

ANALISIS TINGKAT KEPUASAN MAHASISWA DALAM KEGIATAN UKM DI STIKOM CKI MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES

Ramdani Arvianto✉, Tundo, Eflin Tresia, Firly Januarsyah

Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Jakarta, Indonesia

Email: ramdaniarvianto1@gmail.com

DOI: <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol8No2.pp206-214>

ABSTRACT

The Student Activity Unit (UKM) is a forum for student activities to develop certain interests, talents and skills for the activists within it. UKM activities are expected to provide meaningful experiences and support students' personal and professional development. In some cases, student dissatisfaction with UKM can also have an impact on the image and reputation of educational institutions. Institutions that successfully manage extracurricular activities tend to have more satisfied and engaged students, which in turn can increase the institution's attractiveness to prospective new students. Well-managed SME activities can be an important means of developing soft skills such as leadership, teamwork and communication skills. However, when these activities are not managed well, the results can be counterproductive, causing frustration and dissatisfaction among students. Based on these problems, a Naive Bayes algorithm will be applied to classify the satisfaction of STIKOM CKI students for the Student Activity Unit (UKM) with 80 training data and 24 test data. After calculating, an accuracy rate of 72.11%, recall is obtained. 63.63%, and 85,36% precision. Therefore, it is important to manage student satisfaction levels to avoid being counterproductive. One of the appropriate data mining algorithms to solve the case above is to use the Naive Bayes algorithm.

Keyword: *Data Mining, Application of the Naive Bayes Algorithm, Classification of Student Satisfaction, Student Activity Unit, STIKOM CKI.*

ABSTRAK

Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) adalah wadah aktivitas kemahasiswaan untuk mengembangkan minat, bakat dan keahlian tertentu bagi para aktivis yang ada di dalamnya. Kegiatan UKM diharapkan dapat memberikan pengalaman yang bermakna serta mendukung perkembangan pribadi dan profesional mahasiswa. Dalam beberapa kasus, ketidakpuasan mahasiswa terhadap UKM juga dapat berdampak pada citra dan reputasi institusi pendidikan. Institusi yang berhasil mengelola kegiatan ekstrakurikuler dengan baik cenderung memiliki mahasiswa yang lebih puas dan terlibat, yang pada akhirnya dapat meningkatkan daya tarik institusi tersebut bagi calon mahasiswa baru. Kegiatan UKM yang dikelola dengan baik dapat menjadi sarana penting untuk mengembangkan soft skills seperti kepemimpinan, kerjasama tim, dan kemampuan komunikasi. Namun, ketika kegiatan ini tidak dikelola dengan baik, hasilnya bisa menjadi kontraproduktif, menyebabkan rasa frustrasi dan ketidakpuasan di kalangan mahasiswa. Berdasarkan permasalahan tersebut, akan dilakukan sebuah penerapan algoritma Naive Bayes untuk mengklasifikasikan kepuasan dari mahasiswa STIKOM CKI untuk Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) dengan data latih sebanyak 80 data dan data uji sebanyak 24. Setelah dihitung, diperoleh tingkat accuracy sebesar 72,11%, recall 63,63%, dan presisi 85,36%. Oleh sebab itu, pentingnya mengelola tingkat kepuasan mahasiswa agar terhindar dari kontraproduktif. Salah satu algoritma data mining yang tepat dalam menyelesaikan kasus diatas adalah dengan menggunakan algoritma Naive Bayes.

Kata Kunci: *Data Mining, Penerapan Algoritma Naive Bayes, Klasifikasi Kepuasan Mahasiswa, Unit Kegiatan Mahasiswa, STIKOM CKI.*

PENDAHULUAN

Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM) adalah wadah aktivitas kemahasiswaan untuk mengembangkan minat, bakat dan keahlian tertentu bagi para aktivis yang ada di dalamnya (Kurnia & Wiguna, 2022). Kegiatan UKM diharapkan dapat memberikan pengalaman yang bermakna serta mendukung

perkembangan pribadi dan profesional mahasiswa. STIKOM CKI, sebagai salah satu sekolah tinggi ilmu komputer yang bertujuan menjadikan generasi yang handal dan sebagai kiblat bagi dunia teknologi informasi, memahami bahwa pembekalan teori-teori di dalam kelas saja tidak cukup. Diperlukan komunitas sebagai sarana bagi para mahasiswa untuk

mengembangkan pengetahuan dan keahlian di berbagai bidang. Oleh karena itu, BEM STIKOM CKI periode 2010-2011 membentuk berbagai unit kegiatan mahasiswa yang berfungsi sebagai sarana mahasiswa untuk mengembangkan pengetahuan dan keahlian (Ridwan, 2010).

