

# Klasifikasi Soal Sejarah Indonesia Tingkat Sma Berdasarkan Level Kognitif Revised Bloom's Taxonomy Menggunakan Naïve Bayes

1<sup>st</sup> Rudi Guna Pramudia  
Fakultas Rekayasa Industri  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

rudigunapramudia@student.telkomuniv  
ersity.ac.id

2<sup>nd</sup> Oktariani Nurul Pratiwi  
Fakultas Rekayasa Industri  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

onurulp@telkomuniversity.ac.id

3<sup>rd</sup> Riska Yanu Fa'rifah  
Fakultas Rekayasa Industri  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia

riskayanu@telkomuniversity.ac.id

**Abstrak—** Pendidikan adalah proses perubahan sikap dan tata laku seseorang. Evaluasi yang digunakan oleh guru dinegara kita berupa tes seperti ulangan atau ujian. Penelitian ini mengungkap bagaimana membuat machine learning untuk mengklasifikasikan soal sejarah Indonesia tingkat SMA level kognitif Revised bloom's taxonomy ditingkat kesulitan C1 sampai C3 dengan algoritma Naive bayes. Dalam melakukan pelabelan dilakukan dengan cara manual untuk menentukan soal berdasarkan level kognitif RBT. Untuk mendapatkan hasil akurasi sebuah machine learning pada penelitian ini ada beberapa tahapan yaitu tahapan preprocessing dimana dataset akan disaring menggunakan case folding, tokenizing, filtering, dan stemming selanjutnya dataset akan dilakukan pembobotan dengan TF-IDF. Peneliti menggunakan metode SMOTE over-sampling untuk mengatasi imbalance data kemudian dilakukan pengujian menggunakan K-fold dengan jumlah fold sebanyak 10 dan terakhir model dilakukan evaluasi performansi dengan menggunakan confusion matrix. Hasil klasifikasi diperoleh skor rata-rata K-fold dataset mengalami kenakikan 16% (60% - 76%) setelah dilakukan SMOTE kemudian hasil akurasi evaluasi performansi juga mengalami kenaikan sebanyak 21% (61% - 82%) ketika dilakukan SMOTE. Hasil penelitian yang diperoleh dari implementasi K-Fold Cross Validation dan confusion matrix menunjukkan bahwa penggunaan algoritma Naïve bayes menunjukkan skor akurasi yang baik, serta penggunaan metode oversampling sangat membantu dalam penelitian ini guna mengatasi imbalance data.

**Kata kunci—** klasifikasi soal pertanyaan, naïve bayes, sejarah indonesia, SMOTE, RBT, oversampling, soal SMA

## I. PENDAHULUAN

Pendidikan adalah proses perubahan sikap dan tata laku seseorang dalam usaha mendewasakan manusia melalui upaya pengajaran dan pelatihan. Dalam pembelajaran di sekolah tentu diperlukannya evaluasi dalam pembelajaran guna mendapatkan data berupa nilai siswa agar nantinya dapat diambil kesimpulan apakah Pendidikan yang diberikan dapat diterima dan dipahami siswa [1]. Bloom's Taxonomy

adalah sebuah metode pengelompokan materi menurut ciri-ciri yang dipaparkan oleh metode ini. Bloom's Taxonomy digunakan untuk tujuan instruksional; ada 3 klasifikasi dalam Taxonomy yaitu: (1) Kognitif, yaitu ranah yang menekankan aspek intelektual, seperti pengetahuan dan keterampilan berpikir. (2) afektif yaitu ranah yang mencakup dengan emosi, nilai, minat, sikap (3) Psikomotorik yaitu ranah yang berisi perilaku keterampilan motorik/kemampuan fisik [2].

Evaluasi Pendidikan yang biasa dilakukan oleh tenaga pendidik di negara kita biasanya berupa tes seperti ulangan yang di adakan biasanya setiap akhir materi atau ujian semester atau tengah semester yang akan nantinya diberi nilai dan dilihat apakah siswa yang di didik memenuhi batas minimal nilai yang telah di berikan[3].

