	4	5
15	David Sukam.	Puas	Puas	1	0	5	5	5
16	Samuel	Puas	Puas	1	0	5	5	5
17	Alhan David I.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	3	4	4
18	Rafael Boyde.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	3	1	3
19	Nanda Fauzy.	Puas	Puas	1.000	0.000	5	5	5
20	Rani Kusne.	Tidak puas	Tidak puas	0	1	2	2	2

Gambar 12. Hasil klasifikasi data harapan pada *software rapidminer*

Pada gambar 12. merupakan hasil klasifikasi yang diperoleh menggunakan algoritma *Naive Bayes* berasal dari dataset kuesioner penelitian, dengan pembagian data *testing* dan *training* dalam rasio 70:30, yang terdiri dari 20 contoh data. berdasarkan hasil yang didapatkan 11 mahasiswa yang ternyata benar tidak puas puas karena mahasiswa yang mengisi disetiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* mahasiswa tersebut mengisi dengan jawaban kurang setuju dan 7 mahasiswa yang ternyata benar puas pada pelayanan kinerja Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan karena mahasiswa yang mengisi disetiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* mahasiswa tersebut mengisi dengan jawaban setuju dan sangat setuju, terdapat 1 mahasiswa benar puas karena mahasiswa yang mengisi disetiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* mahasiswa tersebut mengisi dengan jawaban positif (setuju) dibandingkan dengan jawaban negatif (kurang setuju) dan 1 mahasiswa benar tidak puas hasil prediksi dari data aktual dan dari prediksi dari model karena mahasiswa yang mengisi disetiap pernyataan pada variabel-variabel *service quality* mahasiswa tersebut mengisi dengan jawaban negatif (kurang setuju) dibandingkan dengan jawaban positif (setuju).

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dapat mengetahui kepuasan layanan kinerja Biro Administrasi Akademik Kemahasiswaan STMIK Widuri dapat dilakukan dan menghasilkan *accuracy*, *precision* dan *recall* yang baik dan berguna untuk meningkatkan kinerja dan kualitas pelayanan. Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan, didapatkan hasil *accuracy dataset* persepsi adalah 95.00% dan *accuracy dataset* harapan adalah 90.00%, ini menunjukkan bahwa dengan algoritma *Naive Bayes* memiliki *accuracy* yang baik

Dalam penelitian ini hanya menggunakan satu algoritma saja, sehingga pada penelitian selanjutnya bisa ditambahkan satu algoritma klasifikasi lainnya untuk membandingkan akurasi yang terbaik dan selain itu, juga bisa ditambahkan data yang lebih banyak, sehingga bisa mendapatkan pengetahuan yang bermanfaat dan mengetahui hasil klasifikasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Sri Sundari and Arinastuti, "Analisa kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan administrasi akademik dan kemahasiswaan," *Majalah Ilmiah dan Manajemen Bisnis*,

