

# Implementasi Algoritma Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Penerima Beasiswa BUMN Sekota Dumai

Alif nugraha<sup>1</sup>, Faza Al-ghifari<sup>2</sup>, Abdullah Panigoran<sup>3</sup>, wahyu<sup>4</sup> Lisnawita<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Lancang Kuning

<sup>1,2,3,4,5</sup>Jl. Yos Sudarso KM. 8 Rumbai, Pekanbaru, Riau, telp. 0811 753 2015

e-mail: [alifnugrahapermana@gmail.com](mailto:alifnugrahapermana@gmail.com)

## Abstrak

*Public authorities consistently offer various types of grants and assistance to their students, one of which is aid from state-owned companies, including whatever university they live at. The number of potential grant recipients consistently continues to increase, but the amount received each year remains stable. Next, it is important to build a framework to complete information mining from this mountain of information that will be utilized for specific purposes, one of which is to investigate the fairness of the grantee to perfection. Bayes classifier is a methodology that refers to the Bayes hypothesis, which combines past information with new information. So the characterization calculation is basic but has high accuracy. Therefore, this examination will show the capacity of Bayes Classifier in grouping information on potential grant or aid recipients that explains the possibility of granting or aiding state-owned companies. Data on scholarship applicants has been pre-processed to make it "clean" and ready for further processing. After this pre-processing, the Naive Bayes classifier is used to classify the data, thereby generating a probability model for classifying subsequent scholarship applicants. From the results of testing the accuracy of the framework model created, it produces the highest accuracy value of 75.00%..*

**Keywords:** BUMN Scholarship, Naive Bayes Classifier, Classification, Scholarship, Data Mining,

## Abstract

*Secara konsisten otoritas publik menawarkan berbagai jenis hibah/bantuan kepada siswanya, salah satu bantuan/hibah dari bumn tidak terkecuali dari universitas mana saja asal tempat tinggalnya. Secara konsisten jumlah calon penerima hibah ini terus bertambah, namun jumlah yang didapat setiap tahun tetap stabil. Selanjutnya, penting untuk membangun kerangka untuk melengkapi penambangan informasi dari tumpukan informasi ini yang akan dimanfaatkan untuk tujuan tertentu, salah satunya untuk menyelidiki kewajaran penerima hibah agar sempurna. Bayes Classifier merupakan metodologi yang mengacu pada hipotesis Bayes yang menggabungkan informasi masa lalu dengan informasi baru. Jadi perhitungan karakterisasi bersifat mendasar namun memiliki ketelitian yang tinggi. Oleh karena itu, pemeriksaan ini akan menunjukkan kapasitas Bayes Classifier dalam mengelompokkan informasi calon penerima hibah/bantuan yang menjelaskan kemungkinan pemberian hibah/bantuan bumn. Data pelamar beasiswa telah diolah terlebih dahulu agar "bersih" dan siap untuk diproses lebih lanjut. Setelah pra- pemrosesan ini, Naive Bayes Classifier digunakan untuk mengklasifikasikan data, sehingga menghasilkan model probabilitas untuk mengklasifikasikan pelamar beasiswa berikutnya. Dari hasil pengujian ketepatan model kerangka kerja yang dibuat menghasilkan nilai akurasi tertinggi sebesar 75,00%*

**Katakunci:** Beasiswa BUMN, Naive Bayes Classifier, Klasifikasi, Beasiswa, Data Mining

## I. PENDAHULUAN

Peningkatan jumlah pendaftar beasiswa setiap tahunnya menjadi tantangan tersendiri bagi Pemerintah dalam memberikan alokasi beasiswa yang tepat sasaran. Beasiswa BUMN, salahsatu jenis bantuan pendidikan yang ditawarkan, merupakan program yang memberikan peluang kepada mahasiswa dari berbagai universitas di Dumai untuk mendapatkan dukungan keuangan. Meskipun permintaan terus meningkat, jumlah penerima beasiswa setiap tahunnya tetap konsisten. Tantangan utamanya adalah mencari cara untuk memastikan bahwa orang-orang yang benar-benar membutuhkan dan layak menerima beasiswa. Semakin banyak

