

Implementasi *Naïve Bayes* Untuk Mengklasifikasi Pembelajaran Inovatif Terhadap Motivasi Belajar

Damar Firdaus¹, Efan^{2*}, Yadi³

^{1,2*,3} Teknik Informatika, Institut Teknologi Pagar Alam, Pagar Alam, Indonesia

¹damarf670@gmail.com, ^{2*}efan@itpa.ac.id, ³yadimkom@gmail.com

^{*)} efan@itpa.ac.id

Abstrak-Motivasi belajar merupakan faktor penting dalam menentukan keberhasilan siswa dalam proses pendidikan. Metode pembelajaran inovatif diyakini dapat meningkatkan motivasi belajar melalui pendekatan yang lebih interaktif dan menarik. Namun, dalam praktiknya, mengidentifikasi tingkat motivasi belajar siswa berdasarkan aktivitas pembelajaran masih menjadi tantangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan pengaruh pembelajaran inovatif terhadap motivasi belajar siswa menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Metode penelitian yang digunakan adalah CRISP-DM yang meliputi tahapan business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, dan deployment. Data dikumpulkan melalui observasi, wawancara, kuesioner, dan studi literatur di MTS GUPPI Pagar Alam dengan jumlah sampel sebanyak 70 siswa. Variabel yang digunakan meliputi metode pembelajaran, media pembelajaran, interaksi kelas, kreativitas tugas, dan kemandirian belajar. Proses klasifikasi dilakukan dengan membagi data menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87%, yang menunjukkan bahwa algoritma ini efektif dalam mengklasifikasikan tingkat motivasi belajar siswa. Selain itu, ditemukan bahwa interaksi kelas dan kreativitas tugas memiliki pengaruh signifikan terhadap motivasi belajar. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi bagi pendidik dalam merancang strategi pembelajaran yang lebih efektif dan adaptif.

Kata Kunci: Klasifikasi, Crisp-Dm, Pembelajaran Inovatif, Motivasi Belajar, Naive Bayes

Abstract-Learning motivation is a key factor in determining students' success in the educational process. Innovative learning methods are believed to increase motivation through interactive and engaging approaches. However, identifying the level of student motivation based on learning activities still becomes a challenge. This study aims to classify the influence of innovative learning on student motivation using the *Naïve Bayes* algorithm. The research method applies the CRISP-DM framework, which consists of business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. Data were collected through observation, interviews, questionnaires, and literature studies conducted at MTS Guppi Pagar Alam. The dataset consists of 70 students with attributes including teaching methods, learning media, classroom interaction, task creativity, and learning independence. The classification process divides data into training (80%) and testing (20%) sets. The results show that the *Naïve Bayes* model achieves an accuracy of 87%, indicating that the algorithm performs effectively in classifying student motivation levels. The findings reveal that classroom interaction and task creativity significantly influence learning motivation. This study contributes to providing insights for educators in designing more effective and adaptive learning strategies.

Keywords: Classification, Crisp-Dm, Innovative Learning, Learning Motivation, Naive Bayes

1. PENDAHULUAN

Motivasi belajar merupakan faktor penting yang menentukan keberhasilan proses pembelajaran karena memengaruhi keterlibatan, ketekunan, dan capaian akademik siswa [1]. Rendahnya motivasi belajar dapat menyebabkan menurunnya partisipasi siswa dalam pembelajaran sehingga berdampak pada hasil belajar yang kurang optimal [2], [3]. Kondisi tersebut menjadi tantangan dalam dunia pendidikan, terutama pada penerapan pembelajaran inovatif yang menuntut keterlibatan aktif siswa dalam proses belajar.

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi metode pembelajaran menjadi lebih inovatif, interaktif, dan adaptif [4]. Perkembangan tersebut melahirkan teknologi pendidikan yang mendukung efektivitas proses belajar melalui pemanfaatan media dan strategi pembelajaran berbasis teknologi [5], [6]. Namun, penerapan pembelajaran inovatif belum selalu diikuti dengan peningkatan motivasi belajar siswa secara merata. Perbedaan respons siswa terhadap metode pembelajaran menunjukkan perlunya analisis berbasis data untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi motivasi belajar. Data mining merupakan metode yang banyak digunakan untuk mengekstraksi informasi dan menemukan pola dari kumpulan data menggunakan teknik statistik, machine learning, dan kecerdasan buatan [7]. Salah satu teknik data mining yang umum digunakan adalah

klasifikasi, yaitu proses pengelompokan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik data [8], [9]. Dalam bidang pendidikan, teknik klasifikasi dimanfaatkan untuk menganalisis perilaku belajar, memprediksi performa akademik, dan mengidentifikasi tingkat motivasi belajar siswa.

