

## Analisis Performer Penerimaan Beasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes

Wafiq Azizah Tuahuns<sup>1</sup>, Samantha Deliana<sup>2</sup>, Dhea Firda Y Arsyad<sup>3</sup>, Rianner Anjutami<sup>4</sup>,  
Khoiratul Masyruah<sup>5</sup>, Hazrin Armehzan<sup>6</sup>, Heru Sutejo<sup>7</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6,7</sup> Universitas Sepuluh Nopember Papua

e-mail: wafiq680@gmail.com

### Article history

Submitted: 2024/12/01;

Revised: 2024/12/06;

Accepted: 2024/12/10

### Abstract

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi penerimaan beasiswa dengan menggunakan metode Naive Bayes. Beasiswa merupakan salah satu bentuk bantuan yang diberikan kepada mahasiswa untuk mendukung kelancaran studi mereka, dan proses seleksinya seringkali melibatkan berbagai parameter seperti nilai akademik, kegiatan ekstrakurikuler, dan kebutuhan finansial. Metode Naive Bayes dipilih karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan data secara probabilistik berdasarkan asumsi independensi antar fitur. Dalam penelitian ini, data yang digunakan terdiri dari berbagai atribut seperti indeks prestasi kumulatif (IPK), keaktifan dalam organisasi, prestasi individu, dan kondisi ekonomi keluarga. Data ini kemudian dianalisis menggunakan algoritma Naive Bayes untuk memprediksi kemungkinan seorang pelamar diterima atau tidak. Proses analisis melibatkan tahap preprocessing data, pelatihan model, serta evaluasi performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall. Hasil dari analisis ini menunjukkan akurasi yang cukup baik dalam memprediksi keputusan penerimaan beasiswa, dengan beberapa faktor yang terbukti memiliki pengaruh signifikan terhadap proses seleksi, seperti IPK, aktivitas ekstrakurikuler, dan kondisi ekonomi. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi lembaga pemberi beasiswa dalam menyusun kriteria seleksi yang lebih relevan, transparan, dan objektif, sehingga memberikan kesempatan yang lebih adil bagi seluruh pelamar. Selain itu, hasil dari penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh lembaga pendidikan dan pihak pemberi beasiswa untuk meningkatkan efisiensi proses seleksi, meminimalkan bias subjektif, serta memastikan bahwa beasiswa diberikan kepada kandidat yang benar-benar memenuhi kriteria.

### Keywords

Beasiswa, Naive Bayes, Penerimaan Beasiswa, Analisis Data, Klasifikasi.



© 2024 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY SA) license, <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.

## PENDAHULUAN

Penerimaan beasiswa merupakan salah satu upaya strategis untuk meningkatkan kualitas sumber daya manusia di berbagai bidang. Proses seleksi penerima beasiswa biasanya melibatkan banyak variable, seperti prestasi akademik, kondisi ekonomi, dan aktivitas ekstrakurikuler. Namun, dalam praktiknya, proses penilaian sering kali dilakukan secara manual atau semi otomatis, yang rentan terhadap subjektivitas dan memerlukan waktu yang cukup lama.

Metode Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma dalam data mining yang dikenal karena kesederhanaannya dan kemampuannya dalam mengklasifikasikan data berdasarkan probabilitas. Metode ini bekerja dengan memanfaatkan prinsip

