

Implementasi Algoritma *Naïve Bayes* dalam Memprediksi Tingkat Kelulusan Siswa pada Sertifikasi Mikrotik *Certified Network Associate* (MTCNA)

Salim Maula Hudzaifah ¹, Dedi Gunawan ^{2*}, Dadang Iskandar ³

^{1,2*,3} Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

Email: huzafah956@gmail.com ¹, aldedi@gmail.com ^{2*}, mahvin2012@gmail.com ³

Histori Artikel:

Dikirim 28 Juli 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 10 Agustus 2024; *Diterima* 20 Agustus 2024; *Diterbitkan* 20 September 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Perkembangan teknologi telah meningkatkan pentingnya sertifikasi dalam bidang jaringan komputer, seperti MikroTik Certified Network Associate (MTCNA). Sertifikasi ini menjadi krusial bagi siswa yang ingin memvalidasi keterampilan mereka dan meningkatkan prospek karier. Namun, memprediksi tingkat kelulusan siswa pada sertifikasi MTCNA menghadirkan berbagai tantangan, seperti pengetahuan sebelumnya, kebiasaan belajar, dan kompleksitas konten ujian. Faktor-faktor ini dapat mempengaruhi keakuratan prediksi tingkat kelulusan siswa secara signifikan. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah tersebut dengan mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi tingkat kelulusan siswa pada sertifikasi MTCNA. Algoritma Naïve Bayes, yang dikenal karena kesederhanaan dan efektivitasnya dalam masalah klasifikasi, diharapkan dapat memberikan model prediksi yang lebih akurat. Penelitian ini menggunakan data historis tentang kinerja siswa dan atribut relevan lainnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Naïve Bayes memiliki akurasi prediksi yang memadai, dengan tingkat akurasi mencapai 91.70%. Temuan ini diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi pendidik dan siswa, sehingga dapat meningkatkan strategi persiapan dan tingkat keberhasilan dalam ujian sertifikasi MTCNA.

Kata Kunci: Algoritma Naïve Bayes; Prediksi Kelulusan; Teknologi Jaringan; Klasifikasi.

Abstract

The development of technology has increased the importance of certification in computer networking, such as the MikroTik Certified Network Associate (MTCNA). This certification is crucial for students who want to validate their skills and enhance their career prospects. However, predicting student graduation rates for the MTCNA certification presents various challenges, such as prior knowledge, study habits, and the complexity of the exam content. These factors can significantly affect the accuracy of predictions regarding student graduation rates. This study aims to address these issues by implementing the Naïve Bayes algorithm to predict student graduation rates for the MTCNA certification. The Naïve Bayes algorithm, known for its simplicity and effectiveness in classification problems, is expected to provide a more accurate predictive model. This study uses historical data on student performance and other relevant attributes. The results show that the Naïve Bayes model has an adequate prediction accuracy, with an accuracy rate of 91.70%. These findings are expected to provide valuable insights for educators and students, thereby improving preparation strategies and success rates in the MTCNA certification exam.

Keyword: Naïve Bayes Algorithm; Graduation Prediction; Networking Technology; Classification.

1. Pendahuluan

Kemajuan pesat dalam teknologi telah membawa perubahan signifikan di berbagai sektor, termasuk bidang jaringan komputer. Salah satu dampak dari perkembangan ini adalah meningkatnya kebutuhan akan sertifikasi profesional yang diakui secara global, seperti *MikroTik Certified Network Associate (MTCNA)*, yang menjadi tolok ukur kemampuan teknis bagi para profesional di bidang jaringan komputer (Iwan Purnama *et al.*, n.d.). Sertifikasi *MTCNA* sangat penting bagi individu, terutama siswa yang ingin memvalidasi keterampilan teknis mereka sekaligus meningkatkan prospek karier di industri teknologi informasi yang semakin kompetitif (Hidayat, Patmanthara, *et al.*, n.d.). Seiring meningkatnya permintaan akan tenaga kerja yang memiliki keterampilan khusus dalam pengelolaan dan administrasi jaringan, sertifikasi seperti *MTCNA* telah menjadi salah satu kualifikasi penting yang memberikan nilai tambah signifikan bagi individu yang ingin bersaing di pasar kerja global (Hidayat, Elmunsyah, *et al.*, n.d.). Namun, memperoleh sertifikasi ini bukanlah hal yang mudah. Proses kelulusan dalam ujian sertifikasi *MTCNA* menghadirkan sejumlah tantangan yang cukup kompleks. Banyak faktor yang memengaruhi tingkat keberhasilan peserta dalam ujian, termasuk latar belakang pendidikan, kebiasaan belajar, serta tingkat kesulitan materi ujian itu sendiri. Sebagai contoh, siswa yang memiliki pengalaman sebelumnya dalam jaringan komputer cenderung lebih mudah memahami materi yang diujikan dibandingkan dengan mereka yang minim pengalaman. Di samping itu, kebiasaan belajar yang baik, seperti disiplin dalam belajar mandiri serta kehadiran yang aktif di kelas, berperan penting dalam meningkatkan kemungkinan kelulusan. Faktor lain yang tak kalah penting adalah tingkat kompleksitas materi ujian, yang mencakup berbagai konsep teknis yang sering kali menjadi hambatan bagi peserta yang kurang siap (Sudrajat, 2022). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih sistematis dan berbasis data untuk memprediksi dan meningkatkan tingkat kelulusan dalam sertifikasi ini.

Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah prediksi kelulusan dalam sertifikasi *MTCNA* dengan menerapkan algoritma *Naïve Bayes*. Algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena kemampuannya yang terkenal dalam melakukan klasifikasi berdasarkan prinsip probabilitas. Algoritma ini telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian yang melibatkan klasifikasi dan prediksi, seperti penelitian Armansyah & Ramli (2022) yang memanfaatkan algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu, serta Poerwandono & Perwitosari (2023) yang menerapkan metode ini dalam menilai kinerja karyawan di PT Riksa Dinar Djaya. *Naïve Bayes*, yang didasarkan pada teorema Bayes, menggabungkan konsep probabilitas dengan asumsi bahwa setiap fitur dalam data bersifat independen. Hal ini menjadikannya pilihan yang ideal untuk memprediksi hasil ujian berdasarkan data historis yang telah tersedia, seperti kinerja akademis siswa dan kebiasaan belajar mereka (Yulianti *et al.*, 2023). Dalam penelitian ini, data historis mengenai kinerja siswa pada ujian sertifikasi *MTCNA* akan dianalisis menggunakan teknik *data mining*. Data yang digunakan mencakup berbagai atribut, antara lain kebiasaan belajar mandiri, frekuensi kehadiran, serta hasil ujian sebelumnya. Algoritma *Naïve Bayes* akan diterapkan untuk membangun model prediksi yang diharapkan mampu memberikan hasil yang akurat dalam memprediksi tingkat kelulusan siswa. Selain itu, penelitian ini juga akan mengembangkan antarmuka berbasis *web* dengan menggunakan bahasa pemrograman *PHP*, yang memungkinkan siswa dan pendidik untuk mengakses prediksi kelulusan secara *real-time*. Dengan demikian, hasil dari prediksi ini dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi belajar yang lebih efektif serta meningkatkan persiapan siswa dalam menghadapi ujian sertifikasi *MTCNA* (Yulianti *et al.*, 2023).

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi yang efektif dalam mengurangi tingkat ketidaklulusan peserta sertifikasi *MTCNA*, sekaligus memberikan panduan bagi peserta dalam memilih program persiapan yang paling sesuai. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi dalam memperkuat sertifikasi *MTCNA* sebagai tolok ukur kompetensi profesional di bidang jaringan komputer. Dengan hasil yang diperoleh, diharapkan pula penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan kualitas pendidikan dan pelatihan di bidang teknologi informasi, serta membantu siswa mencapai kesuksesan dalam karier mereka di masa depan.

2. Metode Penelitian

2.1 Data Mining

Data Mining merupakan kegiatan menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, data dapat disimpan dalam database, data *warehouse*, atau penyimpanan informasi lainnya (Widhi Saputro & Wulan Sari, 2019)(Hartatik, 2020). Dalam konsep data mining ada 2 metode pembelajaran yang kerap dipakai, yaitu *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Metode *supervised learning* merupakan metode yang sangat kerap dipakai dalam bidang Data science dibanding dengan *unsupervised learning* (BSI Pontianak Jl Abdurrahman Saleh No & Pontianak Tenggara, 2019). Perbandingan dari kedua metode itu terdapat pada bagaimana mereka berlatih untuk menghasilkan suatu prediksi ataupun klasifikasi (Setiyani *et al.*, 2020). Dalam *supervised learning*, metode itu seakan dilatih dulu supaya bisa melaksanakan prediksi ataupun klasifikasi (Zeniarta *et al.*, 2022)

2.2 Naïve Bayes

Naïve Bayes mengasumsikan bahwa pengaruh suatu atribut pada kelas tertentu bersifat independen terhadap nilai atribut lainnya. Asumsi ini dikenal dengan istilah *class conditional independence*. Asumsi ini dibuat untuk menyederhanakan perhitungan yang terkait, sehingga disebut sebagai "naïve"(Firmansyah *et al.*, 2020). *Naïve Bayes Classifier* merupakan metode klasifikasi probabilitas sederhana yang menggunakan Teorema Bayes dengan asumsi adanya ketidakbergantungan yang tinggi antar atribut. Klasifikasi merupakan proses menemukan model yang dapat membagi data berdasarkan kelas, dan terbagi menjadi dua fase: fase pelatihan (pembelajaran) dan pengujian untuk memahami bagaimana kategori data yang diketahui dapat ditingkatkan (Rolanda Malau *et al.*, 2022). Salah satu keunggulan menggunakan *Naïve Bayes Classifier* bahwa metode ini hanya memerlukan sedikit data pelatihan untuk mengestimasi parameter yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi (Gunawan *et al.*, 2021) (Maryana *et al.*, 2023). Algoritma *Naïve Bayes* bekerja jauh lebih baik dibandingkan klasifikasi (Senika *et al.*, 2022). Persamaan teorema bayes seperti berikut :

$$P(H | X) = \frac{P(X | H) \cdot P(H)}{P(X)}$$

Dimana :