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi yang banyak digunakan karena memiliki proses komputasi yang sederhana, cepat, dan mampu menghasilkan akurasi yang baik [10]. Algoritma ini bekerja berdasarkan teorema Bayes dengan asumsi independensi antar atribut [11], [12], [13]. Keunggulan tersebut menjadikan Naïve Bayes efektif diterapkan pada klasifikasi data pendidikan yang memiliki banyak variabel dan ukuran data yang relatif besar. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa motivasi belajar memiliki pengaruh terhadap kemampuan akademik siswa. Sundari dkk. [14] menyatakan bahwa motivasi belajar memiliki pengaruh positif terhadap kemampuan representasi matematis siswa. Penelitian lain menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk menganalisis sentimen pembelajaran daring terhadap motivasi belajar dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi [15]. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode klasifikasi mampu digunakan untuk menganalisis fenomena pendidikan secara efektif.

Meskipun demikian, penelitian sebelumnya lebih banyak berfokus pada analisis pengaruh motivasi belajar dan analisis sentimen pembelajaran daring. Penelitian terkait klasifikasi tingkat motivasi belajar siswa berdasarkan penerapan pembelajaran inovatif masih terbatas, khususnya pada lingkungan sekolah berbasis madrasah. Selain itu, belum banyak penelitian yang mengidentifikasi faktor dominan pembelajaran inovatif yang memengaruhi motivasi belajar siswa menggunakan pendekatan data mining.

Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan tingkat motivasi belajar siswa berdasarkan penerapan pembelajaran inovatif di MTs GUPPI Pagar Alam. Variabel yang digunakan dalam penelitian meliputi metode pembelajaran, media pembelajaran, interaksi kelas, kreativitas tugas, dan kemandirian belajar. Tujuan penelitian ini adalah mengklasifikasikan tingkat motivasi belajar siswa menggunakan algoritma Naïve Bayes, mengidentifikasi faktor-faktor pembelajaran inovatif yang paling berpengaruh terhadap motivasi belajar, serta mengevaluasi kinerja model klasifikasi berdasarkan nilai akurasi yang diperoleh. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi bagi pihak sekolah dan pendidik dalam merancang strategi pembelajaran yang lebih efektif, adaptif, dan berorientasi pada peningkatan motivasi belajar siswa.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Teknik Pengumpulan Data

1) Observasi

Metode Observasi adalah merupakan teknik pengumpulan data yang dilakukan melalui sesuatu pengamatan, dengan disertai pencatatan-pencatatan terhadap keadaan atau perilaku objek sasaran [16]. Teknik observasi merupakan teknik yang sangat lazim dipakai dalam penelitian kualitatif, penelitian berbasis teknik observasi dalam kancah penelitian dunia telah lama didominasi oleh observasi dengan mengandalkan indra penglihatan (visual) sebagai alat superior dibanding indra pendengaran (auditif) yang sampai saat ini masih inferior dan minim dilakukan [17].

Tabel 1 merupakan Teknik pengumpulan data yang dilakukan dengan mengunjungi langsung lokasi penelitian, untuk itu penulis datang langsung ke MTs GUPPI Kota Pagar Alam.

Tabel 1. Tabel Observasi

No	Aspek	Indikator
1	Teknik Pelaksanaan	Proses untuk mengetahui cara untuk mengklasifikasi motivasi belajar melalui pembelajaran inovatif dari siswa MTs GUPPI Kota Pagar Alam

2) Wawancara

Penelitian kualitatif dengan metode wawancara adalah yang paling sering digunakan oleh para peneliti [18]. Wawancara adalah cara mengumpulkan informasi yang dilakukan melalui interaksi langsung dengan orang yang memberikan informasi [19]. Pada tahap ini peneliti mengumpulkan data dengan

cara melakukan tanya jawab secara langsung kepada bagian kesiswaan MTS Guppi Pagar Alam. Dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Tabel Wawancara

No	Aspek	Pertanyaan
1	Teknik Pelaksanaan	1. Apakah Bapak Ibu sering Menggunakan Metode Inovatif? 2. Apakah Metode Inovatif efektif? 3. Apakah Bapak/ibu Menggunakan metode inovatif? 4. Bagaimana respon siswa? 5. Bagaimana tingkat Motivasi Belajar siswa?
2	Kendala	1. Apakah Siswa Nyaman untuk bertanya? 2. Faktor Apa yang paling mempengaruhi?