UKM di STIKOM CKI mencakup berbagai bidang, di antaranya UKM IT, UKM Kode Keras, UKM PCR, UKM Dakwah, UKM Musik, UKM Olahraga, UKM *Photography*, dan UKM Matras. Setiap UKM di STIKOM CKI dirancang untuk memberikan pengalaman yang bermakna serta mendukung perkembangan pribadi dan profesional mahasiswa. Namun, terdapat indikasi bahwa pelaksanaan kegiatan UKM di STIKOM CKI belum sepenuhnya memenuhi harapan mahasiswa.

Ketidakpuasan mahasiswa terhadap kegiatan UKM dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk frekuensi pertemuan yang jarang dan pengulangan materi tanpa adanya perkembangan yang signifikan. Ketidakpuasan ini dapat mengurangi minat mahasiswa untuk berpartisipasi aktif dalam kegiatan UKM, yang seharusnya menjadi sumber pengalaman positif dan pengembangan keterampilan. Menurut (Putro Utomo, 2016) keterlibatan dalam kegiatan ekstrakurikuler seperti UKM berpengaruh signifikan terhadap retensi dan keberhasilan akademik mahasiswa. Selain itu, (Astuti, 2024) menyatakan bahwa keterlibatan aktif mahasiswa dalam kegiatan kampus dapat meningkatkan kepuasan dan pencapaian akademis mereka.

Tingkat kepuasan mahasiswa terhadap kegiatan UKM merupakan indikator penting yang mencerminkan efektivitas dan kualitas dari program yang dijalankan. Kegiatan UKM yang dikelola dengan baik dapat menjadi sarana penting untuk mengembangkan *soft skills* seperti kepemimpinan, kerjasama tim, dan kemampuan komunikasi. Namun, ketika kegiatan ini tidak dikelola dengan baik, hasilnya bisa menjadi kontraproduktif, menyebabkan rasa frustrasi dan ketidakpuasan di kalangan mahasiswa.

Selain itu, peran pengurus UKM dalam merancang dan melaksanakan program yang relevan dan menarik sangat krusial. Menurut (Kuh et al., 2006), kepuasan pelanggan (dalam hal ini mahasiswa) sangat dipengaruhi oleh bagaimana organisasi UKM memenuhi atau melebihi harapan mereka. Dalam konteks pendidikan tinggi, kegiatan ekstrakurikuler seperti UKM harus dirancang untuk mendukung tujuan pendidikan dan memberikan nilai tambah bagi mahasiswa.

Dalam beberapa kasus, ketidakpuasan mahasiswa terhadap UKM juga dapat berdampak pada citra dan reputasi institusi pendidikan. Institusi yang berhasil mengelola kegiatan ekstrakurikuler dengan baik cenderung memiliki mahasiswa yang lebih puas dan terlibat, yang pada akhirnya dapat meningkatkan daya tarik institusi tersebut bagi calon mahasiswa baru. Menurut sebuah studi oleh (Utami, 2015) mahasiswa yang terlibat dalam kegiatan kampus cenderung memiliki tingkat kepuasan yang lebih tinggi terhadap pengalaman kuliah mereka secara keseluruhan.

Penggunaan metode data *mining* seperti algoritma *Naive Bayes* menawarkan pendekatan yang efektif untuk menganalisis data kepuasan mahasiswa. Data *mining* adalah analisis data yang diambil dari penyimpanan data yang sangat besar yang banyak digunakan sebagai informasi yang berguna (Tundo et al., 2024). *Naive Bayes* adalah algoritma klasifikasi yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur (Imandasari et al., 2019). Algoritma ini sering digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi karena kesederhanaan dan efisiensinya. Dalam konteks penelitian ini, algoritma *Naive Bayes* akan digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kepuasan mahasiswa berdasarkan data survei yang dikumpulkan.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat kepuasan mahasiswa dalam kegiatan UKM di STIKOM CKI dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi yang konkret untuk perbaikan manajemen dan pelaksanaan kegiatan UKM, sehingga dapat meningkatkan kepuasan mahasiswa dan efektivitas kegiatan UKM di kampus. Demikian, diharapkan kegiatan UKM di STIKOM CKI dapat menjadi lebih terstruktur, menarik, dan bermanfaat bagi seluruh mahasiswa yang terlibat.

Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya dengan judul "Prediksi Tingkat Kepuasan dalam Pembelajaran Daring Menggunakan Algoritma Naïve Bayes" memiliki hasil pengujian akhir yang dilakukan dari data sampel kuesioner dengan atribut atau indikator komunikasi, suasana pembelajaran, penilaian mahasiswa dan penyampaian materi menggunakan metode Naïve Bayes didapatkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan nilai precision sebesar 100% dan nilai recall sebesar 100%. Berdasarkan hasil pengujian tersebut maka Model Algoritma Naïve Bayes bisa direkomendasikan untuk prediksi tingkat kepuasan dalam pembelajaran daring pada AMIK Tunas Bangsa Pematangsiantar, karena nilai precision dan recallnya tinggi (Damanik et al., 2021). Penelitian lain dengan

judul "Analisis Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi Ojek Online Dengan Metode Naive Bayes" dengan menganalisis dan memahami akan setiap aspek-aspek yang dibahas, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: Ojek online sendiri merupakan suatu bentuk transformasi yang lebih canggih dari ojek pada umumnya atau yang biasa disebut dengan Ojek Pengkolan, perbedaannya hanya terletak pada platform dan penggunaan media elektronik digital saja dalam proses pengaplikasiannya (Dari & Elen Tania Hanayah, 2023). Terakhir berdasarkan penelitian lain berjudul "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengetahui Kepuasan Masyarakat Terhadap Layanan Administrasi Kantor Lurah Tanjung Mulia Hilir Kecamatan Medan Deli" menghasilkan bahwa metode naive bayes diterapkan untuk menghitung nilai bobot kriteria dari pertanyaan yang diajukan ke masyarakat. Dalam proses penyeleksiansistem manual dan sistem inimempunyai kesamaan atau kesesuaian dengan persentase sebesar 100% (Damanik et al., 2021).

Penelitian ini juga akan mempertimbangkan faktor-faktor lain yang mempengaruhi kepuasan mahasiswa, seperti dukungan fasilitas, kualitas narasumber, dan keterlibatan aktif pengurus UKM dalam merencanakan dan mengelola kegiatan. Dukungan fasilitas yang memadai, seperti ruang pertemuan yang nyaman dan peralatan yang lengkap, dapat meningkatkan pengalaman mahasiswa dalam mengikuti kegiatan UKM. Menurut (Efendi & Sholeh, 2023) lingkungan yang mendukung dan fasilitas yang memadai merupakan faktor penting dalam menciptakan pengalaman belajar yang positif.

Kualitas narasumber juga merupakan faktor kunci dalam menentukan kepuasan mahasiswa. Narasumber yang kompeten dan mampu menyampaikan materi dengan baik dapat meningkatkan pemahaman dan keterlibatan mahasiswa dalam kegiatan UKM. Menurut (Juniarti, 2023), pengajaran yang efektif memerlukan komunikasi yang jelas, umpan balik yang konstruktif, dan partisipasi aktif dari peserta didik. Oleh karena itu, memilih dan melatih narasumber yang berkualitas merupakan salah satu langkah penting dalam meningkatkan kualitas kegiatan UKM.

Selain itu, keterlibatan aktif pengurus UKM dalam merencanakan dan mengelola kegiatan juga sangat penting. Pengurus UKM yang proaktif dan responsif terhadap kebutuhan dan harapan mahasiswa dapat menciptakan lingkungan yang kondusif dan mendukung partisipasi aktif mahasiswa. Menurut (Rahmawati & Santoso, 2023) kepemimpinan yang efektif dalam organisasi mahasiswa dapat

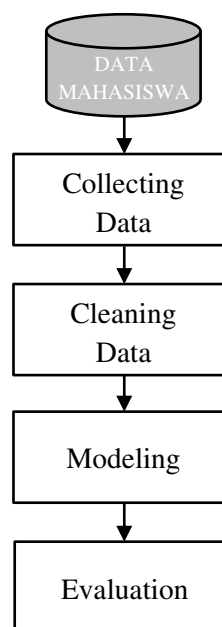
meningkatkan kohesi kelompok, motivasi, dan komitmen anggota terhadap tujuan organisasi.

Pentingnya evaluasi berkelanjutan dan umpan balik dari mahasiswa tidak bisa diabaikan. Evaluasi yang sistematis dan terstruktur terhadap kegiatan UKM dapat membantu pengurus dalam mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki dan merancang strategi yang lebih efektif untuk masa depan. Menurut (Rachman et al., 2023), umpan balik dari peserta didik merupakan salah satu elemen kunci dalam menciptakan lingkungan pembelajaran yang dinamis dan responsif terhadap kebutuhan peserta.