X, data dengan kelas yang belum diketahui

H, hipotesis data merupakan suatu kelas spesifik

$P(H | X)$, probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*probabilitas posterior*)

$P(H)$, probabilitas hipotesis H (*probabilitas prior*)

$P(X | H)$, probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H

$P(X)$, probabilitas dari X

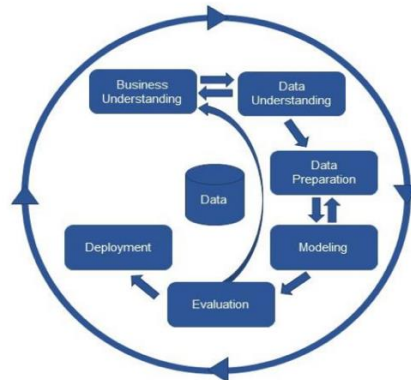
2.3 Confusion Matrix

Confusion matrix juga sering disebut dengan error matrix. Tujuan pertama dengan adanya *confusion matrix* merupakan memberikan hasil perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya (Merico Setiawan *et al.*, 2021).

2.4 CRIPS-DM

Proses Standar Industri untuk Data Mining (CRISP-DM) dikembangkan pada tahun 1996 oleh para analis dari berbagai industri, termasuk Daimler Chrysler, SPSS, dan NCR. CRISP-DM menyediakan kerangka kerja standar untuk proses data mining yang bertujuan sebagai strategi umum dalam menyelesaikan masalah bisnis atau penelitian. Dalam CRISP-DM, proyek data mining memiliki siklus hidup yang dibagi menjadi enam fase. Fase-fase ini bersifat adaptif dan diurutkan secara berurutan. Setiap fase selanjutnya bergantung pada hasil dari fase sebelumnya, dan hubungan penting antar fase digambarkan dengan panah. Sebagai contoh, jika proses berada pada fase pemodelan, maka

berdasarkan perilaku dan karakteristik model, proses mungkin perlu kembali ke fase persiapan data untuk perbaikan lebih lanjut atau melanjutkan ke fase evaluasi (Farid Rifai *et al.*, 2019).



Gambar 1. Fase CRISP-DM

Adapun penjelasan mengenai fase pada model CRISP-DM menurut (Nalatissifa *et al.*, 2021) sebagai berikut:

- Tahap Pemahaman bisnis (*Business Understanding*). Tahap ini merupakan tahap pemahaman terhadap substansi kegiatan data mining yang ingin dilakukan, kebutuhan perspektif penelitian. Kegiatannya yaitu menentukan sasaran/tujuan penelitian, memahami situasi penelitian, menerjemahkan tujuan penelitian dalam tujuan data mining.
- Tahap Pemahaman Data (*Data Understanding*) mengumpulkan data, mempelajari data agar data dapat dipahami kemudian digunakan pada penelitian, melakukan identifikasi masalah terkait data.
- Tahap persiapan Data (*Data Preparation*) Mempersiapkan struktur basis data yang dapat memudahkan proses mining.
- Tahap Pemodelan (*Modeling Phase*) merupakan fase penentuan penggunaan teknik data mining, algoritma data mining, tools data mining, serta penentuan parameter dengan nilai optimal.
- Tahap Evaluasi (*Evaluation Phase*) merupakan interpretasi hasil data mining pada proses pemodelan. Evaluasi bertujuan untuk menyesuaikan model yang diperoleh agar sesuai dengan sasaran yang akan dicapai.
- Tahap Penerapan (*Deployment Phase*) merupakan tahap menyusun laporan pengetahuan yang diperoleh dari evaluasi proses data mining.

2.5 Implementasi

Dalam penelitian ini saya menggunakan CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai sebuah metodologi standar yang digunakan untuk data mining. Metodologi ini diterima secara luas karena memberikan pendekatan yang terstruktur namun fleksibel untuk mengelola proyek data mining, memastikan bahwa setiap fase diselesaikan secara menyeluruh sebelum melanjutkan ke fase berikutnya.

1) Tahap Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Dengan memanfaatkan sumber data yang ada, maka dapat dianalisis dan diprediksi menggunakan teknik data mining yang bertujuan untuk pengklasifikasian dataset kelulusan siswa pada sertifikasi Mikrotik Certified Network Associate (MTCNA) menggunakan algoritma naïve bayes.