3) Kuisioner

Kuisioner atau Survei merupakan salah satu teknik pengumpulan data dimana setiap metode pengumpulan data hanya sekedar akses terhadap data saja dan mempunyai keterbatasan [20]. Pada tahap ini peneliti membagikan kertas survei/angket kepada siswa MTS GUPPI dari kelas 9 untuk mengisi beberapa pertanyaan-pertanyaan yang disediakan peneliti, lalu peneliti merangkum untuk dijadikan bahan penelitian, seperti dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Tabel kuisioner

No	Pertanyaan	Indikator
1	1. Guru mengunakan metode inovatif dalam pembelajaran? 2. Guru menggunakan media pembelajaran? 3. Guru memberi variasi tugas!	Peran Guru Untuk Motivasi belajar
2	1. Siswa aktif dalam diskusi dan bertanya? 2. Siswa tertarik dalam pelajaran matematika? 3. Siswa mengerjakan tugas mtk tepat waktu? 4. Siswa tetap belajar meskipun materi sulit?	Ikut andil siswa dalam meningkatkan motivasi belajar

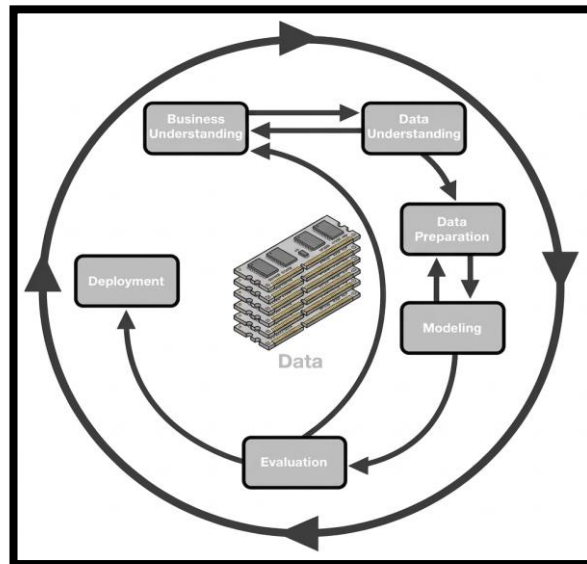
4) Studi pustaka

Studi pustaka adalah suatu proses yang dilakukan serta dipergunakan oleh pembaca untuk memperoleh pesan, yang hendak disampaikan oleh penulis melalui media kata-kata/bahasa tulis [21]. Selain itu studi pustaka merupakan penelitian yang sistematis dan terstruktur untuk mengumpulkan, mengevaluasi, dan menyintesis bukti-bukti dari literatur ilmiah yang relevan mengenai suatu topik penelitian tertentu [22]. Peneliti dalam pengumpulan data yaitu dengan menggunakan metode pengumpulan data studi pustaka dengan cara mencari sumber – sumber dari jurnal, buku, media internet, tugas akhir, dan beberapa media lainnya yang berhubungan dengan penelitian. Beberapa studi pustaka yang di dapatkan antara lain dari buku yang membahas *data mining*, *e-book* tentang *Data mining* dan algoritmanya, serta jurnal mengenai algoritma *Naïve bayes Classification* untuk menentukan motivasi belajar siswa.

2.2 Metode pengembangan CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) adalah suatu metodologi standar yang digunakan dalam proses data mining dengan tahapan yang tersusun secara sistematis dan terdefinisi dengan baik. Pendekatan ini memungkinkan pengolahan data dilakukan secara efektif pada setiap fase. Di samping penerapan model data mining, pemilihan algoritma yang sesuai menjadi faktor penting karena berpengaruh terhadap hasil evaluasi dan

perbandingan performa metode data mining yang diterapkan [23]. *CRISP-DM* sebagai pemecah masalah yang umum untuk bisnis dan penelitian. [24], [25]. Metodologi ini terdiri dari enam tahapan yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Gambar 1 adalah gambar model *CRIPS-DM*.



