

Prediksi Angka Kemiskinan Desa Kemang Bejalu Menggunakan Metode *Naïve Bayes*

Arda Damayanti, Shinta Puspasari*, Nazori Suhandi

Fakultas Ilmu Komputer dan Sains Universitas Indo Global Mandiri Palembang

Penulis Korespondensi: shinta@uigm.ac.id*,
nazori@uigm.ac.id², ardaheryadi@gmail.com³

Abstract

Poverty is one of the problems faced by all countries, especially developing countries like Indonesia. A study was conducted using the Naive Bayes method to determine the extent of poverty in Kemang Bejalu Village. The Naive Bayes method is used to classify data and calculate the probability of poverty based on certain factors. This research aims to determine whether the accuracy of the results of the Naive Bayes method can be used to predict poverty rates. Calculation of the confusion matrix obtained an accuracy of 86% from 258 data for 3 variables, while in testing the new test data, an accuracy of 90% was obtained using the same variables (i.e., dependents, work, and income). Based on population data for 2022 where, as many as 33% of poor families are able, while as many as 67% of capable families are used to produce a poverty rate of 76% of capable families and 24% of incapable families with a test size of 0.4.

Keywords: Akurasi, Confusion Matrix, Probabilitas.

1. Pendahuluan

Kemiskinan adalah masalah yang kompleks dan mempengaruhi banyak negara di seluruh dunia termasuk Indonesia. Kemiskinan menjadi masalah besar yang sering dihadapi oleh negara berkembang. Masalah kemiskinan bukan lagi menjadi hal yang baru. Hampir seluruh kabupatennya terdapat masyarakat yang berada dalam garis kemiskinan. Sehingga pemerintah harus melakukan langkah-langkah yang dapat mengurangi angka kemiskinan. Kemiskinan dapat diartikan dimana keadaan seseorang atau kelompok tidak dapat memenuhi kebutuhan hidupnya seperti makanan, air bersih, pendidikan dan pekerjaan.

Desa Kemang Bejalu menjadi salah satu daerah yang terletak di kabupaten Banyuasin, Sumatera Selatan. Pemerintah sulit untuk mengetahui seberapa besar masalah kemiskinan di Desa Kemang Bejalu, peningkatan dan penurunan kemiskinan belum diketahui oleh pemerintah Desa yang dapat menyebabkan aparat Desa mengalami kesulitan dalam mengambil keputusan.

Mengatasi masalah kemiskinan di Desa Kemang Bejalu, pemerintah perlu melakukan prediksi kemiskinan. Prediksi kemiskinan diharapkan dapat membantu pemerintah dalam merencanakan program-program penanggulangan kemiskinan dan mengetahui faktor yang menyebabkan tingginya angka kemiskinan.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi adalah metode

Published by:

Naive Bayes. Metode Naive Bayes adalah metode yang didasarkan pada teori probabilitas dan dapat digunakan untuk memprediksi kemungkinan terjadinya suatu peristiwa berdasarkan data yang ada. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Sistem, 2018) berjudul Prediksi harga emas dengan menggunakan metode Naive Bayes dalam investasi untuk meminimalisasi resiko memperoleh hasil akurasi terbaik yakni 75%. (Rahmatullah et al., 2019) dalam penelitiannya tentang prediksi tingkat kelulusan tepat waktu mahasiswa menggunakan K- Nearest Neighbor dan Naive Bayes memperoleh hasil akurasi terbaik dengan menggunakan metode Naive Bayes, yakni sebesar 85%, sedangkan akurasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor memperoleh hasil sebesar 68,89. Kemudian dalam penelitian (Annur, 2018) berjudul klasifikasi masyarakat miskin menggunakan metode Naive Bayes memperoleh hasil akurasi sebesar 73% atau termasuk kategori baik.

Berdasarkan uraian diatas maka penelitian ini akan menggunakan metode Naive Bayes untuk melakukan prediksi angka kemiskinan Desa Kemang Bejalu dimana metode ini digunakan sebagai perhitungan data yang ada. Penelitian ini memiliki batasan masalah yaitu:

1. Penelitian ini menggunakan beberapa variabel tertentu seperti pekerjaan, penghasilan dan jumlah tanggungan yang didapatkan dari data Desa Kemang Bejalu tahun 2022.
2. Data yang digunakan tahun 2022.