2) Tahap Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Pada tahap ini akan dilakukan pengumpulan data. Pada penelitian kali ini, data yang digunakan adalah data hasil uji sertifikasi MTCNA pada tahun 2023 dengan jumlah sebanyak 80 data. Data yang diperoleh adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Data Hasil Uji Sertifikasi

No	Nama	Email	Tgl Sertifikasi	Belajar Mandiri	Frekuensi Kehadiran	Test Exam 1	Test Exam 2	Result
1	Fatkul Toriq	mastoriq37@gmail.com	09/10/23	Ya	Rajin	87	72	Lulus
2	Fatchur. R.F.R	rochmanprof@gmail.com	09/10/23	Tidak	Rajin	70	72	Lulus
..								
..								
80	Muhamad Fatih	fatihmustika27@gmail.com	09/10/23	Ya	Rajin	93	92	Lulus

3) Tahap persiapan Data (*Data Preparation*)

Pada tahap pengolahan data dilakukan proses data selection dan data transformation. Data yang sudah digabungkan akan diolah di fase pengolahan data ini.

a) Data *Selection* (Seleksi Data)

Proses penyeleksian data dilakukan karena tidak semua data akan digunakan, sehingga dibutuhkan seleksi data. Data yang diambil adalah data yang sesuai dengan analisis yang digunakan. Peneliti hanya menggunakan beberapa data, yaitu sebagai berikut:

Tabel 2. Data *Selection*

No	Belajar Mandiri	Frekuensi Kehadiran	Test Exam 1	Test Exam 2	Result
1	Ya	Rajin	87	72	Lulus
2	Tidak	Rajin	70	72	Lulus
....					
3	Ya	Rajin	93	92	Lulus

b) Data *Transformation* (Pengubahan Data)

Data yang telah di seleksi selanjutnya akan di proses lagi pada tahap pengubahan data. Tahap pengubahan data merupakan penggabungan data dengan melakukan pengklasifikasian menjadi beberapa kategori. Berikut tabel pengklasifikasian data. Test Exam 1 Variabel ini berisi range nilai yang telah di klasifikasikan menjadi 4 Kategori, yaitu A, B, C, dan D. Berikut Test Exam 1 yang telah di klasifikasi sebagai berikut:

Tabel 3. Klasifikasi Test Exam 1

Test Exam 1	Kategori
60 - 69	D
70 - 79	C
80 - 89	B
90 - 100	A

Test Exam 2, variabel ini berisi range nilai yang telah di klasifikasikan menjadi 4 Kategori, yaitu A, B, C, dan D. Berikut Test Exam 2 yang telah di klasifikasi sebagai berikut:

Tabel 4. Klasifikasi Test Exam 2

Test Exam 2	Kategori
60 - 69	D
70 - 79	C
80 - 89	B
90 - 100	A

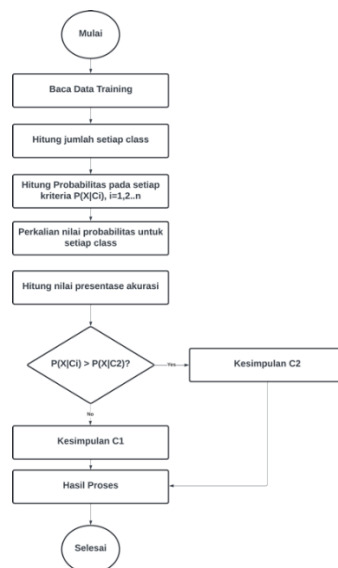
Setelah melakukan data selection dan data transformation, maka kita akan mendapatkan hasil data akhir seperti berikut:

Tabel 5. Data Transformation

No	Belajar Mandiri	Frekuensi Kehadiran	Test Exam 1	Test Exam 2	Result
1	Ya	Rajin	B	C	Lulus
2	Tidak	Rajin	C	C	Lulus
.....					
3	Ya	Rajin	A	A	Lulus

4) Tahap Pemodelan (*Modeling Phase*)

Pada tahap ini data yang telah di klasifikasikan akan di proses ke tahap selanjutnya dengan beberapa permodelan. Permodelan ini dilakukan untuk mengoptimalkan hasil yang ingin dicapai. Setelah menyelesaikan semua tahap pemrosesan data, dihasilkanlah data pelatihan. Data pelatihan ini akan digunakan untuk melakukan perhitungan dengan metode Naive Bayes. Berikut ini adalah gambaran proses perhitungan menggunakan metode Naive Bayes dalam bentuk sebuah diagram alir.



Gambar 2. Flowchart Algoritma Naive Bayes

Dari tahapan tersebut, dilakukan perhitungan Algoritma *Naive Bayes* menggunakan data training dan data testing sebagai data uji dengan presentasi 70% sebagai data training dan 30% sebagai data testing, dari perhitungan tersebut didapatkan hasil seperti berikut:

Tabel 6. Data *Testing*

No	Probabilitas Lulus	Probabilitas Tidak Lulus	Fakta	Klasifikasi	Prediksi
1	0,095942	0	Lulus	Lulus	Tepat
2	0,029292	0	Lulus	Lulus	Tepat
3	0,058270	0	Lulus	Lulus	Tepat
.....					
24	0,063439	0	Lulus	Lulus	Tepat