Berdasarkan hal itu, dalam mempertimbangkan berbagai faktor tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang komprehensif tentang tingkat kepuasan mahasiswa dalam kegiatan UKM di STIKOM CKI. Hasil penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengurus UKM dan pihak kampus dalam merencanakan dan melaksanakan kegiatan yang lebih efektif, menarik, dan bermanfaat bagi mahasiswa.

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan metode pemodelan algoritma dengan pendekatan *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Tujuan dari metode pemodelan ini yaitu untuk menggali informasi serta pengetahuan yang belum diketahui sebelumnya dari *database*. *Database* ini berisikan informasi yang disimpan dalam tabel yang saling berelasi. Adapun tahapan KDD bisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan KDD

Collecting Data

Data yang telah dikumpulkan adalah data mahasiswa yang mengikuti UKM di STIKOM CKI dengan atribut NIM, Program Studi, Semester, Jenis Kelamin, UKM Yang Di ikuti, Pelayanan, Fasilitas, Penilaian Narasumber, Keaktifan UKM, Durasi Kegiatan, dan Kepuasan. Data yang akan digunakan pada penelitian ini dikelompokkan menjadi dari 2 data yaitu:

1. Data Latih

Data Latih adalah data yang pada penelitian ini digunakan untuk proses pembuatan pemodelan prediksi tingkat kepuasan mahasiswa. Data Latih (dataset) pada penelitian ini diambil 80 data mahasiswa.

2. Data Uji

Data Uji adalah data yang digunakan untuk melakukan uji pada pemodelan data yang terbentuk pada proses pemodelan. Data Uji pada penelitian ini diambil 6 data mahasiswa.

Cleaning Data

Data yang telah terkumpul selanjutnya dibersihkan dan beberapa diantaranya dihapus, proses ini meliputi data yang tidak sesuai, data yang berisikan salah satu atribut kosong, data anomali, dan membersihkan atribut yang tidak digunakan pada saat pemodelan.

Modeling

Setelah tahap pembersihan dan transformasi data selesai, selanjutnya dilakukan tahap pemodelan, tahap ini akan menentukan hasil klasifikasi dan prediksi (Sari, 2020). Pada penelitian ini menggunakan pemodelan algoritma naive bayes dengan menggunakan persamaan.

Rumus 1:

Persamaan (1) akan digunakan ketika data atribut tersebut bersifat diskrit.

$$P(A|B) = (P(B|A) * P(A)) / P(B) \tag{1}$$

Artinya Peluang kejadian A sebagai B ditentukan dari peluang B saat A, peluang A, dan peluang B.

Rumus 2:

Persamaan (2) akan digunakan ketika data atribut tersebut bersifat *continue*.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x-\mu)^2} \tag{2}$$

Rumus 3:

$$\text{Likelihood} = \text{probabilitas bersyarat dari X berdasarkan kondisi pada hipotesis Y.} \tag{3}$$

Rumus 4:

$$\text{Probabilitas Ya} = \frac{P_i(\text{Ya})}{P_i(\text{Ya}) + P_i(\text{Tidak})} \tag{4}$$

Pada persamaan (4), rumus ini akan digunakan untuk menentukan klasifikasi akhir dari data uji.

Rumus 5:

Pada persamaan (5), rumus ini akan digunakan untuk menentukan nilai akurasi, recall, dan presisi (Priyanto et al., 2024).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{5}$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

TP = Jumlah isi data pada *observation values positive* serta *predicted values positive*

TN = Jumlah isi data pada *observation values negative* serta *predicted values negative*

FP = Jumlah isi data pada *observation values negative* serta *predicted values positive*

FN = Jumlah isi data pada *observation values positive* serta *predicted values negative*

Evaluation

Hasil dari ujicoba pemodelan disajikan dalam bentuk *confusion matrix* atau matriks kesalahan. *Confusion matrix* adalah cara mengevaluasi model algoritma dalam data mining dengan menghitung skor akurasi dari model algoritma klasifikasi (Nurhayati, 2018). *Confusion matrix* ini menyajikan informasi yang aktual terhadap pemodelan yang telah dilakukan, *confusion matrix* ini juga memberikan informasi berupa hasil akurasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Collecting Data