2. Tinjauan Literatur

2.1 Kemiskinan

Kemiskinan dapat diartikan dimana kondisi yang kekurangan tidak mampu untuk memenuhi kebutuhan hidupnya seperti air bersih, makanan, pendidikan. Kemiskinan adalah kondisi dimana seseorang atau keluarga yang tidak mampu memenuhi kebutuhan dasar seperti pangan, sandang, perumahan, kesehatan dan pendidikan (BPS). Kemiskinan adalah ketidaksanggupan seseorang dalam memenuhi kebutuhan hidupnya disebabkan oleh kelangkaan alat pemenuhan kebutuhan sehari-hari (Rosana, 2019). ada pernyataan lain Kemiskinan adalah dimana kondisi kehidupan terdapat penduduk tidak mampu untuk mendapatkan sumber daya yang cukup (Susanto & Pangesti, 2021). Kemudian ada pernyataan lain menyatakan Kemiskinan adalah keadaan ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan akan barang dan jasa. Karena kecacatan ini, orang tidak dapat memiliki kesehatan yang baik atau bersekolah (Kusuma et al., 2021). Selanjutnya Menurut (Ferima Talia et al., 2019) Kemiskinan merupakan masalah sosial yang kompleks yang dipengaruhi oleh banyak faktor yang saling terkait seperti tingkat pendapatan, pengangguran, kesehatan, pendidikan, akses terhadap barang dan jasa, lingkungan dan geografi. Hakikat kemiskinan mengacu pada fakta bahwa uang tidak cukup untuk memenuhi kebutuhan dasar hidup, terutama konsumsi dan pendapatan. Garis kemiskinan pada September 2022 tercatat sebesar Rp535.547,00/kapita/ bulan dengan komposisi Garis Kemiskinan Makanan sebesar Rp397.125,00 (74,15 persen) dan Garis Kemiskinan Bukan Makanan sebesar Rp138.422,00 (25,85 persen). Pada September 2022, secara rata-rata rumah tangga miskin di Indonesia memiliki 4,34 orang anggota rumah tangga. Dengan demikian, besarnya Garis Kemiskinan per rumah tangga miskin secara rata-rata adalah sebesar

Rp2.324.274,00/rumah tangga miskin/bulan. Berikut terdapat jumlah penduduk miskin perdesaan dan perkotaan Provinsi Sumsel pada tahun 2022.

Table 1. Persentase dan Jumlah Penduduk Miskin

Persentase Penduduk Miskin	Penduduk Miskin Maret (Persen)	Jumlah Penduduk Miskin	Jumlah Penduduk Miskin Maret (Ribu Jiwa)
	2022		2022
Perkotaan	11.23	Perkotaan	372
Pedesaan	12.31	Pedesaan	673
Perkotaan+Pedesaan	11.90	Perkotaan+Pedesaan	1045

2.2 Perbandingan Upah

Perbandingan upah adalah proses membandingkan pendapatan minimum pada beberapa wilayah kabupaten/kota. Tujuannya untuk memahami perbedaan dalam tingkat kompensasi yang diterima oleh berbagai kelompok atau entitas. Perbandingan upah tahun 2022, Peneliti mengambil tiga (3) kabupaten/kota termasuk kabupaten/kota dimana salah satu desanya menjadi tempat penelitian. Berikut perbandingan upah atau UMK per kabupaten/kota. berdasarkan surat dari kepala dinas tenaga kerja dan transmigrasi Provinsi Sumatera Selatan Nomor 560/5030/Nakertrans/2021 Kabupaten Banyuasin menetapkan Upah Minimum Kabupaten (UMK) sebesar Rp. 3.194.895 yang berpedoman pada Upah Minimum Kabupaten Tahun 2021. Sedangkan Kabupaten Ogan Komering Ulu Timur Menetapkan UMK sebesar Rp. 3.218.655 dan Kota Palembang Menetapkan UMK sebesar Rp. 3.289.409. dari perbandingan upah ini UMK Kabupaten Banyuasin akan di jadikan tolak ukur untuk menilai keluarga mampu atau tidak mampu dikarenakan yang diambil merupakan bagian dari daerah tersebut.