Setelah diketahui hasil klasifikasi dari algoritma Naïve Bayes untuk mengukur kinerja antara algoritma tersebut digunakan Confution Matrix dengan mencari nilai kombinasi terlebih dahulu sebelum mendapatkan nilai akurasi, presisi, dan recall. Untuk nilai kombinansi dari tiap tiap prediksi seperti berikut:

Tabel 7. *Confutional Matrix*

	Prediksi	
	Aktual	
Lulus	22	1
Tidak Lulus	1	0

Setelah mendapatkan nilai kombinasi, maka proses untuk mencari nilai akurasi, presisi, dan recall dapat dikerjakan. Untuk nilai akurasi, presisi dan recall dari algoritma Naïve Bayes seperti berikut:

a) Akurasi

$$\begin{aligned}
 &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \\
 &= \frac{22 + 0}{24} \\
 &= 91,7 \%
 \end{aligned}$$

b) Presisi

$$\begin{aligned}
 &= \frac{TP}{TP + FP} \\
 &= \frac{22}{22 + 1} \\
 &= 95,6 \%
 \end{aligned}$$

c) Recall

$$\begin{aligned}
 &= \frac{TP}{TP + FN} \\
 &= \frac{22}{22 + 1} \\
 &= 95,6 \%
 \end{aligned}$$

5) Tahap Evaluasi (*Evaluation Phase*)

Tahap evaluasi bertujuan untuk memastikan apakah model yang dirancang sesuai dengan tujuan awal. Model ini dirancang dengan tujuan mencapai nilai akurasi yang tinggi, sehingga dapat membuktikan keberhasilan penelitian. Jika hasil yang diperoleh belum memadai, akan dilakukan analisis lebih lanjut untuk memberikan rekomendasi perbaikan atau perubahan dalam menentukan tingkat kelulusan peserta sertifikasi. Dengan demikian, hal ini dapat membantu laboratorium dan calon peserta sertifikasi dalam menentukan tingkat kelulusan dan program sertifikasi yang tepat berdasarkan sistem prediksi yang ada.

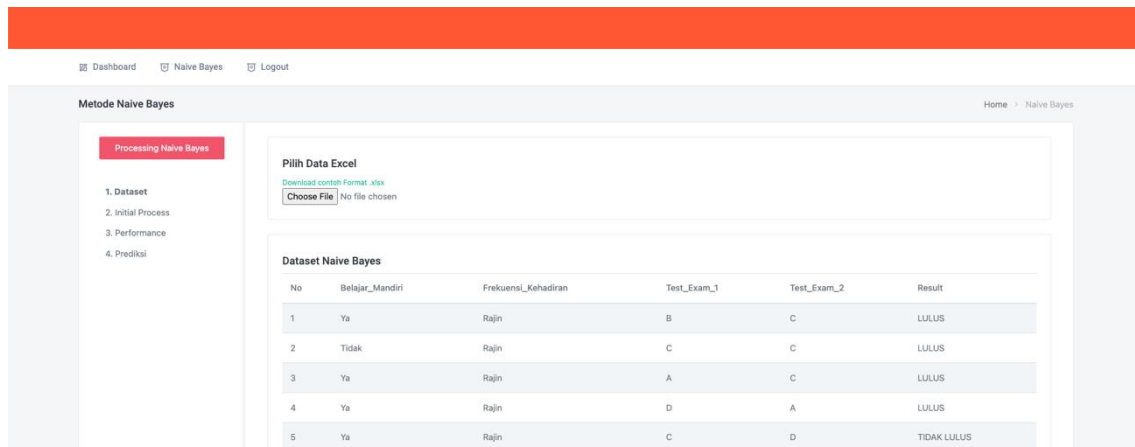
6) Tahap Penyebaran (*Deployment Phase*)

Tahap penyebaran merupakan tahap implementasi untuk mengembangkan aplikasi berdasarkan pengetahuan yang telah diperoleh sehingga sistem ini nantinya dapat digunakan oleh pengguna lain. Dalam konteks ini, tahap penyebaran data mining dapat diterapkan pada seluruh calon siswa yang akan mengikuti sertifikasi MTCNA. Namun, pada penelitian ini, tahap deployment atau tahap penyebaran tidak dilakukan.

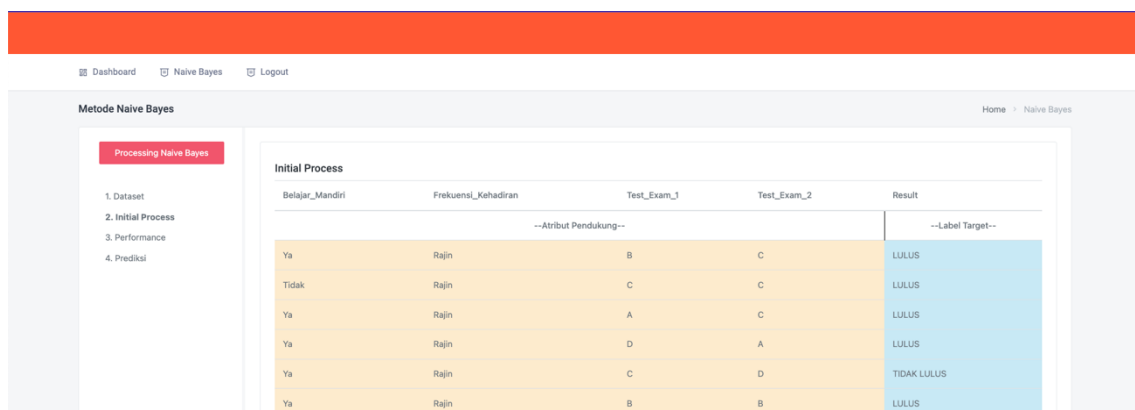
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

