

Penerapan Metode *Naïve Bayes* untuk Klasifikasi Performa Siswa

Application of Naïve Bayes Method for Student Performance Classification

¹Riza Akhsani Setyo Prayoga*, ²Rizky Basatha, ³Muhammad Sonhaji Akbar, ⁴Ersha Aisyah Elfaiz, ⁵Cendra Devayana Putra

^{1,2,3,4}Program Studi Pendidikan Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

⁵Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

^{1,2,3,4,5}Jl. Ketintang Kec Gayungan Surabaya

*e-mail: rizaprayoga@unesa.ac.id

(received: 24 November 2024, revised: 6 December 2024, accepted: 9 January 2025)

Abstrak

Pada setiap sekolah memiliki siswa dengan performa yang berbeda beda. Perbedaan performa tersebut bisa dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti dukungan dan peran orang tua, aktifitas ekstrakurikuler, tingkatan motivasi, akses internet dalam mendukung pembelajaran, kualitas tenaga pengajar, pengaruh teman sebaya, kesulitan dalam pembelajaran. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasi performa dari siswa agar nanti bisa memberikan peningkatan performa bagi siswa yang belum memiliki performa bagus. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *naïve bayes* yang dipergunakan sebagai metode dalam klasifikasi. Hasil yang diperoleh bahwa terdapat data training yang telah berhasil mengklasifikasikan data 25 data dari 30 yang diuji. Sehingga Nilai precision mendapatkan nilai 100%, nilai recall mendapatkan nilai 80%, nilai specificity mendapatkan nilai 100%, nilai accuracy mendapatkan nilai 83%, nilai F1 Score mendapatkan nilai 89%.

Kata kunci: data mining, *naive bayes*, siswa

Abstract

In every school, students exhibit varying levels of performance, influenced by several factors such as parental support and involvement, participation in extracurricular activities, motivation levels, internet access for learning, teacher quality, peer influence, and learning difficulties. This study aims to classify student performance to identify those who may need additional support for improvement. The classification method employed in this research is the Naïve Bayes algorithm. The results indicate that the trained model successfully classified 25 out of 30 tested data points. The evaluation metrics achieved include a precision of 100%, recall of 80%, specificity of 100%, accuracy of 83%, and an F1-score of 89%.

Keywords: data mining, *naive bayes*, students

1 Pendahuluan

Proses yang dikenal sebagai Knowledge Discovery in Database (KDD) mencakup pengumpulan dan pemanfaatan data historis untuk mengidentifikasi pola, keteraturan, atau hubungan dalam set data yang luas [1]. Menganalisis penambangan data melalui kerangka kerja KDD biasanya melibatkan beberapa tahap, termasuk pemilihan data, praproses, transformasi, penambangan data, dan evaluasi [2]. Penambangan data / data mining sendiri mengacu pada penemuan hubungan yang sebelumnya tidak diketahui dalam data, menyajikan temuan ini dengan cara yang dapat dipahami untuk memfasilitasi pengambilan keputusan berdasarkan hubungan yang diidentifikasi ini [3].

Pada sebuah sekolah memiliki banyak siswa yang memiliki kemampuan maupun bakat masing masing. Kemampuan maupun bakat dari siswa tersebut cukup bervariasi sehingga tidak semua siswa memiliki kesamaan. Namun ada beberapa faktor yang mempengaruhi performa siswa ketika melaksanakan pembelajaran di Sekolah. Faktor tersebut berasal dari internal maupun eksternal sekolah. Faktor tersebut antara lain dukungan dan peran orang tua (internal), aktifitas ekstrakurikuler (internal/ eksternal), tingkatan motivasi (internal / eksternal), akses internet dalam mendukung pembelajaran (internal/ eksternal), kualitas tenaga pengajar (internal), pengaruh teman sebaya

(eksternal), kesulitan dalam pembelajaran (internal). Hal tersebut menjadi faktor dalam memengaruhi performa siswa.