- vol. 17, no. 2, Nov. 2020, Accessed: Oct. 27, 2024. [Online]. Available: <https://mimb.unwiku.ac.id/index.php/mimb/article/view/95>
- [2] Fahmi Kamal, Widi Winarso, and Lia Mardiani, "Peningkatan kepuasan mahasiswa melalui kualitas pelayanan akademik (studi kasus pada fakultas keguruan dan ilmu pendidikan universitas islam as-asyafi'iyah jakarta)," *Jurnal Ilmiah Akuntansi dan Manajemen*, no. 1, May 2020.
- [3] Firsty Larastiyana Susanto and Ely Siswanto, "Pengaruh kualitas pelayanan biro akademik dan kemahasiswaan (BAK) terhadap kepuasan masiswa universitas trunojoyo madura," *Jurnal Ekonomi, Bisnis dan Pendidikan (JEBP)*, vol. 1, no. 9, Sep. 2021, doi: <https://doi.org/10.17977/um066v1i92021p906-913>.
- [4] Bambang Surahman, "Pengaruh Kualitas pelayanan administrasi terhadap kepuasan mahasiswa pada fakultas teknik universitas gajah putih," *Jurnal Ilmiah Ilmu Manajemen*, vol. 4, no. 1, pp. 59–3, Feb. 2022, doi: <https://doi.org/10.55542/juim.v4i1.177>.
- [5] Muhammad Nasir and Verawaty, "Penerapan algoritma naive bayes classifier untuk evaluasi kinerja akademik mahasiswa universitas bina darma," Mar. 2021. doi: <http://dx.doi.org/10.26798/jiko.v5i2.227>.
- [6] Lilian Siliyani, Iqbal Agis Junizar, Uyu Nuraeni, Edi Tohidi, and Irfan Ali, "Penerapan algoritma naive bayes Untuk mengetahui kepuasan mahasiswa terhadap layanan administrasi keuangan," *Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, vol. 04, p. 72, Oct. 2020, Accessed: Oct. 27, 2024. [Online]. Available: <http://jurnal.kopertipindonesia.or.id/>
- [7] Amat Damuri, Umbar Riyanto, Hengki Rusdianto, and Mohammad Aminudin, "Implementasi Data mining dengan algoritma naive bayes untuk klasifikasi kelayakan penerima bantuan sembako," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 8, no. 6, pp. 219–255, Dec. 2021, doi: <http://dx.doi.org/10.30865/jurikom.v8i6.3655>.
- [8] R. Kurniah, D. Y. Surya Putra, and E. Diana, "Penerapan data mining decision tree algoritma C4.5 untuk mengetahui tingkat kepuasan mahasiswa terhadap layanan akademik dan kemahasiswaan (studi kasus universitas.Prof.Dr. Hazairin,SH)," *Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 5, no. 2, pp. 316–326, Jul. 2022, doi: 10.29408/jit.v5i2.5910.
- [9] Nanda Kharisma, Susanto, and Nur Nawaningtyas Pusparini, "Analisa kinerja karyawan bagian penjualan produk electrical dan mechanical dengan metode SWOT," *Jurnal Teknik Informatika dan Terapan*, vol. 2, no. 3, pp. 212–219, Aug. 2024, doi: 10.62951/router.v2i3.173.
- [10] Etty Widawati and Siswohadi, "Analisa tentang kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan akademik dan administrasi," *Jurnal Mitra Manajemen (JJM Online)*, vol. 4, no. 10, Oct. 2020, doi: <https://doi.org/10.52160/ejmm.v4i10.478>.
- [11] Qurotul A'yuniyah, Winda Elvira, Nanda Nazira, Isnani Ambarani, Sofia Fulvi Intan, and Dian Ramadhani, "Analisa algoritma naive bayes classifier (NBC) untuk prediksi penjualan alat kesehatan," *Indonesia Journal of Informatic Research adn Software Engineering*, vol. 3, no. 2, pp. 119–26, Sep. 2023, doi: <https://doi.org/10.57152/ijirse.v3i2.941>.
- [12] Anisa Halifa and Rice Novita, "Application of naive bayes classifier algorithm determining the level of customer satisfaction with rumbai post office seviceesa," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 4, no. 6, pp. 1295–1304, Dec. 2023, doi: <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.1054>.
- [13] Alvian David Imanuel, Nur Nawaningtyas Pusparini, and Asrul Sani, "Klasifikasi untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa STMIK Widuri menggunakan algoritma naive bayes," *Jurnal Ilmiah Informatika (JIF)*, vol. 12, no. 1, pp. 1–7, Mar. 2024, doi: <https://doi.org/10.33884/jif.v12i01.8201>.
- [14] Syafrizal, M. Afdal, and Rice Novita, "Analisis Sentimen ulasan aplikasi PLN mobile menggunakan algoritma naive bayes classifier dan k-nearest neighbor," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, pp. 10–19, Dec. 2023, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.983>.
- [15] Rina Noviana and Isram Rasal, "Penerapan algoritma naive bayes dan SVM untuk analisis sentimen boy band BTS pada media sosial twitter," *Jurnal Teknik dan Science(JTS)*, vol. 2, no. 2, pp. 51–60, Jun. 2023, doi: <https://doi.org/10.56127/jts.v2i2.791>.
- [16] Tri A. Sundara, Sherly Ekaputri Arnas, and Sotar, "Naive bayes classifier untuk analisis sentimen isu radikalisme," 2020. Accessed: Oct. 27, 2024. [Online]. Available: <http://www.seminar.iaii.or.id/index.php/SISFOTEK/article/view/159>
- [17] Samuel, Asrul Sani, Agus Budiyantara, Merliani Ivone, and Frieyadie, "Sales level analisys using the association method with the apriori algorithm," *Jurnal Riset Informatika*, vol. 4, no. 4, pp. 331–340, Sep. 2022, doi: 10.34288/jri.v4i4.422.
- [18] Rudika Rahman and Felix Andreas Sutanto, "Data mining untuk memprediksi tingkat kepuasan konsumen gojek menggunakan algoritma naive bayes," *Jurnal Publikasi Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 18, no. 1, pp. 8–18, Apr. 2023, doi: <https://doi.org/10.35969/interkom.v18i1.280>.

## BIODATA PENULIS



### **Nanda Kharisma**

Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika STMIK Widuri, Jakarta Selatan.

Email: [nanda21412003@kampuswiduri.ac.id](mailto:nanda21412003@kampuswiduri.ac.id)



### **Nur Nawaningtyas Pusparini**

Dosen Program Studi Teknik Informatika dan Menjabat Sebagai Pembantu Ketua I Bidang Akademik STMIK Widuri, Jakarta Selatan.

Email: [tyaspusparini@kampuswiduri.ac.id](mailto:tyaspusparini@kampuswiduri.ac.id)