2.3 Metode Naïve Bayes

Metode Naive Bayes adalah salah satu algoritma machine learning yang digunakan untuk klasifikasi data. Metode ini didasarkan pada teorema Bayes, yang menyatakan bahwa probabilitas suatu hipotesis dapat dihitung berdasarkan probabilitas dari setiap bukti yang ada. Teorema ini ditemukan oleh ilmuwan inggris yang bernama Thomas Bayes. Dalam konteks klasifikasi data, Naive Bayes digunakan untuk memprediksi label dari sebuah data berdasarkan kemunculan kata-kata atau fitur-fitur yang terdapat dalam data tersebut. Metode ini disebut “naive” karena diasumsikan bahwa setiap fitur yang ada pada data tersebut saling independen satu sama lain. Naive Bayes merupakan metode pengklasifikasian berdasarkan probabilitas sederhana dan dirancang agar dapat dipergunakan dengan asumsi antar variabel penjelas saling bebas (independen). Pada algoritma ini pembelajaran lebih ditekankan pada pengestimasiian probabilitas. Keuntungan algoritma Naive Bayes adalah tingkat nilai error yang didapat lebih rendah ketika dataset berjumlah besar, selain itu akurasi Naive Bayes dan kecepatannya lebih tinggi pada saat diaplikasikan ke dalam dataset yang jumlahnya lebih besar(Maret et al., 2023). Ada tiga tipe Naive Bayes, antara lain (Yekti Pawestri, 2022):

1. Bernoulli Naive Bayes: Digunakan untuk data biner, yaitu data yang hanya memiliki dua nilai (0 atau 1).
2. Multinomial Naive Bayes: Digunakan untuk data dengan fitur yang memiliki distribusi multinomial, seperti data yang berisi frekuensi kemunculan kata pada teks.
3. GaussianNB: Digunakan untuk data yang memiliki distribusi Gaussian atau normal.

Published by:

3. Metode Penelitian

3.1 Tahapan Penelitian

3.1.1 Penerapan Metode *Naïve Bayes*

Input Data

Pada tahap ini peneliti akan memasukkan data untuk dikelola sebagai bahan perhitungan. Input data adalah suatu data yang dimasukkan dalam sistem komputer untuk diolah. Input data penting dalam proses pengolahan data karena data yang dihasilkan atau diolah tergantung pada akurasi data input yang dimasukkan.

Baca Data Latih

Pada tahap ini membagi data yang telah diolah menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih model Naive Bayes sedangkan data uji untuk memeriksa akurasi setelah model dilatih. bahasa pemrograman yang digunakan adalah bahasa pemrograman python.

Hitung Jumlah Kelas atau Label

Tahapan ini melakukan perhitungan jumlah kelas atau label menggunakan persamaan (3). UMK Banyuasin menjadi acuan penghasilan Desa Kemang Bejalu Rp. 3.194.895 untuk menentukan apakah keluarga tersebut kategori mampu atau tidak mampu. Diberikan 10 sampel data kk pada Desa Kemang Bejalu tahun 2022 dan terdapat 3 variabel, yaitu penghasilan, tanggungan dan pekerjaan. Dapat dilihat pada Tabel 3.1. Tahapan ini melakukan perhitungan jumlah kelas atau label menggunakan persamaan (3). UMK Banyuasin menjadi acuan penghasilan Desa Kemang Bejalu Rp. 3.194.895 untuk menentukan apakah keluarga tersebut kategori mampu atau tidak mampu. Diberikan 10 sampel data kk pada Desa Kemang Bejalu tahun 2022 dan terdapat 3 variabel, yaitu penghasilan, tanggungan dan pekerjaan. Dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Jumlah kelas

No Kk	Nama Kelapa Keluarga	Tanggungan (Jumlah)	Pekerjaan (Jenis)	Penghasilan (Rupiah)	Status (Kelas)
1.	ZULKARNAIN	3	WIRAUSAHA	Rp5,000,000	MAMPU
2.	AGUS Rianto	2	BURUH	Rp1,500,000	TIDAK MAMPU
3.	SUDI HARTONO	3	WIRAUSAHA	Rp 5,000,000	MAMPU
4.	ROSILA	1	BURUH	Rp 2,000,000	TIDAK MAMPU
5.	PANI SAWIRAN	2	BURUH	Rp 1,000,000	TIDAK MAMPU
6.	EDI HERIYANTO	4	BURUH	Rp 3,500,000	MAMPU
7.	MASRONI	5	BURUH	Rp 4,500,000	MAMPU
8.	PAHRUL	2	BURUH	Rp 2,500,000	TIDAK MAMPU
9.	TOMI ARIANSYAH	2	BURUH	Rp 3,150,000	MAMPU