Pada tahap ini data yang dikumpulkan adalah data dari mahasiswa dan UKM yang ada di STIKOM

CKI dari mahasiswa yang mengikuti UKM dengan atribut Nama, NIM, Program Studi, Semester, Jenis Kelamin, UKM yang diikuti, Pelayanan, Fasilitas, Penilaian Narasumber (1-3 (Narasumber tidak dapat menjelaskan), 4-6 (Narasumber terlalu cepat menjelaskan), 7-10 (Narasumber sangat bagus dalam menjelaskan)), Keaktifan UKM, Durasi Kegiatan (Misalnya 120 Menit) data tersebut adalah data awal yang diambil dari kuisioner menggunakan *Google Form*. Berikut data yang didapatkan dari kuisioner mahasiswa STIKOM CKI dilampirkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Awal Mahasiswa STIKOM CKI

Nama	U	...	P	F	PN	KU	DK
Didan	9	...	R	K	1	P	-
Radza	1	...	B	L	7	P	-
Farhan	2	...	B	L	7	P	-
Nur	6	...	B	C	7	P	90
Dessy	1	...	R	C	7	P	120
Syntha	3	...	R	C	7	TA	120
Hadi	1	...	B	C	7	TA	120
Alief	7	...	R	K	5	P	120
Faldo	1	...	TR	K	-	TA	-
Zidan	1	...	T	K	5	A	120

Keterangan data di atas:

- U = UKM,
 - 1 = IT
 - 2 = Kode Keras
 - 3 = PCR
 - 4 = Dakwah
 - 5 = Musik
 - 6 = Olahraga
 - 7 = *Photography*
 - 8 = Matras
 - 9 = Kewirausahaan
- P = Pelayanan,
 - R = Ramah
 - B = Baik
 - TR = Tidak Ramah
- F = Fasilitas,
 - L = Lengkap
 - C = Cukup
 - K = Kurang
- PN = Penilaian Narasumber,
 - 1-3 = Narasumber tidak dapat menjelaskan
 - 4-6 = Narasumber terlalu cepat menjelaskan
 - 7-10 = Narasumber sangat bagus dalam menjelaskan
- KU = Keaktifan UKM,
 - A = Aktif

- P = Pasif
- TA = Tidak Aktif
- DK = Durasi Kegiatan,

Cleaning Data

Setelah data dikumpulkan proses selanjutnya dilakukan pembersihan data, tahap ini menghapus data yang tidak digunakan sebagai data latih (dataset) seperti Nama, NIM, Program Studi, Semester, Jenis Kelamin, serta UKM yang diikuti. Selain itu akan menghapus data yang tidak lengkap untuk setiap atributnya. Sehingga atribut yang digunakan untuk proses transformasi data yaitu Pelayanan, Fasilitas, Penilaian Narasumber, Keaktifan UKM, Durasi Kegiatan, dan Kepuasan. Berikut data yang sudah dilakukan proses *Cleaning Data* yang terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Tabel Setelah Dilakukan *Cleaning Data*

No	P	F	PN	KU	DK	K
1	B	C	7	P	90	C
2	B	K	9	A	180	P
3	R	K	1	P	180	TP
4	B	L	7	P	180	P
5	C	C	5	TA	180	TP
...
77	R	C	6	TA	180	TP
78	TR	K	6	TA	180	TP
79	B	K	7	P	180	TP
80	B	K	9	TA	180	C

Modeling Data

Modeling menggunakan metode *Naive Bayes Classifier* (NBC). Tahap pemodelan ini akan menghasilkan nilai akurasi dari data yang diolah. Pada penelitian ini menggunakan pemodelan Algoritma *Naive Bayes* adapun Persamaan teorema *Naive Bayes* pada Data Uji yang akan di klasifikasikan sebanyak 6, dimana dari 6 data tersebut belum adanya hasil tingkat kepuasan UKM di STIKOM CKI, oleh sebab itu data tersebut akan dihitung dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Data tersebut tampak pada table 3.

Tabel 3. Data Tabel Uji Sebanyak 24 Data Mahasiswa

No	P	F	PN	KU	DK	K
1	R	L	3	P	180	?
2	TR	L	7	A	120	?
3	B	K	6	A	120	?
4	R	C	8	P	180	?
5	TR	K	10	P	120	?
6	B	C	5	A	120	?