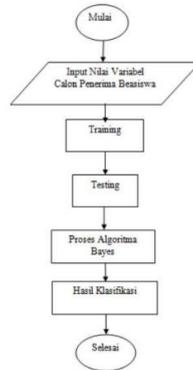
probabilitas bersyarat dan asumsi undependen antar fitur, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi keputusan penerimaan beasiswa berdasarkan data historis. Metode Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang populer dalam bidang data mining karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam memproses data. [1] Meskipun asumsi ini jarang sepenuhnya terpenuhi dalam dunia nyata, Naïve Bayes tetap menunjukkan performa yang baik pada banyak kasus, termasuk prediksi penerimaan beasiswa. Dalam konteks seleksi beasiswa, algoritma ini dapat memanfaatkan data historis seperti nilai akademik, kondisi ekonomi, dan prestasi ekstrakurikuler untuk memprediksi kelayakan kandidat secara cepat dan akurat, menjadikannya alat yang praktis bagi lembaga pendidikan. [2] Dalam analisis penerimaan beasiswa, data calon penerima sering kali mencakup berbagai variabel dengan distribusi yang kompleks. Naïve Bayes mampu bekerja dengan baik dalam kondisi ini karena algoritmanya yang robust dan tidak terlalu bergantung pada parameter yang rumit. Oleh karena itu, metode ini layak dipilih untuk membantu proses pengambilan keputusan dalam sistem penerimaan beasiswa, memberikan evaluasi yang lebih efisien dan mengurangi potensi bias subjektif dalam seleksi manual. [3] Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa metode naïve bayes dalam memprediksi penerimaan beasiswa, dengan focus pada akurasi, presisi, dan recall sebagai indicator kinerja. Untuk itu, dataset penerimaan beasiswa yang mencakup berbagai variable seperti nilai akademik, pendapatan keluarga, dan pengalaman organisasi akan digunakan sebagai bahan analisis. Dengan penerapan metode Naïve bayes, diharapkan pengambilan keputusan dalam proses seleksi beasiswa dapat dilakukan secara lebih terstruktur dan berbasis data. Hal ini tidak hanya akan meningkatkan transparansi dalam proses seleksi, tetapi juga memungkinkan pengelola beasiswa untuk mengidentifikasi penerima yang paling memenuhi kriteria secara lebih akurat. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya relevan bagi pengelola beasiswa, tetapi juga memberikan kontribusi pada pengembangan aplikasi data mining di bidang Pendidikan dan kesejahteraan social.

## **METODE**

Penelitian ini menggunakan metode Naïve bayes untuk menganalisis performa penerimaan beasiswa berdasarkan data yang telah dikumpulkan. Tahapan penelitian dimulai dengan proses pengumpulan data, dimana data penerimaan beasiswa yang relevan, seperti nilai akademik, pendapatan keluarga, dan aktivitas ekstrakurikuler, diambil dari sumber yang terpercaya. Selanjutnya dilakukan proses pra-pemrosesan data, yang mencakup pembersihan data (cleaning), normalisasi, dan seleksi fitur. Langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan adalah data

## Tamilis Synex: Multidimensional Collaboration

yang berkualitas dan relevan untuk analisis lebih lanjut. Diagram alur berikut menggambarkan tahapan metoologi secara keseluruhan. [1]



Setelah data siap, model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma Naïve Bayes. Model ini kemudian dievaluasi menggunakan metrik kinerja seperti akurasi, presisi dan recall untuk menilai efektivitasnya. Proses evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap data actual dalam dataset uji. Tahap terakhir adalah analisis hasil, dimana temuan dari evaluasi model dianalisis untuk memberikan rekomendasi atau kesimpulan terkait implementasi Naïve Bayes dalam proses seleksi penerimaan beasiswa. [3]

Sesuai metode yang digunakan, data yang akan di pakai dalam penelitian ini sebagai berikut.

|    |            |          |      |       |       |
|----|------------|----------|------|-------|-------|
| 22 | 1955201228 | RYAN ADI | Baik | Cukup | Layak |
|----|------------|----------|------|-------|-------|

Tabel Data Latih I

|    |            |              |      |       |       |
|----|------------|--------------|------|-------|-------|
| 44 | 1955201250 | FARHAN RIZKY | Baik | Cukup | Layak |
|----|------------|--------------|------|-------|-------|

Tabel Data Latih 2

|    |            |               |      |       |       |
|----|------------|---------------|------|-------|-------|
| 66 | 1955201272 | WAHYU SANTOSO | Baik | Cukup | Layak |
|----|------------|---------------|------|-------|-------|

Tabel Data Latih 3

|    |            |            |       |       |             |
|----|------------|------------|-------|-------|-------------|
| 76 | 1955201281 | NESSIEANTI | Cukup | Cukup | tidak Layak |
|----|------------|------------|-------|-------|-------------|

Tabel Data Latih 4

|    |            |               |      |      |       |
|----|------------|---------------|------|------|-------|
| 18 | 1955201224 | HANA LARASATI | Baik | Baik | Layak |
|----|------------|---------------|------|------|-------|

