Implementasi Algoritma KNN untuk Memprediksi Performa Siswa Sekolah

I Made Ryan Prana Dhita[a1], Gst. Ayu Vida Mastrika Giri[a2]

[a]Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Udayana
Jalan Raya Kampus Udayana, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali Indonesia
[1]ryanprana555@gmail.com
[2]vida@unud.ac.id

Abstract

One of the factors that influences students graduation rates is their performance in learning. Predicting graduation rates based on student performance has the benefit of analyzing academically underperforming students and providing support to students who face difficulties in the learning process. There are several factors to consider in predicting students' graduation rates, such as academic grades, attitudes, and social factors. However, these factors alone are not sufficient to effectively predict students' performance, and educators also struggle to identify which factors affect students' performance.To predict the performance of school students, the K-Nearest Neighbor (KNN) method is utilized. The K-Nearest Neighbor method is often used in classifying students' performance due to its simplicity and ability to produce significant and competitive results. In this research, the prediction of students' graduation rates is carried out using the KNN method.The results of implementing the prediction of students' performance using the KNN method can serve as a reference for students to improve their achievements and assist educators in considering future teaching materials.

Keywords: *KNN, K-Nearest Neighbor, Students Performance, Student*

1. Pendahuluan

Saat ini, pendidikan adalah salah satu bagian terpenting dan esensial bagi kehidupan masyarakat. Ini digunakan untuk meningkatkan dan meningkatkan pertumbuhan individu secara akademis dan finansial. Seorang individu yang berpendidikan harus berkontribusi tidak hanya untuk keluarganya tetapi juga untuk masyarakat dan komunitas. Ini semua dicapai melalui pembelajaran yang tepat [1].

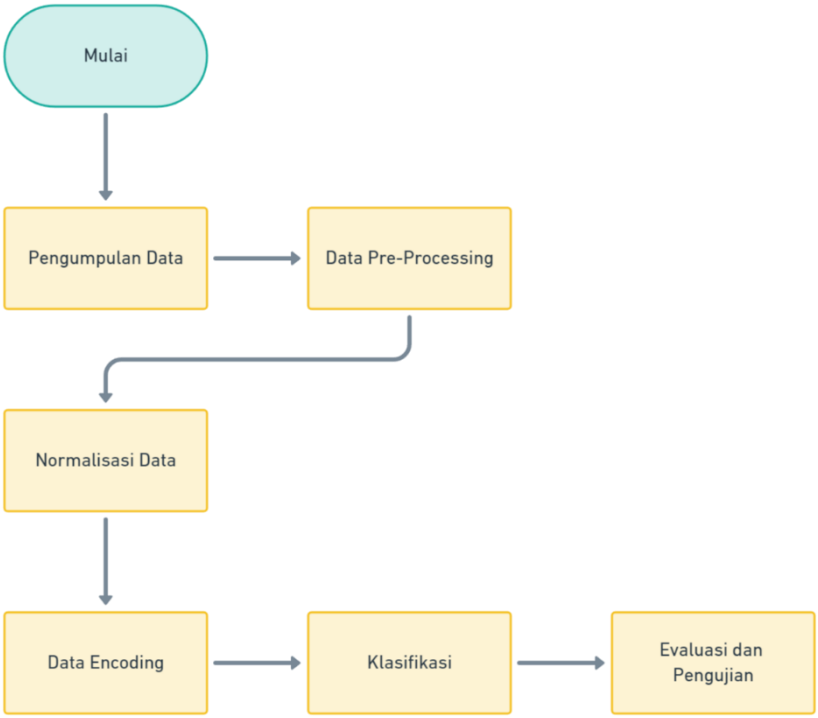
Untuk dapat menghasilkan SDM (sumber daya manusia) yang cakap, berwawasan, kompetitf dan kreatif, lembaga pendidikan diminta untuk menyelenggarakan pendidikan yang bermutu dan berkualitas bagi peserta didiknya [2]. Sehingga untuk mengimplementasikannya dilakukan beberapa perubahan kurikulum guna meningkatkan kualitas pada tingkatan pendidikan tentunya untuk mengetahui berhasil atau tidaknya kurikulum yang telah dibuat diperlukan sebuah evaluasi berupa prediksi hasil belajar siswa di sekolah serta faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Maka untuk mewujudkan hal tersebut dibutuhkan suatu alat analisis berupa komputasi cerdas untuk menganalisis bagaimana kinerja siswa, faktor mana yang akan mempengaruhi kinerja mereka, dengan cara apa siswa dapat membuat kemajuan, dan apakah siswa memiliki potensi untuk tampil lebih baik [2].