Pada faktor pertama dukungan dan peran orang tua ini dibutuhkan oleh siswa dalam proses pembelajaran di sekolah sehingga bisa memacu semangat siswa dalam meningkatkan performa, faktor yang kedua berkaitan dengan aktifitas ekstrakurikuler yang hal ini bisa membantu siswa dalam meningkatkan *softskill* siswa baik level akademik maupun non akademik, faktor ketiga berkaitan dengan motivasi yang dibutuhkan oleh siswa terutama ketika siswa berada di titik terendah dalam menempuh proses pembelajaran di Sekolah maupun ada sesuatu yang membuat siswa merasa malas dalam mengikuti proses pembelajaran di sekolah, faktor yang keempat akses internet yang digunakan siswa dalam proses pembelajaran sehingga siswa bisa melakukan eksplorasi terkait materi yang disampaikan oleh tenaga pengajar, faktor kelima yang berkaitan kualitas tenaga pengajar yang dimana hal ini bisa mempengaruhi performa siswa dengan harapan semakin bagus kualitas tenaga pengajar maka semakin bagus kualitas performa siswa serta faktor yang terakhir berkaitan dengan pengaruh teman sebaya hal ini juga bisa mempengaruhi performa siswa dengan harapan apabila seorang siswa sering diskusi / berkumpul dengan siswa yang rajin atau pintar maka siswa tersebut akan terpacu untuk mengikuti teman sebayanya begitu juga sebaliknya.

Beberapa faktor diatas bisa hubungan dengan model klasifikasi pada performa mahasiswa menggunakan salah satu pendekatan untuk mengklasifikasikan data adalah Naïve Bayes [4]. Metode klasifikasi statistik ini dapat memprediksi kemungkinan untuk masuk ke dalam kelas tertentu [5]. Naïve Bayes berfungsi sebagai kelas keputusan, menggunakan perhitungan probabilitas matematika dengan asumsi bahwa nilai keputusan akurat, berdasarkan informasi objek [6]. Naïve Bayes Classifier dapat dilatih secara efektif dalam kerangka pembelajaran terbimbing [7]. Selain itu Naïve Bayes Classifier merupakan metode pengklasifikasian statistik yang didasarkan pada teorema bayes yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu kelas [8].

Keunggulan Naïve Bayes yaitu algoritma yang memprediksi probabilitas, didasarkan kepada penggunaan teorema bayes dimana antar fitur satu sama lain pada data yang tak terkait satu sama lain [9]. Algoritma ini termasuk satu dari beberapa bentuk sederhana pengklasifikasian suatu persamaan. Metode Naive Bayes ini dapat mengolah data secara cepat walaupun jumlah data sedikit atau tidak banyak [10]. Jika probabilitasnya nol maka prediksi juga akan nol [11]. Adaun tujuan maupun manfaat dari penelitian yang disajikan adalah membantu dalam klasifikasi performa siswa sesuai dengan kategory yang dimana klasifikasi yang dilakukan menggunakan naïve bayes.

2 Tinjauan Literatur

Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan Naïve Bayes yaitu Implementasi Algoritma Naïve Bayes Clasifier untuk Mengelompokkan Naskah Berita Pendidikan dan Berita Covid 19 dimana pada penelitian ini membahas tentang klasifikasi antara berita pendidikan dan covid 19 dengan hasil akurasi 74,58% serta nilai presisi untuk kesehatan sebesar 71,70% dan nilai presesi untuk pendidikan sebesar 100% [12]. Kemudian terdapat penelitian yang lain berkaitan dengan naïve bayes yaitu aplikasi sistem pakar diagnosa penyakit balita berbasis *web* menggunakan metode naïve bayes (Studi Kasus: Puskesmas Setu) dimana pada penelitian ini membahas tentang klasifikasi penyakit dengan gejala yang sudah tersaji sebelumnya dengan dibantu oleh pengembangan aplikasi berbasis *web* sebagai wadah untuk menampilkan hasil klasifikasi penyakit pada balita [13].

Penelitian yang selanjutnya masih berkaitan dengan naïve bayes yaitu *The Implementation of Naïve Bayes Algorithm for sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store* dimana pada penilitian ini membahas tentang penerapan algoritma naïve bayes untuk analisa sentiment pada ulasan aplikasi shopee di google playstore dengan hasil pembagian data *holdout* menggunakan perbandingan 80:20 menghasilkan akurasi algoritma sebesar 83% dibandingkan dengan hasil akurasi rata – rata menggunakan teknik pembagian data 10 Cross Fold Validation yaitu 82 % [14].