pendaftaran, semakin sulit tantangannya. Teknik analisis yang canggih diperlukan untuk memungkinkan pemilihan yang efisien dan adil dari kumpulan data yang besar dan heterogen. Dalam konteks ini, pengembangan sistem yang mampu melakukan data mining dari jumlah pendaftar beasiswa menjadi suatu kebutuhan mendesak. Tujuan utamanya adalah untuk menganalisis kelayakan penerima beasiswa, sehingga dana beasiswa dapat disalurkan dengan lebih efisien dan tepat sasaran. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naive Bayes Classifier, sebuah algoritma klasifikasi yang sederhana namun efektif dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi akurasi model dari sistem yang dikembangkan. Hasil pengujian menunjukkan variasi nilai akurasi, dengan nilai terendah menambahkan hingga 64% dalam pengujian dengan contoh 89 informasi, dan penghargaan paling tinggi adalah 75.00% pada pengujian dengan tes 89 data. Temuan ini menjadi indikator keberhasilan implementasi Naive Bayes Classifier dalam konteks klasifikasi penerima Beasiswa BUMN.

Penelitian terkait oleh ([Misbachudin Riyadi et al., 2023](#)) Algoritma Naïve Bayes dapat diterapkan untuk membantu pengklasifikasian penerima beasiswa sehingga proses pemberian beasiswa dapat lebih cepat dan akurat. Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh ([Pratama et al., 2023](#)) Pengklasifikasi data siswa ini memiliki peran penting karena dalam penentuan rekomendasi beasiswa banyak hal yang perlu dipertimbangkan seperti dengan parameter yang digunakan yaitu jarak rumah siswa ke sekolah, tanggungan orang tua, gaji orang tua, pekerjaan orang tua dan status kelengkapan keluarga (orang tua lengkap/ yatim).

Penelitian yang dilakukan oleh ([Prayogo, 2022](#)) menggunakan metode Naïve Bayes dengan Rapid Miner dalam penerapan model klasifikasi untuk prediksi gender berdasarkan wajah. selain itu Naïve bayes juga digunakan pada penelitian ([Lestari et al., 2020](#)) untuk memprediksi kelayakan nasabah, ([Noviyanti, 2022](#)) untuk penentuan peringkat kelas menggunakan, ([Lisnawita et al., 2022](#)) untuk klasifikasi tipe belajar siswa, ([Muslim Hidayat et al., 2023](#)) untuk penentuan pemberian beasiswa berdasarkan parameter jarak, tanggungan, pekerjaan orang tua, pendapatan orang tua, kelengkapan keluarga dan kelayakan. ([Toresa et al., 2023](#)) digunakan untuk kepuasan penggunaan delink mahasiswa, ([Nizam Fadli et al., 2021](#)) menetukan tingkat kenyamanan pasien ([Handoko & Iqbal, 2021](#)) untuk peminatan program studi pada penerimaan mahasiswa baru.

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan algoritma Naïve Bayes Classifier untuk tujuan mengkategorikan pemenang beasiswa BUMN di Dumai. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan ketepatan penentuan kelayakan pemenang beasiswa, sehingga memungkinkan penyaluran dana yang lebih tepat sasaran dan efektif. Selain itu, penelitian ini mencoba untuk menunjukkan keefektifan model yang telah ada melalui pengujian akurasi pada berbagai data sampel. Yang membedakan dari penelitian yang lainnya yaitu berfokus pada penerima beasiswa bumn di dumai.

## 2. METODE

### A) lokasi penelitian

Lokasi penelitian berada di kantor lurah kota dumai

### B) identifikasi variable penelitian

Menentukan label klasifikasi layak atau tidak layak untuk menerima beasiswa bumn

### C) Data Mining

Penambangan informasi adalah cara yang paling umum untuk menggali dan menguraikan informasi yang sangat banyak untuk mendapatkan sesuatu yang valid, baru dan bermanfaat, yang terakhir contoh atau contoh dapat ditemukan dalam informasi. Sebagai aturan, penambangan informasi dapat dikumpulkan menjadi dua kelas utama, khususnya:

1. Menjelaskan Penambangan, khususnya cara paling umum untuk melacak kualitas informasi yang signifikan dalam kumpulan data. Clustering, asosiasi, dan penambangan sekuensial adalah contoh metode data mining yang termasuk dalam penambangan deskriptif.

2. Prescient, khususnya cara paling umum untuk melacak desain dari informasi dengan memanfaatkan beberapa faktor untuk membuat ekspektasi tentang berbagai faktor mulai saat ini. Metode yang diingat untuk penambangan Prescient meliputi pengaturan, kekambuhan, dan penyimpangan.