7	B	K	2	A	120	?
8	TR	K	8	TA	120	?
9	B	L	4	P	120	?
10	R	L	10	TA	120	?
11	TR	C	1	P	120	?
12	TR	K	5	P	120	?
13	TR	L	5	P	120	?
14	R	K	4	TA	180	?
15	R	L	6	TA	120	?
16	B	C	3	P	120	?
17	R	K	9	P	120	?
18	B	L	8	TA	120	?
19	B	L	6	P	120	?
20	B	C	5	TA	120	?
21	R	C	8	P	120	?
22	TR	L	2	A	120	?
23	B	K	1	P	120	?
24	R	C	7	A	120	?

Langkah 1: Menghitung Probabilitas kemunculan setiap nilai untuk atribut yang bersifat *continue*, yaitu Pelayanan (C1), Fasilitas (C2), dan Keaktifan UKM (C4), dengan menggunakan persamaan (1). Terlihat pada Tabel 4, 5, dan 7.

Tabel 4. Hasil Perhitungan atribut Pelayanan (C1)

P	Probabilitas (C1)			Jumlah Kejadian "Dipilih"		
	P	C	TP	P	C	TP
B	13	9	10	13/31	9/24	10/25
R	12	9	7	12/31	9/24	7/25
TR	6	6	8	6/31	6/24	8/25
Jml	31	24	25	1	1	1

Tabel 5. Hasil Perhitungan atribut Fasilitas (C2)

F	Probabilitas (C1)			Jumlah Kejadian "Dipilih"		
	P	C	TP	P	C	TP
L	13	9	4	13/31	9/24	4/25
C	7	10	11	7/31	10/24	11/25
K	11	5	10	11/31	5/24	10/25
Jml	31	24	25	1	1	1

Langkah 2: Menghitung Probabilitas kemunculan setiap nilai untuk atribut yang bersifat diskrit, yaitu Penilaian Narasumber (C3), dan Durasi Kegiatan (C5), dengan menggunakan persamaan (2). Terlihat pada Tabel 6 dan 8.

Tabel 6. Hasil Perhitungan atribut Penilaian Narasumber (C3)

Penilaian Narasumber	P	C	TP
	9	7	1
	7	7	5
	7	7	7
	7	10	8
	4	2	9
	6	1	6
	3	10	9
	5	8	6
	4	5	1
	3	7	2
	2	7	3
	1	8	5
	8	2	9
	4	4	5
	10	2	3
	9	7	1
	5	2	10
	4	5	6
	9	7	3
	1	4	10
	6	1	6
	3	5	6
	8	7	6
	1	9	6
	10	0	7
	6	0	0
	8	0	0
	8	0	0
	7	0	0
	6	0	0
	9	0	0
Mean (μ)	5,806	5,583	5,6
Standar Deviasi	2,725	2,780	2,753

Tabel 7. Hasil Perhitungan atribut Keaktifan UKM (C4)

KU	Probabilitas (C1)			Jumlah Kejadian "Dipilih"		
	P	C	TP	P	C	TP
L	11	9	4	11/31	9/24	4/25
C	11	8	9	11/31	8/24	9/25
K	9	7	12	9/31	7/24	11/25
Jml	31	24	25	1	1	1

Tabel 8. Hasil Perhitungan atribut Durasi Kegiatan (C5)

Durasi Kegiatan	P	C	TP
	180	90	180
	180	180	180
	120	120	120
	120	180	240
	120	120	120
	120	120	180
	120	180	120

	120	120	120
	120	120	120
	120	120	120
	120	120	120
	120	120	120
	120	120	120
	120	180	120
	120	240	120
	120	120	120
	120	120	120
	120	120	180
	120	120	180
	120	120	180
	120	180	180
	120	180	180
	120	180	180
	120	0	180
	120	0	0
	120	0	0
	120	0	0
	180	0	0
	180	0	0
	180	0	0
Mean (μ)	5,806	5,583	5,6
Standar Deviasi	2,725	2,780	2,753

Tabel 9. Hasil Perhitungan atribut Kepuasan (C6)

KU	Probabilitas (C1)			Jumlah Kejadian "Dipilih"		
	P	C	TP	P	C	TP
Jml	31	24	25	31/80	24/80	25/80