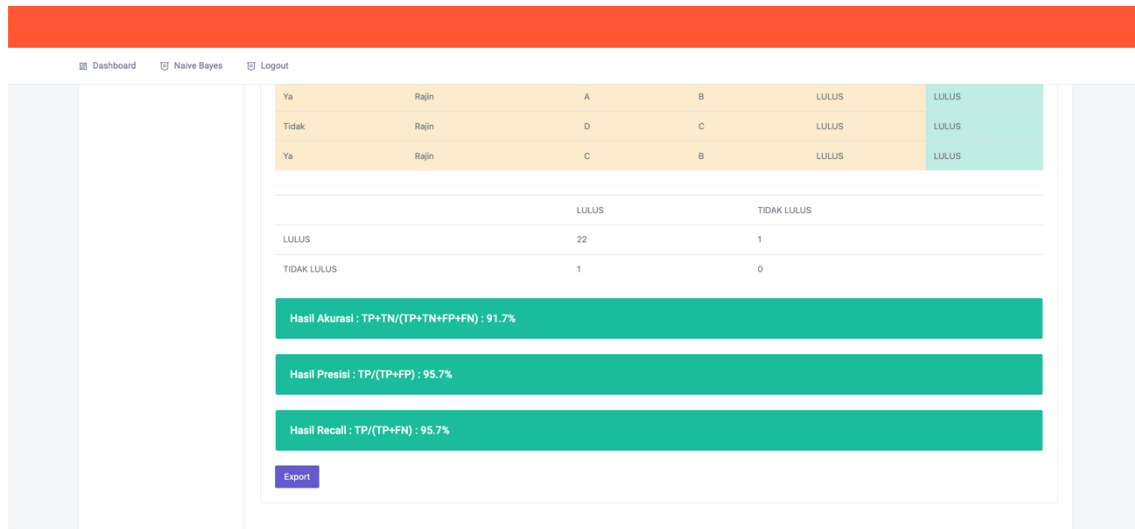
Aplikasi Tingkat Kelulusan Peserta Program Sertifikasi MTCNA dapat digunakan oleh guru dalam memprediksi tingkat kelulusan setiap siswa.



Gamnbar 3. Import Dataset Kedalam Aplikasi Algoritma Naïve Bayes



Gambar 4. Data Processing Pada Aplikasi Algoritma Naïve Bayes



Gambar 5. Hasil Performance Pada Aplikasi Algoritma Naïve Bayes

Processing Naive Bayes

1. Dataset
2. Initial Process
3. Performance
4. Prediksi

Prediksi

Nama

Belajar_Mandiri

Ya

Frekuensi_Kehadiran

Rajin

Test_Exam_1

B

Test_Exam_2

C

Prediksi

Proses

Total Label
LULUS : 71 (0.08455683558177)
TIDAK LULUS : 9 (0.002880658436214)
Total : 80

Belajar_Mandiri : Ya
LULUS : 62, TIDAK LULUS : 7

Ya

* LULUS : 62
62/71=0.87323943661972
* TIDAK LULUS : 7
7/9=0.7777777777777778

Tidak

* LULUS : 9
9/71=0.12676056338028
* TIDAK LULUS : 0
0/9=0.2222222222222222

Gambar 6. Testing Persentasi Kelulusan Pada Aplikasi Algoritma Naïve Bayes

3.2 Pembahasan

Penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi tingkat kelulusan siswa pada sertifikasi *MikroTik Certified Network Associate (MTCNA)*, dengan hasil yang menunjukkan bahwa algoritma ini mampu memberikan akurasi prediksi yang baik. Hal ini sejalan dengan temuan Armansyah & Ramli (2022), di mana metode *Naïve Bayes* digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu, menghasilkan akurasi yang signifikan dalam konteks akademis. *Naïve Bayes* memiliki keunggulan dalam memproses data dengan variabel-variabel independen, membuatnya cocok untuk digunakan dalam berbagai skenario klasifikasi data, termasuk prediksi kelulusan. Pada penelitian ini, data historis yang mencakup kebiasaan belajar, kehadiran, dan hasil ujian sebelumnya diolah menggunakan teknik *data mining*. Algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena kemampuannya dalam melakukan klasifikasi berdasarkan probabilitas, di mana setiap fitur dianggap independen satu sama lain. Dalam beberapa studi, seperti yang dilakukan oleh Gunawan *et al.* (2021), *Naïve Bayes* juga dibandingkan dengan algoritma lain seperti *K-Nearest Neighbor*, dan terbukti memiliki keunggulan dalam kecepatan dan keakuratan ketika diaplikasikan pada dataset akademis. Oleh karena itu, penerapan algoritma ini pada prediksi kelulusan *MTCNA* dinilai tepat. Salah satu keuntungan utama dari *Naïve Bayes* adalah kemampuannya untuk memberikan hasil yang akurat dengan jumlah data pelatihan yang relatif kecil. Hal ini juga ditegaskan oleh penelitian yang dilakukan oleh Farid Rifai *et*