Pada penelitian ini akan dilakukan klasifikasi performa siswa berdasarkan lingkungan serta hasil akademik siswa dengan K-Nearest Neighbor (KNN) algoritma ini digunakan karena kemampuannya dalam menyederhanakan perhitungan algoritma dan mengoptimalkan waktu. KNN adalah metode yang bekerja dengan mengelompokkan data baru berdasarkan jarak mereka dengan data lainnya. Prediksi akan dilakukan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).

2. Metode Penelitian

Penelitian dimulai dari tahapan pengumpulan dataset lalu pemilihan algoritma yaitu algoritma K-Nearest Neighbor, melakukan normalisasi data serta data encoding, klasifikasi lalu evaluasi hasil dari data yang telah diproses, gambar 1. Tahapan penelitian merupakan ilustrasi langkah-langkah metode yang akan dikerjakan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan dataset Student Performance terkait dengan latar belakang serta nilai siswa sekolah yang didapat dari platform kaggle tepatnya pada halaman berikut https://www.kaggle.com/datasets/rkiattisak/student-performance-in-mathematics

Dataset Student Performance terkait yang telah diperoleh nantinya pada penelitian ini dibagi menjadi dua yaitu data training sebanyak 85% serta testing 15% dari keseluruhan data yang telah diperoleh

2.2. Analisis Data

Tahap ini bertujuan untuk memastikan integritas data sehingga nantinya tidak menimbulkan masalah pada proses data training atau pelatihan data. data latar belakang siswa sekolah yang digunakan sejumlah 1000 data yang terbagi menjadi 4 kelas yaitu Sangat Kurang, Kurang, Cukup Baik, dan Baik. pada tahap ini dilakukan penghilangan data atau seleksi data dengan menyeleksi atribut apa saja yang diperlukan dalam dataset yang telah didapat terdapat 9 atribut yaitu atribut

gender, race/ethnicity, parental level of education, lunch, test preparation course, math score, reading score, dan average.

	gender	race/ethnicity	parental level of education	lunch	test preparation course	math score	reading score	writing score	avarage	Peformence
0	female	group B	bachelor's degree	standard	none	72	72	74	72.666667	Cukup Baik
1	female	group C	some college	standard	completed	69	90	88	82.333333	Baik
2	female	group B	master's degree	standard	none	90	95	93	92.666667	Baik
3	male	group A	associate's degree	free/reduced	none	47	57	44	49.333333	Sangat Kurang
4	male	group C	some college	standard	none	76	78	75	76.333333	Cukup Baik
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Gambar 2. Sampel Data Student Performance

2.3. Pre-Processing

Pada tahapan ini tujuan utama dari data pre-processing adalah. proses identifikasi, pembenaran, dan/atau penghapusan data yang tidak akurat, tidak lengkap, tidak konsisten, atau tidak relevan dari sebuah dataset. Tujuan utama dari data cleansing adalah memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis atau pemodelan adalah data yang berkualitas tinggi, dapat diandalkan, dan tepat [3].

a. Normalisasi Data

Normalisasi data melibatkan mengubah skala data agar sesuai dengan rentang atau standar yang ditetapkan. Normalisasi dapat melibatkan pemetaan data ke rentang yang spesifik atau transformasi data untuk menghilangkan bias atau asumsi tertentu. Metode min-max normalization digunakan untuk normalisasi data pada penelitian ini dengan mentransformasikan setiap nilai dalam rentang data ke rentang baru antara 0 dan 1 [2]. Nilai terendah dalam data akan menjadi 0, sedangkan nilai tertinggi akan menjadi 1. Berikut merupakan persamaan matematis dari min-max normalization.

$$X_{normalized} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Keterangan:

X = nilai asli dari data yang akan dinormalisasi
$X_{normalizes}$ = nilai yang dinormalisasi dari X
X_{min} = nilai terendah dalam rentang data
X_{max} = nilai tertinggi dalam rentang data

b. Data Encoding

Pada tahapan ini proses mengubah variabel kategori atau kualitatif menjadi bentuk numerik agar dapat digunakan dalam analisis dan pemodelan data. Hal ini diperlukan karena sebagian besar algoritma dan model yang digunakan dalam analisis data memerlukan data dalam bentuk numerik. berikut merupakan perubahan data dari masing-kelas dan atribut yang digunakan.