Tabel 10. Hasil Perhitungan Prediksi Tingkat Kepuasan Mahasiswa

CP	P	C	TP
C	0,17320293	0,57671187	0,25008518
P	0,42942777	0,18283155	0,38774066
TP	0,36952110	0,07041634	0,56006254
P	0,48256391	0,26031396	0,25712211
P	0,43678933	0,16671411	0,39649654
TP	0,22874759	0,14378982	0,62746257
TP	0,59284569	0,84426624	0,86794655
P	0,62356475	0,38438233	0,29753564
P	0,96366393	0,38344258	0,79172590
C	0,56804564	0,92559776	0,07103659
TP	0,64817233	0,36824269	0,95715577
P	0,97861846	0,79915904	0,46147947
P	0,72063358	0,58202059	0,53737394
P	0,52184834	0,41466209	0,26455623
C	0,45615086	0,56843454	0,01879010
TP	0,14967566	0,22232136	0,38648934
P	0,68182045	0,35950832	0,43703274

C	0,09928046	0,96980989	0,65314067
C	0,35815256	0,75068677	0,60783118
TP	0,57019789	0,43860290	0,98837465
TP	0,65279076	0,63505976	0,99530088
C	0,25329244	0,46631113	0,24442634
TP	0,67475232	0,31720257	0,77834598
P	0,66252710	0,01357233	0,62284655

Keterangan data di atas:

- CP = Class Prediksi,
- P = Puas,
- C = Cukup,
- TP = Tidak Puas.

Contoh perhitungan *Class* Prediksi untuk menentukan Puas, Cukup, atau Tidak Puas sebagai Tingkat Kepuasan Mahasiswa yaitu dengan menggunakan persamaan (3) dan (4). Berikut contoh data *class* prediksi yang tampak pada Tabel 11.

Tabel 11. Contoh perhitungan *Class* Prediksi

No	P	F	PN	KU	DK	K
1	R	L	3	P	180	?

L. Prediksi Puas: $12/31 \times 13/31 \times 0,081956677 \times 11/31 \times 0,001436201 \times 31/80 = 2,627262548$

L. Prediksi Cukup: $9/24 \times 9/24 \times 0,09319726 \times 8/24 \times 0,006674849 \times 24/80 = 8,74796678$

L. Prediksi Tidak Puas: $7/25 \times 4/25 \times 0,092773118 \times 9/25 \times 0,008113038 \times 25/80 = 3,793466032$

P. Prediksi Puas:

$$\frac{2,627262548}{2,627262548 + 8,74796678 + 3,793466032} = 0,173202934$$

P. Prediksi Cukup:

$$\frac{8,74796678}{2,627262548 + 8,74796678 + 3,793466032} = 0,576711877$$

P. Prediksi Tidak Puas:

$$\frac{3,793466032}{2,627262548 + 8,74796678 + 3,793466032} = 0,250085188$$

Jadi, dapat diperoleh nilai probabilitas di atas adalah dalam kategori Cukup, dikarenakan hasil *class* prediksi mendekati nilai 1 atau yang paling besar diantara *class* prediksi yang lain.

Evaluation

Dalam tahap evaluasi akan mencari nilai akurasi, *recall*, dan presisi dengan menggunakan persamaan (5), berikut hasil dari nilai akurasi *recall* dan presisi yang tersaji pada tabel 14.

Tabel 14. *Confusion Matrix*

Prediksi	Aktual <i>class label</i>			Total
	Puas	Cukup	Tidak Puas	
Puas	35	10	10	55
Cukup	3	20	3	26
Tidak Puas	3	0	20	23
Total	41	30	33	104

$$\text{Akurasi} = \frac{35 + 18 + 15}{104} \times 100\% = 72,11\%$$

$$\text{Recall} = \frac{35 + 10 + 10}{35} \times 100\% = 63,63\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{35 + 3 + 3}{35} \times 100\% = 85,36\%$$

Berdasarkan hasil analisis, proses penentuan tingkat kepuasan dalam kegiatan UKM Matras menunjukkan hasil yang paling memuaskan. Selain itu, diperoleh juga tingkat prediksi dengan akurasi sebesar 72,11%, *recall* 63,63%, dan presisi 85,36%, dari total 80 data latih dan 24 data uji yang telah dihitung.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa, penerapan Data Mining menggunakan Metode Naive Bayes untuk analisis tingkat kepuasan mahasiswa terhadap kegiatan UKM berdasarkan dataset sangat membantu dalam menentukan tingkat kepuasan mahasiswa

Berdasarkan data yang diperoleh, proses penentuan tingkat kepuasan mahasiswa dalam kegiatan UKM Matras memiliki nilai kepuasan yang paling tinggi. Selain itu diperoleh juga tingkat prediksi yang menghasilkan akurasi sebesar 72,11%, *recall* 63,63%, dan presisi 85,36%, dari 80 data latih dan 24 data uji yang dihitung.