al. (2019), yang menerapkan algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi tingkat kelulusan peserta sertifikasi *Microsoft Office Specialist (MOS)*, dengan hasil yang serupa. Dalam penelitian tersebut, algoritma *Naïve Bayes* mampu menghasilkan akurasi prediksi yang cukup tinggi, yang sejalan dengan hasil yang ditemukan dalam penelitian ini. Akurasi yang diperoleh dari model prediksi kelulusan *MTCNA* mencapai 91.70%, yang menunjukkan bahwa algoritma ini dapat diandalkan dalam konteks prediksi kelulusan sertifikasi.

Selain akurasi, penelitian ini juga mengukur *precision* dan *recall*, yang masing-masing mencapai 95.6%. Nilai ini menunjukkan bahwa model prediksi tidak hanya akurat dalam menentukan siswa yang lulus, tetapi juga efisien dalam mengidentifikasi mereka yang berpotensi gagal. Senika *et al.* (2022) juga menemukan hasil yang serupa ketika menerapkan *Naïve Bayes* dalam penilaian kinerja *sales marketing*, di mana *precision* dan *recall* yang tinggi menjadi indikator keberhasilan prediksi. Dengan demikian, algoritma *Naïve Bayes* terbukti efektif dalam berbagai konteks klasifikasi, tidak hanya dalam pendidikan tetapi juga dalam sektor bisnis dan industri. Meskipun demikian, seperti yang diungkapkan oleh Setiyani *et al.* (2020), algoritma *Naïve Bayes* memiliki keterbatasan terkait asumsi independensi antar fitur. Dalam beberapa kasus, fitur-fitur yang dianggap independen mungkin sebenarnya memiliki korelasi, yang dapat memengaruhi hasil prediksi. Namun, pada penelitian ini, fitur-fitur yang digunakan, seperti kebiasaan belajar dan kehadiran, tampaknya cukup independen, sehingga hasil prediksi tetap valid. Perbandingan dengan algoritma lain seperti *Support Vector Machine* atau *Random Forest*, sebagaimana dikaji oleh Nalatissifa *et al.* (2021), dapat dilakukan dalam penelitian lanjutan untuk mengeksplorasi alternatif yang mungkin memberikan akurasi lebih tinggi atau lebih adaptif terhadap data yang tidak sepenuhnya independen.

Penelitian ini juga menawarkan inovasi melalui pengembangan antarmuka berbasis *web* yang memungkinkan pengguna mengakses prediksi secara *real-time*. Pendekatan ini memberikan kemudahan bagi siswa dan pendidik dalam memantau kesiapan ujian dan menyesuaikan strategi pembelajaran sesuai dengan prediksi yang diberikan. Aplikasi semacam ini telah banyak diterapkan dalam berbagai sektor, seperti yang ditunjukkan oleh Maryana *et al.* (2023) dalam studi kasus penentuan kenaikan jabatan karyawan menggunakan metode *Naïve Bayes*. Penggunaan aplikasi prediktif berbasis *web* memungkinkan pengguna untuk secara langsung mengakses informasi yang diperlukan tanpa keterlambatan, sehingga meningkatkan efisiensi dalam pengambilan keputusan.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* berhasil diterapkan untuk memprediksi tingkat kelulusan siswa pada sertifikasi *MikroTik Certified Network Associate (MTCNA)* dengan tingkat akurasi, *precision*, dan *recall* yang mencapai lebih dari 91%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma tersebut efektif dalam melakukan klasifikasi data dan mampu memberikan prediksi yang cukup akurat mengenai kemungkinan kelulusan siswa. Selain itu, aplikasi prediksi berbasis *Naïve Bayes* ini juga dapat memberikan informasi yang jelas mengenai status kelulusan atau kegagalan dalam sertifikasi, sehingga siswa dan guru di laboratorium ITCC dapat memanfaatkan hasil prediksi ini untuk mengetahui tingkat kesiapan siswa dan mengoptimalkan strategi belajar. Dengan demikian, model prediksi ini tidak hanya berguna untuk memantau hasil, tetapi juga sebagai alat yang dapat meningkatkan efektivitas pembelajaran dan persiapan ujian sertifikasi *MTCNA*.