10.	DEDI	3	BURUH	Rp 3,000,000	TIDAK MAMPU
-----	------	---	-------	--------------	----------------

3.1.2 Perolehan Hasil

Tahapan ini akan mengkalikan semua nilai variabel yang sudah didapatkan sebelumnya, kemudian melakukan perbandingan dan menentukan probabilitas dengan nilai tertinggi. Berikut ini adalah langkah perhitungannya:

$$\begin{aligned}\text{Likelihood mampu} &= (0,201710876) \times (0,141643784) \times (0,486052993) \\ &= 0,013887064\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Likelihood tidak mampu} &= (0,116098413) \times (2,508852821) \\ &= 0,291273831\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{Selanjutnya melakukan perhitungan evidence atau normalizer } Ev^{i\text{vidence}} &= \\ \Sigma(l_{\text{likelihood}}^i \times p_{\text{prior}}^i) &= \\ = (0,013887064 \times 0,5) + (0,291273831 \times 0,5) &= \\ = 0,1525804475 &= \end{aligned}$$

Selanjutnya melakukan perhitungan menggunakan persamaan (2.3).

Probabilitas mampu

$$\text{Posterior} = \frac{0,5 \times 0,013887064}{0,1525804475} = 0,0455073511302$$

Probabilitas tidak mampu

$$\text{Posterior} = \frac{0,5 \times 0,291273831}{0,1525804475} = 0,9544926488697$$

Nilai posterior tidak mampu lebih besar dibandingkan nilai posterior mampu. Prediksi akan diberikan berdasarkan probabilitas posterior tertinggi antara kelas mampu dan tidak mampu sebagai prediksi kelas untuk objek yang diamati. Berdasarkan data diatas maka data tersebut masuk kedalam status tidak mampu.

3.2 Perhitungan Hasil

Perhitungan akurasi setelah melakukan penerapan metode Naive Bayes ke dalam proses prediksi angka kemiskinan nantinya akan mendapatkan hasil dari data testing yang kemudian dibandingkan dengan data aktualnya. Setelah melakukan uji coba dan membandingkan data aktual dengan data hasil, terdapat perbedaan dari keduanya. Dari perbedaan tersebut kemudian akan dihitung akurasinya menggunakan Confussion Matrix.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil dan Analisis Model

Dari hasil prediksi yang sudah didapatkan bisa dilihat pada Tabel 2. Didapatkan akurasi pada data training sebesar 84% dengan rincian 105 data di prediksi benar pada kelas mampu dan 25 data di prediksi benar pada kelas tidak mampu dengan kesalahan prediksi 18 data di prediksi mampu sedangkan pada data aktual 18 data tersebut masuk kedalam kelas tidak mampu, dan

Published by:

terdapat 6 data di prediksi tidak mampu sedangkan di data aktual 6 data tersebut masuk kedalam status mampu.

Table 3. Hasil Prediksi Model Data Training

Data Training			
Data Aktual		Data Prediksi	
Mampu(1)	Tidak Mampu (0)	Mampu (1)	Tidak Mampu (0)
111	43	123	31

Hasil prediksi pada model data testing dapat dilihat pada Tabel 3 data aktual terdapat 30 data dengan status tidak mampu, dan 74 data berstatus mampu. Sedangkan pada data prediksi terdapat 83 data kedalam status mampu dan 21 data masuk kedalam status tidak mampu. Sehingga dapat disimpulkan 1 data di prediksi dengan hasil tidak mampu, namun pada data aktual 1 data tersebut masuk kedalam status mampu, dan 10 data di prediksi mampu namun pada data aktual 10 data tersebut masuk kedalam kelas tidak mampu.