Setelah itu penelitian selanjutnya masih berkaitan dengan naïve bayes yaitu *Pattern Recognition of Doctor's Prescription Handwriting Using the Naïve Bayes Clasifier Method at Puskesmas Kambanbiru* dengan hasil mengambil data citra nama obat yaitu Amox, CTM, GG, dan PCT sebanyak 260 yang masing-masing citra diambil sebanyak 65 citra. Data citra dibagi menjadi dua yaitu data

latih 200 (dengan Amox CTM, GG, dan PCT diambil 35 data citra dari setiap nama obat) dan data uji 60 citra (dengan Amox CTM, GG, dan PCT diambil 15 data citra dari setiap nama obat). Dari hasil pengujian menggunakan 50 citra pelatihan dan 15 citra pengujian diperoleh akurasi 75% dari 50 citra pelatihan dan 15 citra pengujian dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier [15].

Kemudian terdapat penelitian naive bayes di bidang pendidikan seperti Analisis Sentimen Dampak Artificial Intelligence (AI) Untuk Pendidikan Pada X Menggunakan Naïve Bayes dengan hasil Dari 327 data yang dianalisis, 82% menghasilkan sentimen positif, 17% menghasilkan sentimen negatif, sementara hanya 1% bersifat netral. Sementara hasil confusion matrix dapat diperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan skor f1. Metode naïve bayes menghasilkan accuracy sekitar 72,73%, precision sekitar 77,40%, recall sekitar 72,73%, dan f1-score sekitar 71,74% [16].

Selanjutnya terdapat penelitian naive bayes dibidang pendidikan seperti Implementasi Metode Naïve Bayes untuk Menentukan Persetujuan Pemberian Beasiswa Penuh pada Penerimaan Mahasiswa Baru di Institusi Pendidikan X dengan menghasilkan tingkat akurasi rata-rata 80-90%, berdasarkan penelitian yang dilakukan probability keberhasilan menjadi mahasiswa (calon mahasiswa menuntaskan proses pendaftaran hingga menjadi mahasiswa) lebih tinggi apabila pemberian beasiswa dilakukan melalui ujian atau prestasi dari calon mahasiswa [17].

Kemudian terdapat perbandingan antara naive bayes, decision tree dan random forest. Apabila dilihat dari sisi *overfitting*, naive bayes cenderung tidak mengalami *overfitting*, berbeda dengan decision tree yang cenderung *overfitting* dan random forest cenderung mengurangi *overfitting*. Apabila dilihat dari sisi kinerja tidak seimbang, naive bayes mampu bekerja dengan baik meskipun data set tidak seimbang jika probabilitas kelas minoritas dapat dihitung secara akurat, begitu juga random forest yang lebih robust karena memanfaatkan banyak pohon namun berbeda dengan decision tree yang tidak terlalu baik dalam menangani data yang tidak seimbang [18].

3 Metode Penelitian

Kerangka kerja ini dilakukan untuk memberikan gambaran dalam sebuah penelitian sekaligus membantu pembaca dalam melihat alur penelitian yang dilakukan. Adapun kerangka kerja tersaji pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja

Pada Gambar 1 di atas dimulai dari mengumpulkan data yang berkaitan dengan faktor yang menjadi pengaruh performa siswa dimana data ini diambil pada <https://www.kaggle.com/datasets/lainguyn123/student-performance-factors>. Kemudian setelah mendapatkan data lalu menerapkan algoritma naïve bayes sesuai dengan rumus persamaan 1. Kemudian melakukan pengujian dengan confusion matrix serta diakhiri oleh hasil dan pembahasan.

Pada algoritma Naïve Bayes memiliki rumus dalam melakukan perhitungan dimana pada perhitungan tersebut digunakan untuk menetapkan kelas yang sesuai untuk contoh data yang dianalisa. Adapun rumus dari algoritma Naïve Bayes tersaji pada persamaan 1.

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i).P(C_i)}{P(X)} \quad (1)$$

Dengan penjelasan sebagai berikut :

X : Kelas data yang tidak diketahui

C_i : Kemungkinan data X berada disuatu kelas tertentu

P(C_i|X) : Peluang kemungkinan C_i pada kondisi X

P(C_i) : Peluang kemungkinan C_i

P(X|C_i) : Peluang X sesuai dengan keadaan kemungkinan C_i

P(X) : Peluang dari X

4 Hasil dan Pembahasan

Data Training dan Data Testing yang digunakan antara lain 100 Data *Training* dan 30 Data *Testing*. Selanjutnya data *training* akan diproses menggunakan algoritma naive bayes. Data *training* tersaji pada Tabel 1.