Gambar 1. CRISP-DM

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat motivasi belajar siswa berdasarkan indikator pembelajaran inovatif menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Data dikumpulkan dari 70 siswa, dengan lima variabel utama yaitu, Metode inovatif, Media pembelajaran, Interaksi kelas, Kreativitas tugas, dan kemandirian Belajar. Setiap variabel diberi skor skala 1–5. Selanjutnya, skor dijumlahkan dan dikategorikan ke dalam tiga tingkat motivasi, Tinggi Total skor ≥ 22 , Sedang 17 – 21, dan rendah < 17 .

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% sebagai data latih (*training data*) dan 20% sebagai data uji (*testing data*). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 87%, dengan kinerja klasifikasi sebagai berikut; Model mampu mengklasifikasikan kategori Tinggi dan Rendah dengan presisi yang cukup tinggi, Kategori Sedang memiliki tingkat kesalahan yang lebih tinggi dibandingkan kategori lain, namun tetap dalam batas wajar.

3.2 Pembahasan

Hasil klasifikasi memperlihatkan bahwa variabel kreativitas tugas dan interaksi kelas paling berkontribusi terhadap tingginya motivasi belajar. Hal ini selaras dengan teori bahwa metode belajar yang partisipatif dan menarik mendorong siswa untuk lebih aktif dan bersemangat.

Model *Naive Bayes* terbukti cocok untuk pengolahan data kategori dengan jumlah data yang tidak terlalu besar. Keunggulan utamanya adalah kesederhanaan, kecepatan pemrosesan, dan cukup akurat untuk prediksi awal. Pembahasan pada bagian ini mengikuti tahapan *CRISP-DM* agar alur penelitian mudah dipahami.

1. Pemahaman Bisnis

Tahap ini berfokus pada pemahaman tujuan proyek dan persyaratan dari perspektif bisnis, serta mengubah pengetahuan ini menjadi definisi masalah data mining dan rencana awal. Dalam konteks penelitian ini, tujuan bisnisnya adalah untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tingkat motivasi belajar siswa berdasarkan beberapa indikator. Hasil klasifikasi ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi pihak terkait (misalnya, guru atau lembaga pendidikan) untuk merancang strategi intervensi atau dukungan yang sesuai.

2. Pemahaman Data

Tahap ini dimulai dengan pengumpulan data awal dan dilanjutkan dengan aktivitas untuk mendapatkan pemahaman mendalam tentang data. Ini termasuk menjelajahi data untuk membiasakan diri dengannya, mengidentifikasi masalah kualitas data, dan menemukan *insight* awal.

Kode ini melakukan pemuatan data dari file *Excel* ke dalam *DataFrame* pandas (*pd.read_excel*)

```
file_path = 'dataset.xlsx'
df = pd.read_excel(file_path)
df.head()
```

Gambar 2. Import Data

Menggunakan *df.head()* adalah langkah awal untuk melihat struktur data dan memahami variabel-variabel yang tersedia (indikator motivasi belajar, nama siswa, dan lain-lain) serta format datanya. selanjutnya melakukan pemanggilan data (gambar 3).

	nama_siswa	metode_inovatif	media_pembelajaran	interaksi_kelas	kreativitas_tugas	kemandirian_belajar
0	Alya Putri	4	5	4	5	4
1	Zidan Alfarizi	2	3	2	2	3
2	Naila Zahra	5	4	5	4	4
3	Rafif Hidayat	3	2	3	2	3
4	Keisha Aurel	4	5	5	5	4

Gambar 3. Tampilan Data

3. Pengolahan data

Tahap ini mencakup semua aktivitas untuk membangun *dataset* akhir dari data mentah awal. Tugas-tugasnya termasuk pemilihan data, pembersihan data, konstruksi data (membuat atribut baru), integrasi data, dan pemformatan data. Tahap ini seringkali merupakan tahap yang paling memakan waktu dalam proyek data mining.

```
3] numerical_cols = df.select_dtypes(include='number').columns
df['score_total'] = df[numerical_cols].sum(axis=1)
def motivation_categorical(skor):
    if skor >= df['score_total'].quantile(0.66):
        return 'Tinggi'
    elif skor >= df['score_total'].quantile(0.33):
        return 'Sedang'
    else:
        return 'Rendah'

df['motivasi_belajar'] = df['score_total'].apply(motivation_categorical)
```