Tabel 1. Contoh Kelas dan Kategori Nilai

Kelas	Nilai Kategori
Kategori 1	0
Kategori 2	1

Kelas	Nilai Kategori
Kategori 3	2
Kategori 4	3

Tabel 2. Contoh Atribut dan Kategori Nilai

Atribut	Nilai Kategori
Parental level	0 - 4
Lunch	0 - 1
Test Preparation	0 - 1

Tabel 1 menunjukkan nilai kelas yang telah melalui proses data encoding pada dataset yang telah di processing dengan data encoding, sedangkan tabel 2 menunjukan nilai atribut yang telah melalui proses encoding

c. Klasifikasi

Pada tahap ini dataset dipisah menjadi 2 bagian secara acak yaitu: data pelatihan (data training) dan data pengujian (data testing). Data pelatihan (data Training): Data pelatihan digunakan untuk melatih model KNN. pada tahap ini dataset dipisah menjadi 2 bagian secara acak yaitu: data pelatihan (data training) dan data pengujian (data testing).Data pelatihan (data Training): Data pelatihan digunakan untuk melatih model KNN. Data pelatihan terdiri dari contoh-contoh data yang memiliki label kelas yang diketahui. Model KNN akan menggunakan data ini untuk belajar pola dan hubungan antara fitur-fitur yang ada dalam dataset dengan label kelas yang sesuai. sedangkan data pengujian (data Testing) merupakan Data pengujian digunakan untuk menguji kinerja model KNN yang telah dilatih [2][4].

Data pengujian terdiri dari contoh-contoh data yang juga memiliki label kelas yang diketahui, tetapi label kelasnya disembunyikan dari model saat proses pengujian. Model KNN akan memprediksi label kelas untuk data pengujian berdasarkan informasi yang telah dipelajari selama tahap pelatihan. Pemisahan data dilakukan secara acak untuk memastikan bahwa data pelatihan dan data pengujian mewakili dataset secara proporsional. Biasanya, pemisahan data dilakukan dengan membagi dataset secara acak menjadi dua bagian, di mana sebagian besar data digunakan untuk pelatihan (misalnya 70-80% dari dataset) dan sisanya digunakan untuk pengujian (misalnya 20-30% dari dataset). Namun, perbandingan ini dapat bervariasi tergantung pada ukuran dataset dan kebutuhan spesifik [2][5][6]

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Data Encoding

Fitur pada dataset yang memiliki atribut data kualitatif akan diubah kedalam bentuk numerik dengan menggunakan metode one shot encoding pada setiap data sehingga dengan demikian data akan dapat diolah ke dalam perhitungan yang akan dilakukan. Berikut merupakan gambar encoding dataset student performance.

	parental level of education	lunch	test preparation course	math score	reading score	writing score	Peformence
0	bachelor's degree	standard	none	72	72	74	3
1	some college	standard	completed	69	90	88	4
2	master's degree	standard	none	90	95	93	4
3	associate's degree	free/reduced	none	47	57	44	1
4	some college	standard	none	76	78	75	3
...	...	...	...	...	...	...	...
995	master's degree	standard	completed	88	99	95	4
996	high school	free/reduced	none	62	55	55	2
997	high school	free/reduced	completed	59	71	65	2
998	some college	standard	completed	68	78	77	3
999	some college	free/reduced	none	77	86	86	4

Gambar 3. Dataset Sebelum Melakukan Data Encoding

	parental level of education	lunch	test preparation course	math score	reading score	writing score	Peformence
0	1	1	1	72	72	74	3
1	4	1	0	69	90	88	4
2	3	1	1	90	95	93	4
3	0	0	1	47	57	44	1
4	4	1	1	76	78	75	3
...	...	...	...	...	...	...	...
995	3	1	0	88	99	95	4
996	2	0	1	62	55	55	2
997	2	0	0	59	71	65	2
998	4	1	0	68	78	77	3
999	4	0	1	77	86	86	4