5. Daftar Pustaka

- Armansyah, A., & Ramli, R. K. (2022). Model Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu dengan Metode Naïve Bayes. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 6(1), 1-10. DOI: <https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.4789>.
- Firmansyah, A., Ramadhani, F., & Fauzan, E. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Status Karyawan Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Ilmiah Intech*, 2(02), 458512.
- Gunawan, M., Zarlis, M., & Roslina, R. (2021). Analisis Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 513-523. DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v5i2.2925>.
- Hartatik, H. (2021). Optimasi model prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan algoritma naive bayes. *IJAI (Indonesian Journal of Applied Informatics)*, 5(1), 32-38. DOI: <https://doi.org/10.20961/ijai.v5i1.44379>.
- Hidayat, W. N., Patmanthara, S., Elmunsyah, H., Asfani, K., Hidayati, N., Wakhidah, R., ... & Jember, P. N. (2023). Pelatihan Mikrotik Untuk Peningkatan Kompetensi Administrasi Jaringan Komputer Untuk Persiapan Sertifikasi MTCNA Bagi Guru Dan Siswa SMKN 10 Malang. *Jurnal Abdimas Berdaya: Jurnal Pembelajaran, Pemberdayaan dan Pengabdian Masyarakat*, 6(1).
- Malau, F. R., & Mulyana, D. I. (2022). Classification of Edelweiss Flowers Using Data Augmentation and Linear Discriminant Analysis Methods. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 4(1), 139-148. DOI: <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i1.960>.
- Nalatissifa, H., Gata, W., Diantika, S., & Nisa, K. (2021). Perbandingan Kinerja Algoritma Klasifikasi Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest untuk Prediksi Ketidakhadiran di Tempat Kerja. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(4), 578-584.
- Poerwandono, E., & Perwitosari, F. J. (2023). Penerapan Data Mining Untuk Penilaian Kinerja Karya Di PT Riksa Dinar Djaya Menggunakan Metode Naive Bayes Classification. *Jurnal Sains dan Teknologi*, 5(1), 336-340.
- Purnama, I., Bangun, B., Lubis, R. R. H., & Sakinah, S. (2022). Pelatihan Mikrotik Untuk Peningkatan Kompetensi Administrasi Jaringan Komputer untuk Persiapan Sertifikasi MTCNA Bagi Siswa SMKS Siti Banun. *Jurnal Pengabdian Masyarakat Gemilang (JPMG)*, 2(4), 92-95. DOI: <https://doi.org/10.58369/jpmg.v2i4.145>.
- Putri, A. M. N., & Octaviano, A. (2023). Sistem Pendukung Keputusan Kenaikan Jabatan Menggunakan Metode Naive Bayes: Studi Kasus: PT Buana Mulia Indonesia. *LOGIC: Jurnal Ilmu Komputer dan Pendidikan*, 1(6), 1514-1521.
- Rifai, M. F., Jatnika, H., & Valentino, B. (2019). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Sistem Prediksi Tingkat Kelulusan Peserta Sertifikasi Microsoft Office Specialist (MOS). DOI: <https://doi.org/10.33322/petir.v12i2.471>.
- Saputro, I. W., & Sari, B. W. (2020). Uji Performa Algoritma Naïve Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa. *Creative Information Technology Journal*, 6(1), 1-11. DOI: <https://doi.org/10.24076/citec.2019v6i1.178>.

- Senika, A., Rasiban, R., & Iskandar, D. (2022). Implementasi Metode Naïve Bayes Dalam Penilaian Kinerja Sales Marketing Pada PT. Pachira Distrinusa. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(1), 701-709. DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/mib.v6i1.3331>.
- Setiawan, K. M., Wahyuni, F. S., & Faisol, A. (2021). Perbandingan Algoritma C4. 5 Dan Danive Bayes Untuk Menentukan Karyawan Berprestasi. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 5(1), 235-245. DOI: <https://doi.org/10.36040/jati.v5i1.3311>.
- Setiyani, L., Wahidin, M., Awaludin, D., & Purwani, S. (2020). Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Data Mining Naïve Bayes: Systematic Review. *Faktor Exacta*, 13(1), 35-43.
- Sudrajat, A. (2022). Penerapan Metode Naïve Bayes Untuk Menentukan Penilaian Kinerja Karyawan PT. Sinergi Guna Solusindo. *OKTAL: Jurnal Ilmu Komputer dan Sains*, 1(10), 1596-1606.
- Yulianti, W., Wiyanto, W., & Nurhidayanti, N. (2023). APPLICATION OF DATA MINING USING NAIVE BAYES ALGORITHM FOR CLASSIFICATION OF EMPLOYEE CONTRACT EXTENSION AT PT TORINI JAYA ABADI. *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)*, 5(3), 516-524. DOI: <https://doi.org/10.51401/jinteks.v5i3.3348>.
- Zeniarja, J., Salam, A., & Ma'ruf, F. A. (2022). Seleksi Fitur dan Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Rekayasa Elektrika*, 18(2). DOI: <https://doi.org/10.17529/jre.v18i2.24047>.