Gambar 4. Pembuatan Fitur Score_Total dan Motivasi_Belajar

Proses analisis dilakukan dengan mengambil seluruh kolom numerik dari *DataFrame*, kemudian membentuk variabel baru bernama *score_total* yang diperoleh dari penjumlahan seluruh nilai numerik pada setiap baris (mewakili total skor motivasi masing-masing siswa). Selanjutnya, didefinisikan fungsi *motivation_categorical* yang bertujuan mengelompokkan nilai *score_total* ke dalam tiga kategori, yaitu “Tinggi”, “Sedang”, dan “Rendah”, dengan menggunakan batas kuartil berupa persentil ke-33 dan ke-66 sebagai ambang klasifikasi (gambar 4). Fungsi tersebut kemudian diterapkan pada kolom *score_total* sehingga menghasilkan kolom baru bernama *motivasi_belajar* yang berisi kategori tingkat motivasi belajar setiap siswa secara sistematis (gambar 5).

```
[4] le = LabelEncoder()
     df['motivasi_belajar_encoded'] = le.fit_transform(df['motivasi_belajar'])
```

Gambar 5. Encoding Label motivasi_belajar

Menerapkan fungsi *motivation categorical* ke kolom *score total* untuk membuat kolom baru motivasi_belajar yang berisi kategori motivasi.

Menggunakan *LabelEncoder* untuk mengubah label kategorikal di kolom motivasi_belajar ('Tinggi', 'Sedang', 'Rendah') menjadi nilai numerik (misalnya, 0, 1, 2). Ini diperlukan karena model machine learning biasanya bekerja dengan data numerik. Hasil *encoding* disimpan di kolom baru *motivasi_belajar_encoded* (gambar 6).

```
# split data
X = df[numerical_cols]
y = df['motivasi_belajar_encoded']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

Gambar 6. Membagi Data Testing dan data Training

Tahap pemodelan diawali dengan pemilihan fitur (variabel independen) yang digunakan dalam proses pelatihan, yaitu seluruh kolom numerik asli sebagai variabel X. Selanjutnya, ditentukan target (variabel dependen) yang akan diprediksi, yaitu kolom *motivasi_belajar_encoded* sebagai variabel y. Setelah itu, data dibagi menjadi dua bagian menggunakan metode *train_test_split*, yaitu data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%, dengan parameter *random_state* = 42 untuk memastikan hasil pembagian data tetap konsisten setiap kali proses dijalankan.

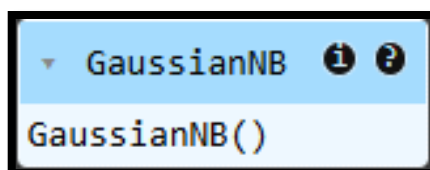
4. Pemodelan

Pada tahap ini, berbagai teknik pemodelan dipilih dan diterapkan. Sebelum menerapkan teknik pemodelan, dilakukan seleksi model dan strategi pemodelan yang sesuai.

```
# latih model naive bayes
model = GaussianNB()
model.fit(X_train, y_train)
```

Gambar 3. Melatih Model Naïve Bayes

Kode ini menginisialisasi model klasifikasi *Gaussian Naive Bayes* (*GaussianNB*) dan melatihnya menggunakan data set pelatihan (*X_train, y_train*). Pemilihan model *Gaussian Naive Bayes* didasarkan pada asumsi independensi antar fitur dan distribusi data yang mendekati normal pada fitur numerik yang digunakan.



Gambar 4. Tampilan Model Naïve Bayes

5. Evaluasi

Pada tahap ini, model yang telah dibangun dievaluasi secara menyeluruh, dan langkah-langkah yang diambil untuk membangun model ditinjau untuk memastikan bahwa model tersebut memenuhi tujuan bisnis. Pada akhir tahap ini, keputusan harus dibuat tentang bagaimana hasil pemodelan akan digunakan.