Selain itu, diharapkan bagi pengembang berikutnya dapat menambahkan atribut lebih banyak lagi, serta membandingkan algoritma data mining yang lain selain Naive Bayes, agar menemukan tingkat akurasi mana yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

Astuti, P. (2024). Pengaruh Lingkungan Kelas Inklusif, Kebijakan Dukungan Akademik, dan Keaktifan Organisasi Mahasiswa terhadap Keterlibatan Akademik pada Universitas di Jakarta. In *Jurnal Pendidikan West Science* (Vol. 02, Issue 02).

Damanik, A. R., Sumijan, S., & Nurcahyo, G. W. (2021). Prediksi Tingkat Kepuasan dalam Pembelajaran Daring Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Sistin Informasi Dan Teknologi*, 88–94. <https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v3i3.49>

Dari, W., & Elen Tania Hanayah. (2023). Analisis Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi Ojek Online Dengan Metode Naive Bayes. *INSOLOGI: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 2(1), 221–232. <https://doi.org/10.55123/insologi.v2i1.1693>

Efendi, N., & Sholeh, M. I. (2023). Manajemen Pendidikan Dalam Meningkatkan Mutu Pembelajaran. *Academicus: Journal of Teaching and Learning*, 2(2), 68–85. <https://doi.org/10.59373/academicus.v2i2.25>

Imandasari, T., Irawan, E., Windarto, A. P., & Wanto, A. (2019). Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Lokasi Pembangunan Sumber Air. *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 1, 750. <https://doi.org/10.30645/senaris.v1i0.81>

Juniarti, C. E. (2023). Pentingnya Komunikasi Efektif Dalam Pengelolaan Kelas Yang Sukses. *OSFPREPRINTS*.

Kuh, G. D., Kinzie, J., Schuh, J. H., & Hitt, E. J. (2006). *Student Success in College: Creating Conditions That Matter*. Jossey-Bass.

Kurnia, D., & Wiguna, H. (2022). Profil Kebugaran Jasmani Mahasiswa Anggota UKM STKIP Pasundan. *Journal of Physical and Outdoor Education*, 4(1), 75–87. <https://doi.org/10.37742/jpoe.v4i1.154>

Nurhayati, A. (2018). Keterlibatan Mahasiswa dalam UKM dan Pengaruhnya Terhadap Kepuasan dan Identitas Sosial. *Jurnal Psikologi Pendidikan*.

Priyanto, I., Mayorita Dewanti, E., Nurdin, M., Kasiono, R., Al Ghazali, S. (2024). Penerapan Algoritma Metode Naive Bayes Untuk Penentuan Penerimaan Bantuan Program Indonesia Pintar (PIP) (Studi Kasus SMP PGRI 1 Cilacap). *Jurnal Manajemen Informatika Jayakarta*, 4(2), 162–172. <https://doi.org/10.52362/jmijayakarta.v4i2.1355>

Putro Utomo, M. F. (2016). *Korelasi Satuan Kredit Partisipasi Sebagai Indikator Keaktifan Mahasiswa Terhadap Indeks Prestasi Kumulatif Pada Mahasiswa Pre-Klinik Fakultas Kedokteran Universitas Udayana*.

Rachman, A., Farhan, O., Ahmad, N., Rukhmana, T., Hasym, D. M., & Dhaniswara, E. (2023).

- Pengembangan Aplikasi E-Learning Dengan Fitur Interaktif Dan Adaptive Learning. *Review Pendidikan Dan Pengajaran*.
- Rahmawati, N., & Santoso, B. (2023). Pengaruh Kepemimpinan yang Efektif terhadap Kohesi Kelompok, Motivasi, dan Komitmen Anggota dalam Organisasi Mahasiswa. *UNS*, 9, 1–9.
- Ridwan, M. (2010). *Unit Kegiatan Mahasiswa Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika*. Blogger.
- Sari, R. (2020). Penerapan Algoritma Naive Bayes dalam Analisis Kepuasan Pelanggan. *Jurnal Teknologi Informasi*.
- Tundo, Betty Yel, M., Arinal, V., Arvian James, B., & Saidah, A. (2024). Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak Sebuah Penerapan Metode Naïve Bayes dalam Klasifikasi Masyarakat Miskin pada Desa Tanjungsari. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1), 77–83.
- Utami, M. S. (2015). Keterlibatan dalam Kegiatan dan Kesejahteraan Subjektif Mahasiswa. *Jurnal Psikologi*, 36(2), 144–163.