Data Mining adalah bagian mendasar dari pengungkapan informasi dalam kumpulan data atau dikenal dengan Keterbukaan Informasi dalam Kumpulan Data (KDD) yang merupakan proses umum untuk mengubah informasi mentah menjadi desain informasi menarik yang merupakan data yang dibutuhkan oleh klien sebagai informasi. Berikut ini adalah cara-cara yang terjadi pada siklus KDD:

1. Pada tahap seleksi, pemahaman terhadap masalah yang akan dicari solusinya diperoleh melalui penemuan pengetahuan, pengetahuan awal yang relevan, penetapan tujuan, dan pemilihan data untuk analisis.
2. Preprocessing, pada tahap ini dilakukan proses preprocessing informasi yang meliputi latihan pembersihan informasi.
3. Transformasi: Pada tahap ini tipe data dikurangi atau diubah menjadi standar agar dapat digunakan dalam teknik data mining.

#### D) Data Processing

Tujuan dari pemrosesan awal informasi adalah untuk mengubah informasi mentah menjadi informasi yang layak untuk dihasilkan penyelidikan. Cara yang ditempuh antara lain dengan menyesuaikan informasi yang 'berantakan', memilih highlight dari informasi yang dapat diterapkan untuk penanganan tambahan. Fase pemrosesan data dari proses penemuan pengetahuan mungkin memakan waktu lama karena ada banyak cara untuk mengumpulkan dan menyimpan data.

##### 1. Transformasi

Pengkodean adalah proses transformasi pada data yang dipilih, proses pengkodean ini tergantung kepada jenis atau pola informasi yang dicari pada basis data

##### 2. Modelling Naïve Bayes

Pada tahap ini dilakukan pengklasifikasian data menggunakan naïve bayes dengan bantuan software Rapidminer

##### 3. Evaluasi

Pola informasi yang dihasilkan, perlu ditampilkan dengan informasi yang mudah dimengerti, pada tahap ini mencakup pemeriksaan apakah informasi yang ditemukan sesuai dengan hipotesis atau bertentangan dengan fakta

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Gambaran umum subjek penelitian

Subjek penelitian yaitu Mahasiswa yang berdomisili/tinggal di kota Dumai. Data yang dikumpulkan sebanyak 89 data, setelah dilakukan Cleaning data sehingga yang bisa digunakan sebanyak 80 data. Berdasarkan hal tersebut akan dilihat penyebaran subjek penelitian berdasarkan jenis (nama lengkap, kelamin, Tempat-tgl-lahir, Nik, Alamat, wa, Kelengkapan data, kelurahan, kecamatan). Data data ini diperoleh dari subjek penelitian yang terdapat di dalam skala penelitian

#### 3.2 Modelling Naïve Bayes

A) Data awal: Data Awal adalah data mentah yang belum di proses pembersihannya

**Table 1.**Data Awal

Kode	Nama Lengkap	Jenis Kelamin	Kelengkapan Data	Kelurahan	Kecamatan
0001	M. REZAPAHLEFI	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota
0002	PUTRIANJANI	Pr	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan
0003	MUHADZD ZIB NABHAN AVINDA	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota
0004	ILMA RAMA DONA	Pr	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan
0005	JESSICA APRILANY. T	Pr	Tidak Lengkap	Bukit Batrem	Dumai Timur
0006	MUKHLIS ABDI SAPUTRA	Lk	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan
0007	M. ADDINULSALAM	Lk	Lengkap	Buluh Kasap	Dumai Timur
0008	ARIQUL HIDAYAT ALHASYIM	Lk	Tidak Lengkap	Jayamukti	Dumai Timur
0009	NADIA PERMATA SARI	Pr	Lengkap	Bangsal Aceh	Sungai Sembilan
0010	AZIZAHAL HIDAYATI	Pr	Tidak Lengkap	Bukit Nenas	Bukit Kapur
0011	VIDYA RAMADHAN Y	Pr	Tidak Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota
0012	MARKUS BAHTERA ADI GUNA	Lk	Lengkap	Buluh Kasap	Dumai Timur
0013	ALBERT IDHA GUNAWAN	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota
0014	RENTI NUR HIDAYATI	Pr	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota
0015	WELDO AMANDO SULAIMAN	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota
0055	NANDA PRAMITAALIM	Pr	Lengkap	S. T. Darul Ichsan	Dumai Barat
0056	.....	...	.....	.....	.....
0089	RAZA ULMA SYAHFANI	Pr	Lengkap	Teluk Binjai	Dumai Timur

### 3.3 pembersihan data dan pemberian label layak dan tidak layak

Proses pembersihan adalah membersihkan data variabelnya yang tidak memenuhi atau ada data noise, ada 9 data yang dihilangkan karena dari total 89 data mentah setelah dibersihkan menjadi 80 dan pemberian label diberikan berdasarkan seleksi data yang tidak berdomisili di dumai dan data yang kurang akurat untuk **tidak layak** serta yang **layak** sebaliknya.