```
# prediksi klasifikasi
y_pred = model.predict(X_test)
print("\nLaporan Klasifikasi:")
print(classification_report(y_test, y_pred, target_names=le.classes_))
```

Gambar 5. Membuat Prediksi dan Membuat Laporan Klasifikasi

Tahap evaluasi dilakukan dengan menggunakan model yang telah dilatih untuk memprediksi data pengujian (X_{test}), di mana hasil prediksi tersebut disimpan dalam variabel y_{pred} . Selanjutnya, kinerja model dianalisis melalui pembuatan laporan klasifikasi (*classification report*) yang menyajikan berbagai metrik evaluasi, seperti presisi, recall, F1-score, dan support untuk setiap kategori (“Tinggi”, “Sedang”, dan “Rendah”), berdasarkan perbandingan antara hasil prediksi (y_{pred}) dan nilai aktual (y_{test}), sehingga dapat diketahui tingkat akurasi dan kualitas model dalam melakukan klasifikasi. Selanjutnya melakukan pengujian *Confusion Matrix*;

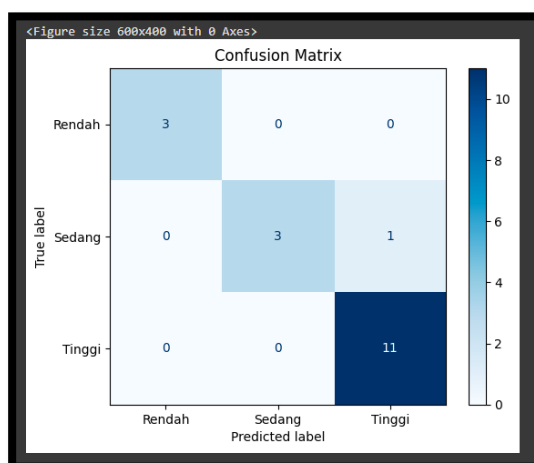
```
plt.figure(figsize=(6,4))
disp.plot(cmap='Blues', values_format='d')
plt.title("Confusion Matrix")
plt.show()
```

Gambar 6. Membuat Confusion Matrix

```
# confusion matrix
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
disp = ConfusionMatrixDisplay(confusion_matrix=cm, display_labels=le.classes_)
```

Gambar 7. Menampilkan Confusion Matrix

Kode ini melakukan prediksi pada data pengujian ($y_{pred} = model.predict(X_{test})$). Kemudian, model dievaluasi menggunakan metrik *classification report* yang memberikan detail presisi, recall, dan F1-score untuk setiap kelas. *Confusion matrix* juga dihitung (*confusion_matrix*) dan divisualisasikan (*ConfusionMatrixDisplay* dan *Matplotlib*) untuk memberikan pemahaman visual tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan setiap kategori motivasi belajar (Rendah, Sedang, Tinggi). Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk menentukan apakah model sudah 'cukup baik' untuk digunakan lebih lanjut.



Gambar 8. Tampilan Confusion Matrix

6. Penyebaran

Tahap *deployment* mencakup penerapan model yang telah divalidasi ke dalam lingkungan operasional. Rencana *deployment*, pemantauan, dan pemeliharaan perlu dipertimbangkan untuk memastikan model tetap efektif dari waktu ke waktu. Meskipun kode yang disediakan tidak mencakup *deployment* model secara penuh ke dalam sistem produksi, bagian berikut dapat dianggap sebagai langkah awal menuju *deployment* atau validasi akhir sebelum *deployment*:

```
df['hasil_prediksi'] = le.inverse_transform(model.predict(X))
df[['nama_siswa', 'metode_inovatif', 'media_pembelajaran', 'interaksi_kel
as', 'kreativitas_tugas', 'kemandirian_belajar', 'hasil_prediksi']].head(
10)
```

Gambar 9. Menambahkan Hasil Ke DataFrame dan menampilkan Hasil

Gambar 13 menunjukkan bagaimana model dapat digunakan untuk membuat prediksi pada seluruh data siswa (*model.predict(X)*). Hasil prediksi ini diubah kembali ke label kategorikal asli dan disimpan dalam kolom *hasil_prediksi*. Menampilkan sebagian dari data dengan hasil prediksi dapat digunakan untuk memverifikasi apakah prediksi model masuk akal dan siap untuk diintegrasikan ke dalam laporan atau sistem informasi yang relevan.

Metodologi *CRISP-DM* ini memberikan struktur yang jelas untuk proses analisis data, memastikan bahwa semua tahapan penting dipertimbangkan dan dilaksanakan secara sistematis dalam pembangunan model klasifikasi motivasi belajar siswa.

	nama_siswa	metode_inovatif	media_pembelajaran	interaksi_kel	kreativitas_tugas	kemandirian_belajar	hasil_prediksi
0	Alya Putri	4	5	4	5	4	Tinggi
1	Zidan Altarzi	2	3	2	2	3	Sedang
2	Naila Zahra	5	4	5	4	4	Tinggi
3	Rafli Hidayat	3	2	3	2	3	Sedang
4	Keisha Aurel	4	5	5	5	4	Tinggi
5	Iqbal Maulana	2	2	1	2	2	Rendah
6	Azka Rayhan	5	5	4	5	5	Tinggi
7	Celine Anjani	1	2	1	2	2	Rendah
8	Raka Pratama	3	3	3	3	3	Sedang
9	Ziva Melati	2	3	2	2	2	Rendah

Gambar 10. Tampilan Hasil Prediksi

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari jurnal ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan tingkat motivasi belajar siswa berdasarkan pembelajaran inovatif terbukti cukup efektif dan relevan. Dengan menggunakan pendekatan *CRISP-DM* yang sistematis, penelitian ini berhasil mengolah data dari 70 siswa melalui beberapa tahapan mulai dari pemahaman masalah hingga evaluasi model. Hasilnya, model yang dibangun mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 87%, yang berarti cukup tinggi untuk ukuran dataset yang tidak terlalu besar. Selain itu, penelitian ini juga mengungkap bahwa faktor interaksi kelas dan kreativitas tugas memiliki pengaruh paling signifikan terhadap motivasi belajar siswa. Artinya, semakin aktif suasana kelas dan semakin kreatif tugas yang diberikan, maka semakin tinggi juga motivasi siswa dalam belajar. Ini jadi insight penting buat guru atau pendidik supaya gak cuma fokus ke materi, tapi juga cara penyampaian dan aktivitas belajar yang lebih *engaging*. Dari sisi metode, *Naïve Bayes* terbukti punya keunggulan dalam hal kesederhanaan, kecepatan proses, dan kemampuannya dalam menangani data kategorikal. Walaupun masih ada sedikit kelemahan pada klasifikasi kategori “sedang”, secara keseluruhan performanya tetap stabil dan bisa diandalkan sebagai model prediksi awal. Secara garis besar, penelitian ini memberikan kontribusi nyata dalam dunia pendidikan, khususnya dalam membantu pendidik memahami pola motivasi belajar siswa. Dengan begitu, strategi pembelajaran ke depannya bisa lebih adaptif, efektif, dan sesuai dengan kebutuhan siswa.

REFERENSI

- [1] M. T. Agustina and D. A. Kurniawan, “Motivasi Belajar Mahasiswa di Masa Pandemi Covid-19,” pp. 120–128.
- [2] R. Disriani and M. Habibi, “Edukatif : Jurnal Ilmu Pendidikan Hubungan Motivasi Belajar Siswa terhadap Hasil Belajar Siswa,” *Edukatif J. Ilmu Pendidik. Vol.*, vol. 5, no. 1, pp. 125–131, 2023.
- [3] E. P. Rubiana, “Faktor-faktor yang mempengaruhi motivasi belajar ipa siswa smp berbasis pesantren 1,” vol. VIII, no. 2, pp. 12–17, 2020.
- [4] M. Purba and I. R. Padya, “ANALISIS SENTIMEN MARKETPLACE DI ERA SOCIETY 5 . 0 MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES,” vol. 8, no. 1, pp. 16–23, 2023.
- [5] F. Z. Milla, A. N. A. Nabilah, and B. K. Aji, “Optimasi Strategi Pembelajaran Mahasiswa untuk Meningkatkan Efektivitas Pemilihan Metode Belajar melalui Pendekatan J48 Tree,” no. November, pp. 101–114, 2023.