Table 4. Hasil Prediksi Model Data Testing

Data Testing			
Data Aktual		Data Prediksi	
Mampu(1)	Tidak Mampu(0)	Mampu(1)	Tidak Mampu(0)
74	30	83	21

1. *Confusion matrix* pada data training:

Tabel 5. Predict Positif dan Negatif

	Predict		
		Positif	Negatif
	Actual		
	Positif	25	18
	Negatif	6	105

TP = 25 FP = 6 TN = 105 FN = 18

Jumlah data 206 Jumlah data

52

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\% \\
 &= \frac{20+73}{20+73+1+10} * 100\% = 89\%
 \end{aligned}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{FP+TP} * 100\% = \frac{20}{1+20} * 100\% = 95\%$$

$$\text{Sensitivity (recall)} = \frac{TP}{FN+TP} * 100\% = \frac{20}{10+20} * 100\% = 66\%$$

Perhitungan *Confusion Matrix* terhadap data testing menghasilkan nilai accuracy

Published by:

sebesar 89%, precision sebesar 95 %, sensitivity sebesar 66%. Perhitungan F1 Score dapat dilakukan setelah mendapatkan nilai sensitivity, precision, dan accuracy sama seperti pada confusion matrix data training.

$$\begin{aligned}
 \text{F1 Score} &= 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \\
 &= 2 \times \frac{95\% \times 66\%}{95\% + 66\%} \\
 &= 0,7951 = 79\%
 \end{aligned}$$

Perhitungan akurasi model menggunakan metode *Naïve Bayes*

Tahapan berikutnya ialah melakukan perhitungan confusion matrix terhadap model untuk mengetahui seberapa baik model yang telah dibuat berdasarkan dataset sebanyak 258 data. Berikut ini perhitungan confusion matrix dapat dilihat.

Tabel 6. Predict confusion matrix

	Predict		
		Positif	Negatif
	Actual		
	Positif	45	28
	Negatif	7	178

TP = 45

FP = 7

TN = 178

FN = 28

Jumlah data : 258

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} * 100\% \\
 &= \frac{45 + 178}{45 + 178 + 7 + 28} * 100\% \\
 &= 86\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Precision} &= \frac{TP}{FP+TP} * 100\% \\
 &= \frac{45}{7+45} * 100\% \\
 &= 86\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Sensitivity (recall)} &= \frac{TP}{FN+TP} * 100\% \\
 &= \frac{45}{28+45} * 100\% \\
 &= 61\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{F1 Score} &= 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \\
 &= 2 \times \frac{86\% \times 61\%}{86\% + 61\%} \\
 &= 0,7349 = 73\%
 \end{aligned}$$

Published by:

4.2 Hasil Prediksi

Tahapan ini terdapat hasil prediksi dari model yang telah di latih sebelumnya menggunakan data tahun 2022 dimana terdapat keluarga mampu sebanyak 214 kepala keluarga sekitar 67% dan keluarga tidak mampu sebanyak 104 kepala keluarga sekitar 33%. Setelah model dilatih dan dievaluasi kemudian prediksi angka kemiskinan di tahun 2023 dengan cara menghitung status mampu dan tidak mampu yang dibagi dengan total data dan menghasilkan persentase kemiskinan untuk tahun 2023. Berikut hasil prediksinya.

Dari hasil prediksi model terdapat keluarga mampu sebanyak 242 kepala keluarga dan 76 kepala keluarga tidak mampu dari dataset sebanyak 318 kepala keluarga. Berikut perhitungan persentase kemiskinannya:

$$P \text{ mampu} = (\text{Jumlah Data KK Mampu} / \text{Total Data KK}) * 100$$

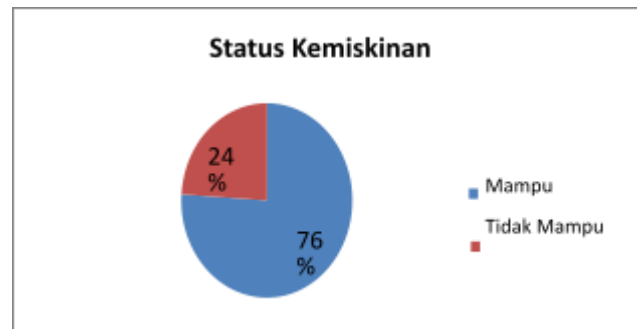
$$P \text{ tidak mampu} = (\text{Jumlah Data KK Tidak Mampu} / \text{Total Data KK}) * 100$$