Tabel Data Uji 1

## HASIL DAN PEMBAHASAN

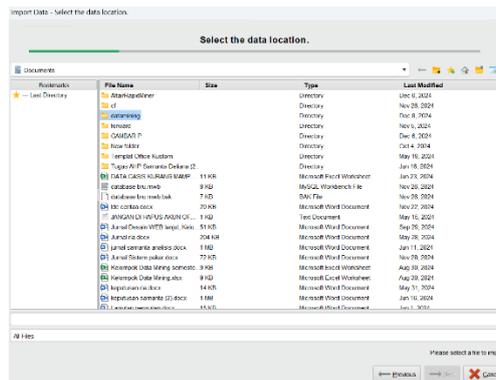
Bagian ini menyajikan hasil penerapan metode Naïve Bayes pada aplikasi Rapid Miner dalam menganalisis penerimaan beasiswa, termasuk evaluasi kinerja model berdasarkan akurasi, presisi, dan recall. Pembahasan difokuskan pada

intrepetasi hasil, factor yang memengaruhi performa model, dan implikasinya terhadap efisiensi serta objektivitas proses seleksi beasiswa.

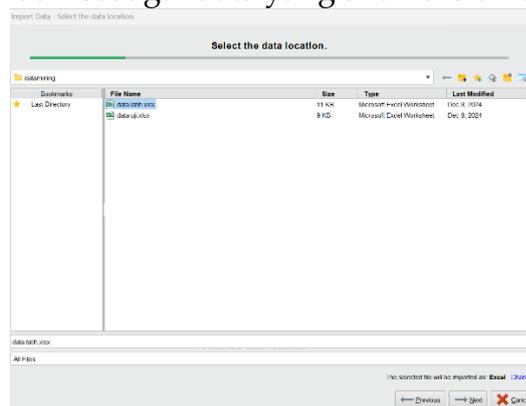
### 1. Mengimport data latih



### 2. Memilih data mining

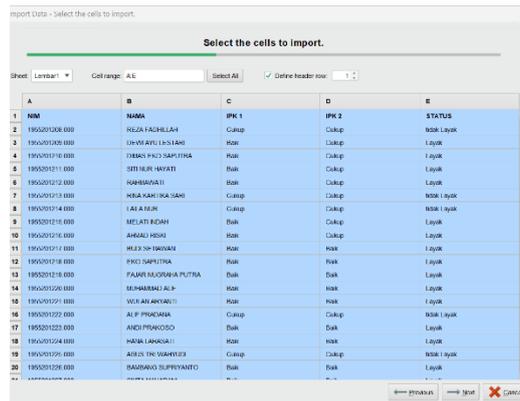


### 3. Memilih data latih sebagai data yang akan diolah terlebih dahulu

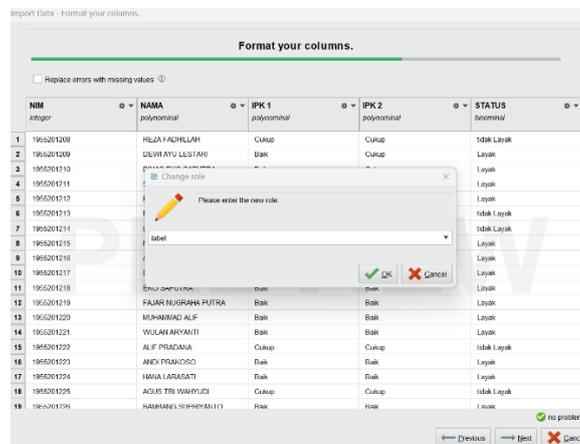


### 4. Tabel Data Latih

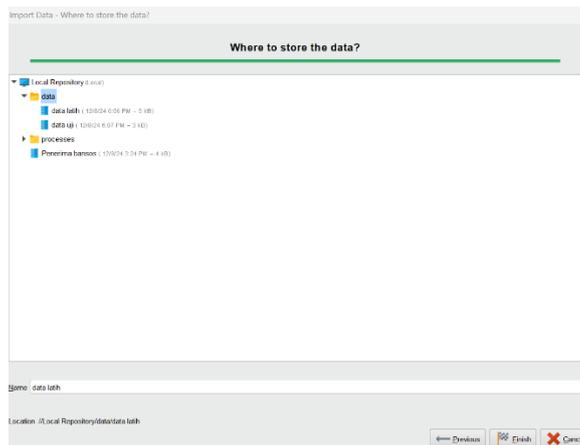
# Tamilis Synex: Multidimensional Collaboration