- [6] B. V. Christioko, K. Khoirudin, and A. Nugroho, “Penentuan Pola Asosiatif Data Tracer Study Universitas Semarang dengan Algoritma Hash Based,” *Aiti*, vol. 20, no. 2, pp. 150–166, 2023, doi: 10.24246/aiti.v20i2.150-166.
- [7] K. F. Irnanda, D. Hartama, and A. P. Windarto, “Analisa Klasifikasi C4.5 Terhadap Faktor Penyebab Menurunnya Prestasi Belajar Mahasiswa Pada Masa Pandemi,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 327, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2763.
- [8] A. P. Wibawa, M. Guntur, A. Purnama, M. F. Akbar, and F. A. Dwiyanto, “Metode-metode Klasifikasi,” vol. 3, no. 1, pp. 134–138, 2018.
- [9] A. Bengueddach, L. Benachenhoul, A. Bekkaye, and Efan, “Enhancing Content Recommendation for Programming Education Using BERT-Based Techniques.” doi: 10.4018/979-8-3373-0735-0.ch008.
- [10] F. Febriansyah, “Implementasi Metode Naive Bayes untuk Klasifikasi Kondisi Gizi Balita,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 9, no. 2, pp. 61–70, 2024, doi: 10.32493/informatika.v9i2.39676.
- [11] H. K. S. Tayal, P. M. George, P. Singla, and U. Kose, *Bayesian Reasoning and Gaussian Processes for Machine Learning Applications*. 2022. doi: 10.1201/9781003164265.
- [12] T. Susanto and M. Muntahanah, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Pada Aplikasi Penelusuran Alumni (Tracer Study) Bagi Tamatan Smkn 2 Kota Bengkulu,” *J. Inform. Upgris*, vol. 8, no. 2, 2023, doi: 10.26877/jiu.v8i2.13051.
- [13] P. P. D. B, “Implementasi Data Mining Klasifikasi Gejala Penyakit TB Menggunakan Algoritma Naive Bayes pada Studi Kasus,” vol. 5, no. 3, pp. 2888–2898, 2024.
- [14] N. Sundari *et al.*, “Strategi Pembelajaran Heuristik K-R dan Motivasi Belajar : Dampaknya Terhadap Kemampuan Representasi Matematis K-R Heuristic Learning Strategy and Learning Motivation : Impact on Mathematical Representation Ability matematika dibutuhkan untuk memahami strategi ini memberikan kesempatan bagi peserta didik untuk menyalurkan,” vol. 02, no. 01, pp. 1–8, 2022.
- [15] M. Kusmira, “Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine Untuk Memprediksi Pengaruh Pembelajaran Daring Terhadap Motivasi Belajar,” vol. 14, no. 3, pp. 100–107, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i3.10325.
- [16] M. P. Hasibuan, R. Azmi, D. B. Arjuna, S. U. Rahayu, U. Islam, and N. Sumatera, “Analisis Pengukuran

- Temperatur Udara Dengan Metode Observasi,” vol. 1, 2023.
- [17] A. Ali, “METODE PENGUMPULAN DATA PENELITIAN MUSIK BERBASIS OBSERVASI AUDITIF,” vol. 2, no. 2, pp. 85–93, 2020.
- [18] J. Teoretis, T. Bidang, and R. Sipil, “urn a I T e o r e t i s d a n e r a p a n i d a n g e k a y a s a i p i l Jurnal,” vol. 27, no. 3, 2020, doi: 10.5614/jts.2020.27.3.10.
- [19] J. Pendidikan, P. Tematik, D. Masa, P. Covid-, and S. D. Pahlawan, “Analisis Kesiapan Guru Kelas Dalam Mengimplementasikan,” vol. 3, 2021.
- [20] A. F. Muchlis, “Metode Penelitian Survei-Kuesioner untuk Kesusakan dan Privasi pada Hunian Asrama Questionnaire and Survey for Crowding and Privacy in College Dorms : Research Methods,” vol. 12, no. September, pp. 154–163, 2023.
- [21] L. Tahmidaten and W. Krismanto, “Permasalahan Budaya Membaca di Indonesia (Studi Pustaka Tentang Problematika & Solusinya),” pp. 22–33, 2018.
- [22] D. A. Suhada, “Trend Penerapan Sistem Pakar : Sebuah Studi Literatur Trends In The Aplication Of Expert Systems : A Literature Study,” vol. x, no. x, pp. 12–18, 2023.
- [23] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3200.
- [24] E. Purwaningsih and E. Nurelasari, “Implementasi Metode K-Means Clustering Dengan Davies Bouldin Index Pada Analisis Faktor Penyebab Perceraian,” *Inf. Manag. Educ. Prof.*, vol. 7, no. 2, pp. 134–143, 2023, [Online]. Available: <https://databoks.katadata.co.id/>
- [25] I. Budiman, T. Prahasto, and Y. Christyono, “DATA CLUSTERING MENGGUNAKAN METODOLOGI CRISP-DM UNTUK PENGENALAN POLA PROPORSI PELAKSANAAN TRIDHARMA,” vol. 2012, no. Snati, pp. 15–16, 2012.