Tabel 2. Pembersihan Data

Kode	Nama Lengkap	Jenis Kelamin	Kelengkapan Data	Kelurahan	Kecamatan	Klasifikasi
0001	M. REZAPAHLEFI	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota	layak
0002	PUTRIANJANI	Pr	Lengkap	BumiAyu	Dumai Selatan	layak
0003	MUHADZDZIB NABHAN AVINDA	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota	layak
0004	ILMARAMA DONA	Pr	Lengkap	BumiAyu	Dumai Selatan	layak
0005	JESSICAAPRILANY.T	Pr	Tidak lengkap	Bukit Batrem	Dumai Timur	tidaklayak
0023	ARNISA RAMADANI	Pr	Tidak lengkap	Sukajadi	Dumai Kota	tidaklayak
...	.....	...	.....	.....	.....	.....
0080	AJENG SUSHMITA DWI ANGGRAINI	Pr	lengkap	Teluk Binjai	Dumai Timur	layak

Tabel 3. Data Training

Kode	Nama Lengkap	Jenis Kelamin	Kelengkapan Data	Kelurahan	Kecamatan	Klasifikasi
0001	M. REZAPAHLEFI	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	DumaiKota	layak
0002	PUTRIANJANI	Pr	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan	layak
0003	MUHADZDZIB NABHAN AVINDA	Lk	Lengkap	Rimba Sekampung	Dumai Kota	layak
0004	ILMARAMA DONA	Pr	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan	layak
0005	JESSICA APRILANY.T	Pr	Tidak Lengkap	Bukit Batrem	Dumai Timur	tidaklayak
00063	SINTYA DAMAYANTHI	Pr	Lengkap	Gurun Panjang	Bukit Kapur	layak
00064	FIRLY WALIDA GITA	Pr	Lengkap	Purnama	Dumai Barat	layak
00065	ANGELINA RAMADHA NI	Pr	Tidak Lengkap	BumiAyu	Dumai Selatan	tidaklayak

Tabel 4. Data Testing

Kode	Nama Lengkap	Jenis Kelamin	Kelengkapan Data	Kelurahan	Kecamatan	Klasifikasi
0066	SALSABILA QURROTUL'AINI	Pr	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan	layak

<b>0067</b>	NUR MIRAFALIA	Pr	Lengkap	Mundam	Medang Kampai	layak
<b>0068</b>	SITI FATIMAH	Pr	Lengkap	Mundam	Medang Kampai	layak
<b>0069</b>	ANISA JA'ASYAH	Pr	Tidak Lengkap	Mundam	Medang Kampai	tidak layak
<b>0070</b>	RAYSYATRIA AMANDA	Pr	Lengkap	Bumi Ayu	Dumai Selatan	layak
<b>0071</b>	TIARA MAHARDIKA	Pr	Lengkap	Darul Ichsan	Dumai Barat	layak
<b>0072</b>	SYAHRUL AIDIL PUTRA	Lk	Lengkap	Darul Ichsan	Dumai Barat	layak
<b>0073</b>	MUHAMMAD OSAMA ASSYA'BANI	Lk	Lengkap	Bukit Timah	Dumai Selatan	layak
<b>0074</b>	RISKIVADIAH	Pr	Lengkap	Darul Ichsan	Dumai Barat	layak
<b>0075</b>	DINDA APRILIUSTY FADHILLAH	Pr	Lengkap	Jayamukti	Dumai Timur	layak
<b>0076</b>	ANNISAATIKA	Pr	Lengkap	Pangkal anSesai	Dumai Barat	layak
<b>0077</b>	SYAHREZ A MUHAMMAD	Lk	Lengkap	Pangkal anSesai	Dumai Barat	layak
<b>0078</b>	RIZKY TYO OKTAVIA MANURUNG	Pr	Tidak Lengkap	Bukit Timah	Dumai Selatan	tidak layak
<b>0079</b>	JOHANNES SORTUA LIMBONG	Lk	Lengkap	Bintan	Dumai Kota	layak
<b>0080</b>	AJENG SUSHMITA DWI ANGGRAIN	Pr	Lengkap	Teluk Binjai	Dumai Timur	layak

### 3.2 pengujian menggunakan rapid miner

Berikut adalah proses pengujian rapid miner dengan mengambil data testing secara random, dengan type sampling automatic. Dimana pengujian dilakukan dengan menggunakan data training dan testing 90:10, 80:20 ,70:30, 60:40.