## 5. Mengubah Label Data ke Binominal



## 6. Data



## 7. Data Latih

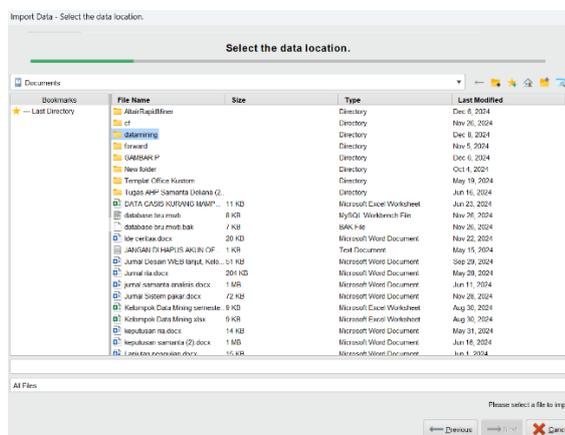
| Row No. | STATUS      | NIM       | NAMA             | IPK 1 | IPK 2 |
|---------|-------------|-----------|------------------|-------|-------|
| 1       | tidak Layak | 195201208 | REZA FADHIL      | Cukup | Cukup |
| 2       | Layak       | 195201208 | DEWI AYU J L F   | Raih  | Cukup |
| 3       | Layak       | 195201210 | DIMAS EKO ...    | Baik  | Cukup |
| 4       | Layak       | 195201211 | SITI NUR H AY... | Baik  | Cukup |
| 5       | Layak       | 195201212 | HAHMAMALI        | Baik  | Cukup |
| 6       | tidak Layak | 195201213 | NINA KARTIK...   | Cukup | Cukup |
| 7       | tidak Layak | 195201214 | LAI A MUR        | Cukup | Cukup |
| 8       | Layak       | 195201215 | MELATI INDAH     | Baik  | Cukup |
| 9       | Layak       | 195201216 | ALIMAD FUSO      | Baik  | Cukup |
| 10      | Layak       | 195201217 | BUDI SETIANY     | Baik  | Baik  |
| 11      | Layak       | 195201218 | EKO SAPUTRA      | Baik  | Baik  |
| 12      | Layak       | 195201219 | FAUZI NUGR...    | Baik  | Baik  |
| 13      | Layak       | 195201220 | MILHAMAD         | Baik  | Baik  |
| 14      | Layak       | 195201221 | WULAN ARYA       | Baik  | Baik  |
| 15      | tidak Layak | 195201222 | ALIF PRACMANA    | Cukup | Cukup |
| 16      | Layak       | 195201223 | ANEV PRAKO       | Raih  | Raih  |
| 17      | Layak       | 195201224 | IWANA LUVAS...   | Baik  | Baik  |
| 18      | tidak Layak | 195201225 | AGUS TRI W...    | Cukup | Cukup |

Setelah mengelola data latih kita lanjut mengelola data uji. Dibawah ini adalah hasil dari aplikasi Rapid Miner tentang mengelola data uji.

### 1. Import Data Uji

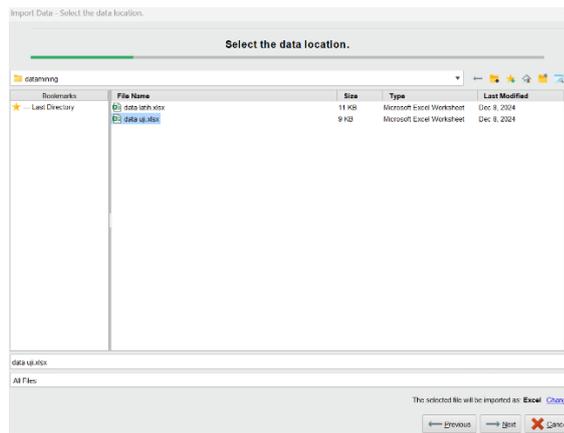


### 2. Pilih Data Mining



### 3. Pilih Data Uji

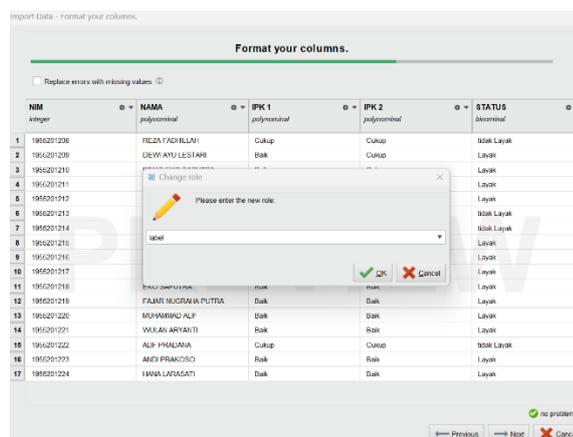
# Tamilis Synex: Multidimensional Collaboration