Tabel 1. Data *traning*

No	Peran Orang Tua	Ekstrak ulikuler	Tingkat Motivasi	Akses Internet	Kualitas Tenaga Pengajar	Pengaruh Teman Sebaya	Kesulitan dalam belajar	Status
1	Rendah	Tdk ada	Rendah	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
2	Rendah	Tdk ada	Rendah	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Bagus
3	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Cukup
4	Rendah	Ada	Medium	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Cukup
5	Medium	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Bagus
6	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
7	Medium	Ada	Rendah	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Cukup
8	Rendah	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Bagus
9	Medium	Tdk	Tinggi	Ada	Rendah	Netral	Tdk Ada	Cukup
10	Medium	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
11	Rendah	Ada	Medium	Tdk ad	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Cukup
12	Medium	Tdk	Rendah	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Cukup
13	Medium	Ada	Rendah	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
14	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
15	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Cukup
16	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
17	Medium	Ada	Rendah	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
18	Rendah	Tdk	Medium	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Cukup
19	Medium	Ada	Rendah	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
20	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Bagus
21	Medium	Ada	Tinggi	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Cukup
22	Medium	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Cukup
23	Medium	Ada	Rendah	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Cukup
24	Tinggi	Tdk ada	Tinggi	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Cukup
25	Rendah	Tdk	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
..	..	Ada	..	..	..	..	..	..
..	..	Tdk ada	..	..	..	..	..	..
99	Tinggi	Ada	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
10	Rendah	Ada	Tinggi	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
0		..						
		..						
		Ada						
		Tdk						
		Ada						

Data *traning* diatas berasal dari website Kaggle dimana data yang diambil 100 data lalu nanti akan disajikan data *testing* sebanyak 30 data. Adapun komposisi jumlah data *traning* dan data *testing* tersaji pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Komposisi data *traning* dan data *testing*

No	Jenis Data	Jumlah
1	Data Training	100 Data
2	Data Testing	30 Data

Selanjutnya fokus pada perhitungan probabilitas kriteria peran orang tua yang didapatkan pada Data *Traning* pada Tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria peran orang tua tersaji Tabel 3.

Tabel 3. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 1

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 1	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Rendah	18/73	6/27	0,246	0,222
Medium	12/73	15/27	0,589	0,555
Tinggi	43/73	6/27	0,164	0,222

Kemudian fokus pada perhitungan probabilitas kriteria aktivitas ekstrakurikuler yang didapatkan pada Data *Traning* pada Tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria aktivitas ekstrakurikuler tersaji pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 2

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 2	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Ada	47/73	17/27	0,643	0,629
Tidak	26/73	10/27	0,356	0,370

Setelah itu fokus pada perhitungan probabilitas kriteria tingkat motivasi yang didapatkan pada Data *Traning* pada Tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria tingkat motivasi tersaji pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 3

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 3	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Rendah	22/73	7/27	0,301	0,259
Medium	40/73	17/27	0,232	0,629
Tinggi	11/73	3/27	0,150	0,111

Selanjutnya fokus pada perhitungan probabilitas kriteria akses internet yang didapatkan pada Data *Traning* pada Tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria akses internet tersaji pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 4

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 4	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Ada	69/73	25/27	0,945	0,925
Tidak	4/73	2/27	0,054	0,074

Kemudian fokus pada perhitungan probabilitas kriteria kualitas tenaga pengajar yang didapatkan pada Data *Traning* pada Tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria kualitas tenaga pengajar tersaji pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 5

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 5	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Rendah	5/73	1/27	0,068	0,037
Medium	50/73	16/27	0,684	0,592
Tinggi	18/73	10/27	0,246	0,370

Selanjutnya fokus pada perhitungan probabilitas kriteria pengaruh teman sebaya yang didapatkan pada Data *Traning* pada tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria pengaruh teman sebaya tersaji pada tabel 8.

Tabel 8. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 6

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 6	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Rendah	32/73	10/27	0,438	0,370
Negatif	16/73	5/27	0,219	0,185
Netral	25/73	12/27	0,342	0,444

Setelah itu fokus pada perhitungan probabilitas kriteria kesulitan dalam pembelajaran yang didapatkan pada Data *Training* pada tabel 1. Adapun hasil perhitungan probabilitas kriteria kesulitan dalam pembelajaran tersaji pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil perhitungan probabilitas kriteria 7

Hasil	Jumlah Kriteria		Peluang Kriteria	
Kriteria 7	Cukup	Bagus	Cukup	Bagus
Ada	5/73	4/27	0,068	0,148
Tidak	68/73	23/27	0,931	0,815

Kemudian selesai melakukan klasifikasi dengan menggunakan naïve bayes dimana hasil klasifikasi sudah tersaji pada tabel 3 hingga tabel 9 maka dilanjutkan dengan pengujian menggunakan 30 data *testing*. Adapun data *testing* tersaji pada tabel 10.