Menentukan Tingkat akurasi Untuk Tingkat dengan perbandingan data training dan testing 90:10,maka didapat nilai akurasi75.00%

accuracy: 75.00%			
	true layak	true tidak layak	class precision
pred. layak	5	1	83.33%
pred. tidak layak	1	1	50.00%
class recall	83.33%	50.00%	

**Gambar 3.** Pengujian data 90:10

Untuk Tingkat dengan perbandingan data training dan testing 80:20,maka didapat nilai akurasi66.67%

accuracy: 66.67%			
	true layak	true tidak layak	class precision
pred. layak	9	2	81.82%
pred. tidak layak	3	1	25.00%
class recall	75.00%	33.33%	

**Gambar 4.** Pengujian data 80:20

Untuk Tingkat dengan perbandingan data training dan testing 70:30,maka didapat nilai akurasi69.57%

accuracy: 69.57%			
	true layak	true tidak layak	class precision
pred. layak	15	4	78.95%
pred. tidak layak	3	1	25.00%
class recall	83.33%	20.00%	

**Gambar 5.** Pengujian data 70:30

Untuk Tingkat dengan perbandingan data training dan testing 60:40,maka didapat nilai akurasi61.29%

accuracy: 61.29%			
	true layak	true tidak layak	class precision
pred. layak	18	6	75.00%
pred. tidak layak	6	1	14.29%
class recall	75.00%	14.29%	

**Gambar 6 .**Pengujian data 60:40

Untuk Tingkat dengan perbandingan data training dan testing 50:50,maka didapat nilai akurasi69.23%

accuracy: 69.23%			
	true layak	true tidak layak	class precision
pred. layak	25	7	78.12%
pred. tidak layak	5	2	28.57%
class recall	83.33%	22.22%	

**Gambar 7.** Pengujian data 50:50

**Tabel5.** Hasil Pengujian Menggunakan Rapid Miner

Data Training	Data Testing	Akurasi
90%	10%	75.00%
80%	20%	66.67%
70%	30%	69.57%
60%	40%	61.29%

Tabel yang ditampilkan menunjukkan hubungan antara persentase data pelatihan (training) dan pengujian (testing) terhadap akurasi model. Ketika 90% data digunakan untuk pelatihan dan 10% untuk pengujian, akurasi model mencapai 75.00%. Dengan 80% data pelatihan dan 20% data pengujian, akurasinya adalah 66.67%. Jika 70% data digunakan untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, akurasi meningkat sedikit menjadi 69.57%. Namun, ketika hanya 60% data yang digunakan untuk pelatihan dan 40% untuk pengujian, akurasi menurun menjadi 61.29%. Kesimpulannya, semakin banyak data yang digunakan untuk pelatihan, akurasi model cenderung meningkat, dengan akurasi tertinggi diperoleh pada porsi data pelatihan yang terbesar. Hal ini menunjukkan pentingnya menemukan keseimbangan yang tepat antara data pelatihan dan pengujian untuk memastikan model dapat menggeneralisasi dengan baik terhadap data baru