$$P_{\text{mampu}} = (242 \text{ KK} / 318 \text{ KK}) * 100$$

$$= 76,10 = 76\%$$

$$P_{\text{tidak mampu}} = (76 \text{ KK} / 318 \text{ KK}) * 100$$

$$= 23,89 = 24\%$$



Gambar1. Status Kemiskinan

Jadi memperoleh hasil prediksi model untuk angka kemiskinan di tahun 2023 ialah 242 kepala keluarga sekitar 76% dari data prediksi mampu dan terdapat 76 kepala keluarga sekitar 24% diprediksi tidak mampu. Ini memberikan gambaran persentase dari kedua status berdasarkan hasil prediksi.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan maka dapat diambil kesimpulan dari penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian telah berhasil melakukan proses prediksi kemiskinan desa kemang bejalu menggunakan metode Naive Bayes. Sehingga bisa digunakan oleh pemerintah desa kemang bejalu untuk mengambil suatu keputusan. Hasil Prediksi dari model, diperoleh hasil sebanyak 242 kepala keluarga sekitar 76% keluarga mampu dan 76 kepala keluarga sekitar 24% keluarga tidak mampu.
2. Berdasarkan perhitungan Confusion matrix memiliki tingkat akurasi sebesar 86% dari 258 data yang di prediksi ke dalam 2 status yaitu mampu dan tidak mampu, setiap data memiliki 3 atribut target yaitu jumlah tanggungan, pekerjaan dan penghasilan.

Published by:

Kemudian dari hasil pengujian terakhir yang telah dilakukan dengan data uji baru dengan atribut yang sama menggunakan metode Naive Bayes mendapatkan Accuracy sebesar 90% .

Referensi

- [1] Annur, H. (2018). Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 10(2), 160–165.
<https://doi.org/10.33096/ilkom.v10i2.303.160-165>
- [2] Ferima Talia, I., Fitri Astuti, I., & Studi Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, P. (2019). Peramalan Tingkat Kemiskinan Penduduk Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Zainal Arifin. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 4(2), 121–127.
- [3] Ginting, V. S., Kusrini, K., & Taufiq, E. (2020). Implementasi Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Keterlambatan Pembayaran Sumbangan Pembangunan Pendidikan Sekolah Menggunakan Python. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 10(1), 36–44.
<https://doi.org/10.35585/inspir.v10i1.2535>
- [4] Hartati, S., & SAN, H. A. (2022). Algoritma Naive Bayes untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Cakrawala Informasi*, 2(2), 42–50.
<https://doi.org/10.54066/jci.v2i2.234>
- [5] Khasanah, N., Salim, A., Afni, N., Komarudin, R., & Maulana, Y. I. (2022).
- [6] PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN. 13(3), 207–214.
- [7] Kusuma, F., Ahsan, M., & Syahminan, S. (2021). Prediksi Jumlah Penduduk Miskin Indonesia menggunakan Metode Single Moving Average dan Double Moving Average. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 3(2), 105.
<https://doi.org/10.36499/jinrpl.v3i2.4594>
- [8] Mamase, S., & Sinukun, R. (2018). Prediksi Tingkat Kemiskinan Provinsi Gorontalo Menggunakan Metode Gabungan K-Means dan Generalized Regression Neural Network. *J. Energy*, 10(2), 29–34.
- [9] Maret, V. N., Laia, F., Duha, T., Laia, M., Huda, A. K., & Jasuma, A. (2023). Jurnal Informatika Klasifikasi Data Gempa Bumi di Pulau Sumatera Menggunakan Algoritma Naïve Bayes *Jurnal Informatika*. 2(1).
- [10] Nurmayanti, W. P. (2021). Penerapan Naive Bayes dalam Mengklasifikasikan Masyarakat Miskin di Desa Lepak. *Geodika: Jurnal Kajian Ilmu Dan Pendidikan Geografi*, 5(1), 123–132. <https://doi.org/10.29408/geodika.v5i1.3430>
- [11] Rahmatullah, S., Utami, E., Informatika, T., Teknik, M., Dian, S., Cendikia, C., Yogyakarta, U. A., Negara, J., Candimas, N., & Lampung, K. (2019). Jurnal Informasi Dan Komputer Vol : 7 No : 1 2019 Prediksi Tingkat Kelulusan Tepat Waktu Dengan