Gambar 4. Dataset Sesudah Melakukan Data Encoding

3.2. Normalisasi data

Nilai siswa sekolah bervariasi dapat menyulitkan sistem dalam melakukan perhitungan sehingga normalisasi data perlu dilakukan pada nilai hasil ujian siswa sekolah yang pada penelitian ini metode min-max normalization digunakan melakukan normalisasi pada data. Metode ini dilakukan apa setiap fitur dari data variabel yang memerlukan normalisasi pada data dengan mengubah skala data ke dalam rentang antara. berikut merupakan normalisasi yang dilakukan pada fitur nilai dari dataset.

	parental level of education	lunch	test preparation course	math score	reading score	writing score	Peformence
0	1	1	1	2	2	2	3
1	4	1	0	2	2	2	4
2	3	1	1	3	3	3	4
3	0	0	1	1	1	1	1
4	4	1	1	2	2	2	3
...	...	...	...	...	...	...	...
995	3	1	0	3	3	3	4
996	2	0	1	2	2	2	2
997	2	0	0	2	2	2	2
998	4	1	0	2	2	2	3
999	4	0	1	2	2	2	4

Gambar 5. Mix-Max Normalization

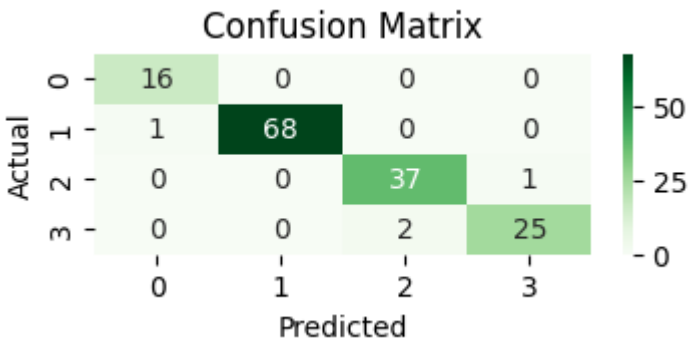
3.3. Pengujian dan Evaluasi

Pada tahap ini, pengujian dan evaluasi dilakukan untuk mengklasifikasikan sejumlah data uji menggunakan model klasifikasi yang telah dibentuk sebelumnya. Pengujian dilakukan dengan jumlah (k-5), di mana k adalah jumlah data uji yang digunakan. Dalam kasus ini, k-5 adalah data uji yang digunakan karena dalam beberapa percobaan yang telah di lakukan k-5 memiliki precision serta recall data yang lebih baik dibandingkan k lainya dalam pengujian dalam penelitian ini.

```
Hasil prediksi:
 [2 3 1 2 3 3 3 1 4 1 2 2 4 4 2 1 2 4 2 4 2 2 3 2 1 2 2 1 2 4 3 4 4 2 2 4 4
 2 3 3 3 2 2 3 3 2 4 2 4 2 1 2 1 2 1 3 2 2 3 2 2 3 2 3 2 2 3 2 2 2 3 4 3 2
 2 2 3 3 1 3 3 4 2 4 2 3 2 4 3 2 3 2 2 2 3 3 2 2 2 2 1 4 2 1 3 3 2 2 2 4 2
 3 1 2 2 3 3 3 4 2 2 3 4 4 3 2 3 3 3 2 2 2 1 4 4 2 2 2 2 4 3 2 2 2 3 1 1 1
 4 4]
```

Gambar 6. Hasil Prediksi dengan Nilai K-5

Total data uji yang digunakan adalah 150, yang terbagi menjadi empat kelas berdasarkan distribusinya. Kelas "baik" memiliki 25 data, kelas "cukup baik" memiliki 37 data, kelas "kurang" memiliki 68 data, dan kelas "sangat kurang" memiliki 16 data. Untuk mengukur kinerja model klasifikasi yang telah dibentuk, digunakan metode confusion matrix. Confusion matrix adalah metode yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya dari data uji. Gambar 7 menunjukkan hasil dari confusion matrix yang diperoleh setelah melakukan pengujian terhadap model klasifikasi yang telah dibentuk sebelumnya.