#### 4. KESIMPULAN

Dari 80 siswa yang dilibatkan dalam penelitian ini, 63 orang diantaranya layak menerima beasiswa, sementara 17 orang lainnya tidak layak menerima beasiswa. Kesimpulan ini berdasarkan temuan penelitian. Keakuratan algoritma Naïve Bayes yang digunakan dalam penelitian ini bervariasi sesuai dengan rasio data pelatihan dan pengujian. Dengan menggunakan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji, tingkat akurasi terbaik yang dicapai adalah 75,0%. Dengan menggunakan perbandingan data, tingkat akurasi 80:20 adalah 66,67%, 70:30 adalah 69,57%, 60:40 adalah 61,29%, dan 50:50 adalah 69,23%. Hal ini dimaksudkan bahwa dengan mengklasifikasikan kelayakan beasiswa dengan 84etika84, temuan yang diperoleh akan lebih obyektif dan adil, dan mengidentifikasi penerima beasiswa sebagai siswa sebenarnya yang memenuhi persyaratan. Kualitas data dapat ditingkatkan dan memasukkan lebih banyak 84etika yang relevan dengan kelayakan beasiswa untuk memperkuat akurasi klasifikasi model. Dengan memodifikasi parameter dan kriteria sesuai dengan kebutuhan masing-masing institusi, model klasifikasi ini selanjutnya dapat digunakan dalam sistem penerimaan beasiswa di institusi 84etika84kan yang berbeda. Kesimpulan ini menunjukkan betapa andal dan suksesnya metode Naïve Bayes 84etika digunakan untuk mengklasifikasikan kelayakan beasiswa.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Handoko, W., & Iqbal, M. (2021). Prediksi Peminatan Program Studi Pada Penerimaan Mahasiswa Baru Stmik Royal Menggunakan Naïve Bayes. *Journal of Science and Social Research*, 4(2), 231. <https://doi.org/10.54314/jssr.v4i2.661>
- Lestari, S., Akmaludin, A., & Badrul, M. (2020). Implementasi Klasifikasi Naive Bayes Untuk Prediksi Kelayakan Pemberian Pinjaman Pada Koperasi Anugerah Bintang Cemerlang. *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset Dan Observasi Sistem Komputer*, 7(1), 8–16. <https://doi.org/10.30656/prosko.v7i1.2129>
- Lisnawita, L., Guntoro, G., & Musfawati, M. (2022). Implementation of Naïve Bayes for Classification of Learning Types. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 13(1), 44–54. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v13i1.9825>
- Misbachudin Riyadi, A., Sibyan, H., Ahmad Ihsanuddin, I., & Alif Muwafiq Baihaqi, M. (2023). Klasifikasi Penerima Beasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes (Studi Kasus SMP Negeri 3 Selomerto). *Journal of Engineering and Informatic*, 1(2), 53–59. <https://doi.org/10.56854/jei.v1i2.61>

- Muslim Hidayat, Afif Nazmi Fuadi, Dimas Prasetyo Utomo, Erna Dwi Astuti, & Dian Asmarajati. (2023). Studi Komparasi Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nn Untuk Klasifikasi Penerimaan Beasiswa Di Mi Al – Islamiyah Karangsawah. *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 2(4), 172–180. <https://doi.org/10.55123/storage.v2i4.2865>
- Nizam Fadli, M., Sudahri Damanik, I., Irawan, E., Tunas Bangsa, S., & Utara, S. (2021). Penerapan Metode Naive Bayes Dalam Menentukan Tingkat Kenyamanan Pada Rumah Sakit Terhadap Pasien. *Media Online*, 2(3), 117–122. <https://djournals.com/klik.https://doi.org/10.30865/klik.v2i3.297>
- Noviyanti, S. (2022). Aplikasi Pemeringkatan Dan Pemantauan Kelas Menggunakan Pengklasifikasi Naïve Bayes. *Jurnal Portal Data*, 2(7), 1–13. <http://portaldatal.org/index.php/portaldatal/article/view/180%0Ahttp://portaldatal.org/index.php/portaldatal/article/download/180/172>
- Pratama, M. A. W., Fuad, M., Hazriani, & Yuyun, Y. (2023). Penentuan status penerima Bantuan Indonesia Pintar pada SMKN 9 Bulukumba dengan metode Naive Bayes. *Prosiding Seminar Nasional SISFOTEK*, 7(1), 120–125. <https://seminar.iaii.or.id/index.php/SISFOTEK/article/view/387>
- Prayogo, A. A. T. (2022). Penerapan Model Klasifikasi Untuk Prediksi Gender Berdasarkan Wajah Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Industri Kreatif Dan Informatika Series (Jikis)*, 02(02), 88–93.
- Toresa, D., Hidayat, I., Edriyansyah, E., Muzawi, R., Taslim, T., Lisnawita, L., & Yanto, F. (2023). Perbandingan Algoritma C4.5 Dan Naïve Bayes Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Mahasiswa Dalam Penggunaan Edlink. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(3), 250–256. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i3.855>



Jurnal Karya Ilmiah Multidisiplin (Jurkim) is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](#)