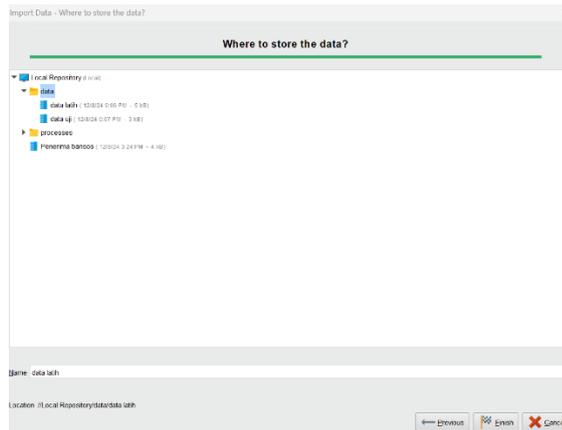
## 4. Tabel Data Uji

| A  | B             | C                   | D     | E     |             |
|----|---------------|---------------------|-------|-------|-------------|
| 1  | NIM           | NAMA                | IPK 1 | IPK 2 | STATUS      |
| 2  | 195201208.000 | REZA FADHILLAH      | Cukup | Cukup | tidak Layak |
| 3  | 195201209.000 | DEWIYU LESTARI      | Baik  | Cukup | Layak       |
| 4  | 195201210.000 | DIMAS EKO SAPUTRA   | Baik  | Cukup | Layak       |
| 5  | 195201211.000 | SITI NUR HAYATI     | Baik  | Cukup | Layak       |
| 6  | 195201212.000 | RAHMAWATI           | Baik  | Cukup | Layak       |
| 7  | 195201213.000 | RINA KARTIKA SARI   | Cukup | Cukup | tidak Layak |
| 8  | 195201214.000 | LAILA NUR           | Cukup | Cukup | tidak Layak |
| 9  | 195201215.000 | MELATI INDAH        | Baik  | Cukup | Layak       |
| 10 | 195201216.000 | AHMAD RISKI         | Baik  | Cukup | Layak       |
| 11 | 195201217.000 | BUDI SETAWAN        | Baik  | Baik  | Layak       |
| 12 | 195201218.000 | EKO SAPUTRA         | Baik  | Baik  | Layak       |
| 13 | 195201219.000 | FAJAR NUGRAHA PUTRA | Baik  | Baik  | Layak       |
| 14 | 195201220.000 | MUHAMMAD ALIF       | Baik  | Baik  | Layak       |
| 15 | 195201221.000 | YULIAN ARIYANTI     | Baik  | Baik  | Layak       |
| 16 | 195201222.000 | ALIF PRADANA        | Cukup | Cukup | tidak Layak |
| 17 | 195201223.000 | ANDI PRAKOSO        | Baik  | Baik  | Layak       |
| 18 | 195201224.000 | HANA LARASATI       | Baik  | Baik  | Layak       |