Gambar 7. Mix-Max Normalization

Keterangan :

0 = Sangat Kurang
1 = Kurang
2 = Cukup Baik
3 = Baik

Berdasarkan confusion matrix seperti yang terlihat pada Gambar 7, kita dapat mengetahui bahwa pada kelas "Sangat Kurang" dengan 16 sampel data, semua data terprediksi dengan benar sebagai kelas "Sangat Kurang" dan tidak ada data yang salah diprediksi sebagai kelas lain. Pada kelas "Kurang" dengan 69 sampel data, 67 data terprediksi dengan benar sebagai kelas "Kurang", namun terdapat 1 data yang salah diprediksi sebagai kelas "Sangat Kurang" dan 1 data yang diprediksi sebagai kelas “Cukup Baik” . Pada kelas "Cukup Baik" dengan 38 sampel data, 37 data terprediksi dengan benar sebagai kelas "Cukup Baik", tetapi terdapat 1 data yang salah diprediksi

sebagai kelas "Baik". Pada kelas "Baik" dengan 27 sampel data, 25 data terprediksi dengan benar sebagai kelas "Baik", namun terdapat 2 data yang salah diprediksi sebagai kelas "Cukup Baik".

Dari confusion matrix tersebut, akurasi model klasifikasi dapat dihitung berdasarkan persentase nilai yang diprediksi dengan benar dibagi dengan total jumlah data uji [4].

$$Average\ Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^{l} \frac{tp_i + tn_i}{tp_i + fp_i + fp_i + tn_i}}{l} \quad (2)$$

Setelah melakukan perhitungan tersebut akan di dapatkan data akurasi setiap kelas dalam system yang telah dibuat seperti yang terlihat pada tabel berikut

Tabel 3. Kinerja Model Klasifikasi

Kelas	Accuracy	Precision	Recall
Sangat Kurang	1.0000	1.0000	1.0000
Kurang	0.9933	0.9709	0.9963
Cukup Baik	0.9867	0.9880	0.9855
Baik	0.9733	0.9580	0.9734
Rata-rata	**0.9667**	**0.9569**	**0.9677**

4. Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa telah berhasil dibuat sebuah aplikasi untuk melakukan seleksi data penerima beasiswa dengan menggunakan algoritma KNN. Evaluasi algoritma KNN menggunakan metode confusion matrix menunjukkan hasil rata-rata akurasi dari metode KNN ini sebesar 96%. Ini menunjukan bahwa implementasi algoritma KNN pada prediksi peforma siswa sekolah memiliki akurasi yang cukup tinggi dengan demikian klasifikasi peforma dengan KNN dapat dijadikan sebagai system pendukung untuk membantu guru serta instansi pendidikan untuk mempertimbangkan langkah-langkah yang dapat dilakukan untuk pemajukan pendidikan di Indonesia kedepannya

Daftar Pustaka

[1]. Kurniawati, F. N. A., 2022. Meninjau Permasalahan Rendahnya Kualitas Pendidikan Di Indonesia Dan Solusi. Academy of Education Journal, Volume 13, p. 13.
[2]. Daru Prasetyawan, ,. R. G., 2022. K-Nearest Neighbor untuk Memprediksi Prestasi Mahasiswa Berdasarkan Latar Belakang Pendidikan dan Ekonomi. Jurnal Informatika Sunan Kalijaga, Volume 7, p. 12.
[3]. Ni Made Rika Padeswari Kusuma, L. G. A., 2022. Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dalam Deteksi Dini Penyakit Hepatitis C. JNATIA (Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya), Volume 1, p. 8. [3]
[4]. Deti Fusvita1), A. 2., 2021. Penerapan Algoritma KNN (K-Nearest Neighbour) Dalam Klasifikasi Data Pinjaman ANggota Koprasi. Jurnal Ilmiah Binary STMIK Bina Nusantara Jaya, Volume 03, p. 5.
[5]. Sebastian Raschka, V. M., 2019. Python Machine Learning. Third Edition ed. s.l.:Packt.
[6]. Mutiara Ayu Banjarsari, H. I. B. A. F., 2015. Penerapan K-Optimal Pada Algoritma Knn untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer Fmipa Unlam Berdasarkan IP Sampai Dengan Semester 4. jurnaL Ilmu Komputer (KLIK), Volume 02, p. 15.
[7]. Lubis, A. R., Lubis, M., & Khowarizmi, A.-. (2020). Optimization of distance formula in K-Nearest Neighbor method. Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 9(1), 326–338. https://doi.org/10.11591/eei.v9i1.1464

Halaman ini sengaja dibiarkan kosong