- Metode Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Jurnal Informasi Dan Komputer Vol : 7 No : 1 2019. 7–16.
- [12] Rosana, E. (2019). Kemiskinan Dalam Perspektif Struktural Fungsional. Al-Adyan: Jurnal Studi Lintas Agama, 14(1), 19–34.
<https://doi.org/10.24042/ajsla.v14i1.4483>
- [13] ROSDIANA, R., Ruli Herdiana, Ryan Hmonangan, Umi Hayati, & Tati Suprapti. (2022). Prediksi Financial Distress Perusahaan Food and Beverage Menggunakan Metode Naive Beyes. Jurnal Ilmiah Betrik, 13(2), 208–220.
<https://doi.org/10.36050/betrik.v13i2.461>
- [14] Sari, N., Gustriasyah, R. and Mair, Z.R., 2023. Analisis User Experience pada Aplikasi Prodeskel Menggunakan Metode System Usability Scale (SUS), User Experience Questionnaire (UEQ), dan Heart Metrics (Doctoral dissertation, Universitas Indo Global Mandiri)
- [15] Setiyani, L. (2020). ANALISIS PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN METODE DATA MINING NAÏVE BAYES : SYSTEMATIC REVIEW. 13(1), 35–43.
- [16] <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v13i1.5548>
- [17] Setyawan, Y., Noeryanti, & Hadinegara. (2019). Memprediksi Kemiskinan di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Metode Analisis Rantai Markov. Jurnal Teknologi, 12(1), 45–53.
- [18] Sinaga, E., Sembiring, A. S., & Limbong, R. (2019). Perancangan Aplikasi Prediksi Jumlah Kelulusan Mahasiswa Dengan Metode Auto Regressive
- [19] Integrated Moving Average (Arima) (Studi Kasus : Prodi Ti Stmik Budidarma Medan). Informasi Dan Teknologi Ilmiah (INTI), 13(3), 308–313.
<https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/inti/article/view/1023>
- [20] Sistem, R. (2018). Prediksi Harga Emas dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes dalam. 2(1), 354–360.
- [21] Studi, P., Informasi, S., Matematika, D., Matematika, F., Ilmu, D. A. N., Alam, P., & Hasanuddin, U. (2021). Analisis Perbandingan Kinerja Metode Canny Dan Fuzzy Logic Dalam Deteksi Keaslian Mata Uang Rupiah Kertas Siti Rabiatal Adawiyah Siti Rabiatal Adawiyah.
- [22] Suardika, I. G. I. (2019). Prediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Naive Bayes: Studi Kasus Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Pendidikan Nasional. Jurnal Ilmu Komputer Indonesia, 4(2), 37– 44.
<https://doi.org/10.23887/jik.v4i2.2775>
- [23] Sugara, B., Adidarma, D., & Budilaksono, S. (2019). Perbandingan Akurasi Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes untuk Deteksi Dini Gangguan Autisme pada Anak. Jurnal IKRA-ITH Informatika, 3(1), 119–128.

- [24] Susanto, R., & Pangesti, I. (2021). Pengaruh Inflasi Dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Tingkat Kemiskinan Di Indonesia. *JABE (Journal of Applied Business and Economic)*, 7(2), 271. <https://doi.org/10.30998/jabe.v7i2.7653>
- [25] Syamsiah, S. (2019). Perancangan Flowchart dan Pseudocode Pembelajaran Mengenal Angka dengan Animasi untuk Anak PAUD Rambutan. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 4(1), 86. <https://doi.org/10.30998/string.v4i1.3623>
- [26] Yekti Pawestri, A. (2022). Implementasi Text Mining Dalam Perbaikan Kualitas Aplikasi Google Classroom Berdasarkan Review Pengguna. 1–62.
- [27] Z. R. Mair, W. Cholil, E. Yulianti, D. Marcelina, Theresiawati and I. N. Isnainiyah, "Convolutional Neural Network Analysis on Handwriting Patterns and Its Relationship to Personality: A Systematical Review," 2023 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Informations System (ICIMCIS), Jakarta Selatan, Indonesia, 2023, pp. 308-312, doi: 10.1109/ICIMCIS60089.2023.10348999.

Copyrights

Copyright for this article is retained by the author(s), with first publication rights granted to the journal.

This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)