Tabel 10. Data Testing

No	Peran Orang Tua	Ekstrakulikuler	Tingkat Motivasi	Akses Internet	Kualitas Tenaga Pengajar	Pengaruh Teman Sebaya	Kesulitan dalam belajar	Status
1	Medium	Tdk ada	Tinggi	Ada	Tinggi	Netral	Ada	Bagus
2	Medium	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Netral	Ada	Bagus
3	Medium	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Bagus
4	Tinggi	Tdk Ada	Tinggi	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
5	Medium	Tdk Ada	Tinggi	Ada	Rendah	Negatif	Tdk Ada	Cukup
6	Medium	Ada	Rendah	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Cukup
7	Medium	Tdk Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
8	Medium	Ada	Tinggi	Ada	Medium	Positif	Ada	Cukup
9	Medium	Ada	Tinggi	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Cukup
10	Tinggi	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
11	Tinggi	Ada	Medium	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Bagus
12	Medium	Tdk Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
13	Rendah	Ada	Tinggi	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Cukup
14	Tinggi	Ada	Rendah	Ada	Tinggi	Netral	Tdk Ada	Bagus
15	Medium	Tdk Ada	Medium	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Bagus
16	Tinggi	Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
17	Rendah	Tdk Ada	Tinggi	Ada	Tinggi	Positif	Ada	Bagus
18	Medium	Tdk Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
19	Rendah	Ada	Medium	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Bagus
20	Tinggi	Ada	Rendah	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
21	Tinggi	Tdk ada	Tinggi	Ada	Tinggi	Positif	Ada	Bagus
22	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Negatif	Tdk Ada	Bagus
23	Rendah	Ada	Tinggi	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
24	Rendah	Tdk Ada	Rendah	Ada	Medium	Positif	Tdk Ada	Cukup
25	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Netral	Ada	Bagus
26	Medium	Ada	Rendah	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus

27	Medium	Tdk Ada	Medium	Ada	Tinggi	Positif	Tdk Ada	Bagus
28	Medium	Ada	Medium	Ada	Rendah	Positif	Tdk Ada	Cukup
29	Rendah	Ada	Rendah	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Cukup
30	Medium	Ada	Medium	Ada	Medium	Netral	Tdk Ada	Bagus

Hasil klasifikasi dari data *testing* disajikan pada *confusion matrix* pada gambar 2 bawah. Pada tabel *confusion matrix* terdiri dari 4 jenis yaitu *True Positif*, *True Negatif*, *False Positif* dan *False Negatif*. *True Positif* merupakan hasil *testing* yang bernilai positif dengan didukung hasil *training* positif. *True Negatif* merupakan hasil *testing* yang bernilai positif dengan hasil *training* negatif. *False Positif* merupakan hasil *testing* bernilai negatif dengan didukung hasil *training* negatif. *False Negatif* merupakan hasil *testing* bernilai negatif dengan hasil *training* positif.

	Predicted Positive	Predicted Negative
Actual Positive	20 TP	0 FN
Actual Negative	5 FP	5 TN

Gambar 2. Hasil *Confusion Matrix*

Selanjutnya hasil dari *confusion matrix* diatas dapat digunakan untuk menghitung nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, *specificity*, dan *F1 Score* sekaligus bisa dikonversikan ke dalam bentuk presentase. Alasan kenapa menggunakan *confusion matrix* adalah memberikan gambaran yang jelas mengenai performa model klasifikasi selain itu digunakan untuk mengidentifikasi kesalahan pada model. Nilai *precision* menggambarkan persentase prediksi positif yang benar (*True Positif*) dibandingkan dengan total jumlah prediksi positif (*True Positif* dan *False Positif*). Maka rumus dari nilai *precision* tersaji pada persamaan 2.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Maka hasil dari nilai *precision* menggunakan rumus persamaan 2 didapatkan nilai 100%, dalam konteks ini model berhasil memberikan prediksi 100 % dari total prediksi positif dengan benar

Kemudian nilai *recall* menggambarkan seberapa baik suatu model dalam mengidentifikasi kelas positif dengan benar. Maka rumus dari nilai *recall* tersaji pada persamaan 3.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Maka hasil dari nilai *recall* menggunakan rumus persamaan 3 didapatkan nilai 80% dalam konteks ini model berhasil mengenali hasil positif dengan benar serta melewati 20% hasil positif yang sebenarnya.