## 5. Mengubah Label Data ke Binominal



## 6. Data

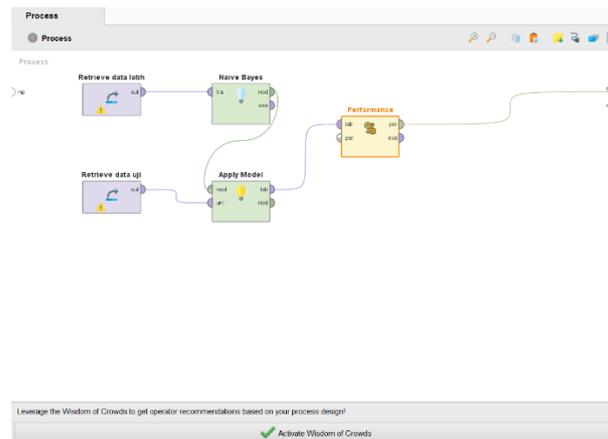


## 7. Data Uji

| Row No. | STATUS      | NIM       | NAMA          | IPK 1 | IPK 2 |
|---------|-------------|-----------|---------------|-------|-------|
| 1       | Tidak Layak | 195201208 | HELZA AADHILL | Cukup | Cukup |
| 2       | Layak       | 195201209 | DEWI AYU L.E. | Baik  | Cukup |
| 3       | Layak       | 195201210 | DIMAS EKO     | Baik  | Cukup |
| 4       | Layak       | 195201211 | SETI NUR HAY  | Baik  | Cukup |
| 5       | Layak       | 195201212 | RAHMAMATI     | Baik  | Cukup |
| 6       | Tidak Layak | 195201213 | RINA KARTIK   | Cukup | Cukup |
| 7       | Tidak Layak | 195201214 | LALA NUR      | Cukup | Cukup |
| 8       | Layak       | 195201215 | MELATI INDAH  | Baik  | Cukup |
| 9       | Layak       | 195201216 | ALIMAD RISKI  | Baik  | Cukup |
| 10      | Layak       | 195201217 | BUDI SELTAWI  | Baik  | Baik  |
| 11      | Layak       | 195201218 | EKO SAPUTRA   | Baik  | Baik  |
| 12      | Layak       | 195201219 | FAJAR NIJR    | Baik  | Baik  |
| 13      | Layak       | 195201220 | MUHAMMAD      | Baik  | Baik  |
| 14      | Layak       | 195201221 | WULAN ARYA    | Baik  | Baik  |
| 15      | Tidak Layak | 195201222 | ALF PRAJAWA   | Cukup | Cukup |
| 16      | Layak       | 195201223 | ANDI PRANCO   | Baik  | Baik  |
| 17      | Layak       | 195201224 | HANA LARIAS   | Baik  | Baik  |

Setelah selesai mengolah data latih dan data uji, kita langsung memasukkan dan membuat model klasifikasinya seperti gambar dibawah ini. Model klasifikasi muncul saat model dilatih menggunakan data latih, RapidMiner menyimpan pola atau parameter yang dipelajari. Ketika data uji dimasukkan, model menerapkan pola tersebut untuk menghasilkan prediksi. Blok Apply Model bertugas mengaplikasikan model yang telah dilatih ke data uji, sementara blok Performance mengevaluasi hasil prediksi tersebut dengan membandingkannya dengan label asli dalam data uji. Alur ini memungkinkan integrasi yang mulus antara data uji dan hasil prediksi dalam satu proses. [4]

## Tamilis Synex: Multidimensional Collaboration



Stelah data berhasil diklasifikasikan data uji dan data hasil bisa menghasilkan akurasi 100% jika model klasifikasi mampu mempelajari pola data secara sempurna, dan data uji memiliki distribusi serta karakteristik yang sangat mirip atau identik dengan data latih. [5]

| Criterion         | Accuracy | Precision | Recall | Class Precision |
|-------------------|----------|-----------|--------|-----------------|
| Accuracy          | 100.00%  |           |        |                 |
| Pred. tidak Layak | 4        | 0         |        | 100.00%         |
| Pred. Layak       | 0        | 13        |        | 100.00%         |
| Class recall      | 100.00%  | 100.00%   |        |                 |

## KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa faktor-faktor seperti nilai akademik, penghasilan orang tua, dan prestasi ekstrakurikuler memiliki kontribusi signifikan dalam menentukan hasil prediksi. Dengan akurasi yang mencapai persentase tinggi, Naïve Bayes menjadi alat yang sederhana namun andal untuk mendukung pengambilan keputusan. Meskipun begitu, kelemahan metode ini dalam menangani data yang tidak seimbang perlu diatasi untuk meningkatkan performa model. Hasil penelitian memberikan manfaat praktis bagi lembaga penyedia beasiswa dalam mengoptimalkan proses seleksi. Implementasi sistem berbasis Naïve Bayes juga dapat menghemat waktu dan sumber daya dibandingkan dengan proses manual.

## REFERENSI

- [1] N. U. 2. Yuniar Farida 1), "KLASIFIKASI MAHASISWA PENERIMA PROGRAM BEASISWA," 2018.
- [2] E. Prabowo1, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier Untuk Penentuan," 2021.
- [3] D. Y. Prawira1, "Analisis Dan Penerapan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi," p. 2, 2024.
- [4] A. C. Junior1, "PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK SELEKSI," 2016.
- [5] A. A. R. d. A. Suryanto, "IMPLEMENTASI SISTEM INFORMASI SELEKSI PENERIMA," 2017.