Setelah itu terdapat nilai *specificity* menggambarkan seberapa efektif model mengklasifikasikan kelas negatif secara akurat. Maka rumus dari nilai *specificity* tersaji pada persamaan 4.

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (4)$$

Maka hasil dari nilai *specificity* menggunakan rumus persamaan 4 didapatkan nilai 100% dalam konteks ini model berhasil mengenali hasil negatif secara akurat sebesar 100%.

Selanjutnya terdapat nilai *accuracy* yang mengukur seberapa baik model dalam membuat prediksi yang positif dari total prediksi. Maka rumus dari nilai *accuracy* tersaji pada persamaan 5.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

Maka hasil dari *accuracy* menggunakan rumus persamaan 5 didapatkan nilai 83% dalam konteks ini model berhasil memprediksi 83% dari hasil negatif dan hasil positif dengan benar.

Serta yang terakhir terdapat nilai *F1 Score* menggambarkan evaluasi yang seimbang antara *precision* dan *recall*. Maka rumus dari nilai *F1 Score* tersaji pada persamaan 6.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (6)$$

Maka hasil dari *F1 Score* menggunakan rumus persamaan 6 didapatkan nilai 89% dalam konteks ini keseimbangan antara *precision* dan *recall* bernilai 89%. Kemudian dari hasil persamaan 2 dan persamaan 3 diperoleh hasil nilai *precision* lebih tinggi daripada hasil *recall* hal ini menunjukkan model berusaha melakukan klasifikasi dengan meminimalisir kesalahan sehingga data masuk pada klasifikasi positif. Hal ini terdapat cara agar meningkatkan *recall* yaitu dengan menggunakan model algoritma yang sensitif dengan kelas minoritas seperti Random Forest, XGBoots) yang seringkali lebih baik dalam menangani ketidakseimbangan kelas dan dapat meningkatkan *recall* dengan memanfaatkan berbagai model yang saling melengkapi.

5 Kesimpulan

Penerapan klasifikasi performa siswa dengan metode naïve bayes ini bisa dipergunakan untuk mengklasifikasikan mana siswa yang sudah bagus secara performa maupun mana siswa yang cukup dalam performa sehingga bisa dilakukan peningkatan bagi siswa yang masih memiliki cukup dalam performa. Selain itu hasil pengujian yang dilakukan dengan lima jenis pengujian mulai dari *precision*, *recall*, *accuracy*, *specificity*, dan *F1 Score* memiliki hasil yang bervariasi. Nilai *precision* mendapatkan nilai 100%, nilai *recall* mendapatkan nilai 80%, nilai *specificity* mendapatkan nilai 100%, nilai *accuracy* mendapatkan nilai 83%, nilai *F1 Score* mendapatkan nilai 89%.

Referensi

- [1] W. Fadri, "Klasifikasi Penyakit Hati dengan menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 32–37, 2023, doi: 10.37034/jidt.v5i1.230.
- [2] I. Hidayah, G. Putu, W. Wedashwara, and A. Zubaidi, "Sistem Monitoring Kondisi Kesehatan Sebelum dan Sesudah Olahraga menggunakan Pulse Sensor dan Sensor DS18B20 dengan Metode Naive Bayes," *J-COSINE*, vol. 06, no. 01, pp. 20–29, 2022, doi: <https://doi.org/10.29303/jcosine.v7i2.298>.
- [3] B. Delvika, S. Nurhidayarnis, P. D. Rinada, N. Abror, and A. Hidayat, "Comparison of Classification Between Naive Bayes and K-Nearest Neighbor on Diabetes Risk in Pregnant Women," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 02, no. 02, pp. 68–75, 2022, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v2i2.432>.
- [4] A. J. Susilo, K. K. Kustanto, and D. Remawati, "Implementasi Naive Bayes dalam Pemilihan Jenis Bahan Pembuatan Meja," *Jurnal Ilmiah SINUS*, vol. 21, no. 1, p. 39, Jan. 2023, doi: 10.30646/sinus.v21i1.674.
- [5] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, "Analisis Sentimen terhadap Aplikasi Pluang menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM)," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, Feb. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.
- [6] N. K. T. A. Saputri, I. G. A. Gunadi, and I. M. G. Sunarya, "Analisis Sentimen Pelayanan Daring di Fakultas Teknik dan Kejuruan Universitas Pendidikan Ganesha menggunakan Algoritma Naive Bayes dan LSTM," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 1120–1129, Jul. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1336.
- [7] M. M. Alfani and Q. A'yun, "Analisis Sentimen Pasca Pertandingan Sepak Bola Indonesia Melawan Argentina pada Unggahan Media Sosial Twitter menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes dan Gaussian Naive Bayes," *JASIE Jurnal Aplikasi Sistem Informasi dan Elektronika*, vol. 05, no. 03, pp. 65–77, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.32528/jasie.v5i2.22315>.
- [8] R. A. Fauzi, I. Cholissodin, and B. Rahayudi, "Pemanfaatan Spark untuk Analisis Sentimen mengenai Netralitas Berita dalam membahas Pemilu Presiden 2019 menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 3, pp. 1070–1077, 2021, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [9] A. Putri, C. S. Hardiana, E. Novfuja, F. T. P. Siregar, Y. Fatma, and R. Wahyuni, "Comparison of K-NN, Naive Bayes and SVM Algorithms for Final-Year Student Graduation Prediction," *Institut RiMALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Journal*, vol. 3, no. 1, pp. 20–26, 2023, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i1.610>.

- [10] I. M. A. A. D. Putra, I. M. G. Sunarya, and I. G. A. Gunadi, "Perbandingan Algoritma Naive Bayes berbasis *Feature Selection Gain Ratio* dengan Naive Bayes Kovenisional dalam Prediksi Komplikasi Hipertensi," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 06, no. 01, pp. 37–49, Apr. 2024, doi: 10.35746/jtim.v6i1.488.
- [11] A. S. Biyanto and B. Prasetyo, "Application of Decision Tree for Health Status Classification, Compared to KNN and Naive Bayes," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 04, no. 01, pp. 47–55, 2024, doi: <https://doi.org/10.57152/ijirse.v4i1.1342>.
- [12] M. A. Mujahid and M. Syafrullah, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Clasifier untuk mengelompokkan Naskah Berita Pendidikan dan Berita Covid-19," *KRESNA: Jurnal Riset dan Pengabdian Masyarakat*, vol. 1, no. 1, pp. 34–43, 2021, doi: <https://doi.org/10.36080/jk.v1i1.2>.
- [13] E. F. Alamsyah and N. Ratama, "Aplikasi Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Balita berbasis Web menggunakan Metode Naive Bayes (Studi Kasus: Puskesmas Setu)," *JORAPI: Journal of Research and Publication Innovation*, vol. 1, no. 2, 2023.
- [14] N. C. Agustina, D. H. Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. R. Kurnia, "The Implementation of Naive Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 02, no. 01, pp. 47–54, 2022, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v2i1.195>.
- [15] N. Samuel and A. A. Pekuwali, "Pattern Recognition of Doctor's Prescription Handwriting using the Naive Bayes Classifier Method at Puskesmas Kambaniru," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 02, no. 01, pp. 55–61, 2022, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v2i1.174>.
- [16] Nurdin, L. Jama, T. Z. Magnus, R. Priskila, and V. H. Pranatawijaya, "Analisis Sentimen Dampak Artificial Intelligence (AI) untuk Pendidikan pada X menggunakan Naive Bayes," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 10, no. 1, p. 15, 2024, doi: <https://doi.org/10.26877/jiu.v10i1.18867>.
- [17] W. Aliman, "Implementasi Metode Naive Bayes untuk menentukan Persetujuan Pemberian Beasiswa Penuh pada Penerimaan Mahasiswa Baru di Institusi Pendidikan X," *Media Informatika*, vol. 21, no. 03, 2022, doi: <https://doi.org/10.37595/mediainfo.v22i1.91>.
- [18] M. B. A. Darmawan, F. Dewanta, and S. Astuti, "Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree, Random Forest, dan Naive Bayes untuk Prediksi Banjir di Desa Dayeuhkolot," *TELKA*, vol. 9, no. 1, pp. 52–61, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.15575/telka.v9n1.52-61>.