Dalam penelitian ini metode machine learning yang ingin digunakan yaitu Naïve bayes dengan mengklasifikasikan soal-soal sejarah Indoneisa dengan menggunakan probabilitas statistik [4]. Machine learning adalah sekumpulan algoritma pemrograman yang dikembangkan untuk dapat belajar dengan sendirinya berdasarkan analisa dari data latih yang telah disediakan sebelumnya[5]. Algoritma naïve bayes ini diperuntukan mengklasifikasi text atau dokumen yang perhitungannya menggunakan jumlah term dan dokumen[6]. Naïve bayes memiliki keunggulan dalam performa klasifikasi yang tinggi dan banyak gunakan pada data mining untuk di implementasi ke dalam klasifikasi[7]. Di dalam penelitian ini peneliti ingin melakukan klasifikasi soal sejarah Indonesia tingkat SMA berdasarkan level kognitif teori RBT dari C1 hingga C3 karena level kesulitan C1-C3 akan lebih cocok dengan soal SMA mengingat level tersebut lebih banyak memenuhi pada dataset ini[8]. Maka hasil dari tugas akhir ini adalah akan menghasilkan sebuah machine learning yang dapat mengklasifikasikan soal-soal berdasarkan level C1 sampai C3 dari teori Revised Bloom's Taxonomy pada soal Sejarah Indonesia pada tingkat SMA.

## II. KAJIAN TEORI

### A. Taksonomi Bloom (Bloom's Taxonomy)

Taksonomi Bloom atau *Bloom's taxonomy* adalah sebuah metode dalam Pengklasifikasian dalam bidang Pendidikan [9]. Pada tahun 1956, Bloom dkk, memperkenalkan sebuah

kerangka yang berbentuk hierarki yang mengidentifikasi skills dan kemampuan berpikir dari tingkat yang rendah hingga tinggi di bidang pendidikan yang dinamakan *Bloom's Taxonomy*. Dalam kerangka konsep ini Bloom membagi menjadi 3 ranah kemampuan intelektual yaitu kognitif adalah kemampuan pengetahuan dan keterampilan berpikir. Afektif yaitu ranah yang berhubungan dengan emosi contohnya perasaan, sikap, motivasi. dan psikomotorik yaitu ranah dengan kemampuan fisik seperti bermain bola, basket dan berenang [2]. Pada tahun 1994, murid dari bloom, Lorin Anderson Krathwohl dkk merevisi taksonomi bloom agar tetap dapat mengikuti zaman. Dan hasil dari revisi tersebut pada dilakukan pada ranah kognitif berikut penjelasannya[10].

1. Remembering (C1): mengingat adalah usaha untuk mendapatkan Kembali pengetahuan dari memori atau ingatan di masa lampau.
2. Understanding (C2): memahami adalah membangun sebuah pengertian dari berbagai macam sumber bacaan dan informasi.
3. Applying (C3): menerapkan sebuah konsep atau pengetahuan pada kondisi tertentu
4. Analyzing (C4): menganalisis dengan memecahkan suatu masalah suatu permasalahan dengan memisahkan bagian dari permasalahan dan mencari keterkaitan dari tiap bagian tersebut.
5. Evaluating (C5): memberikan penilaian kriteria dan standar yang sudah ada. Kriteria yang biasanya digunakan adalah kualitas, efektifitas, efisiensi dan konsistensi.
6. Creating (C6): meletakkan unsur-unsur secara bersama-sama untuk menghasilkan suatu produk.

#### B. Klasifikasi Pertanyaan

Klasifikasi pertanyaan yaitu adalah proses dimana system menganalisa pertanyaan dan memberi label pertanyaan berdasarkan jenis jawaban yang diinginkan[11]. Pemrosesan untuk mengklasifikasi pertanyaan yang memiliki bermacam-macam bentuk dapat memakan waktu yang cukup lama, maka dari itu sangat di perlukan untuk melakukan pelabelan terlebih dahulu untuk memecah kalimat pertanyaan[12].

#### C. Penambangan Teks (*Text Mining*)

Penambangan Teks (*Text Mining*) adalah proses untuk memperoleh informasi berkualitas tinggi dari teks[13]. Penambangan teks memiliki peran penting dalam bidang penambangan data. Dengan mengaplikasikan proses-proses dalam penambangan teks. Maka, akan di peroleh pola-pola data, tren dan ekstraksi dari pengetahuan-pengetahuan yang potensial dari data teks[14].

Terdapat beberapa pengelompokan penambangan teks yang ada yaitu, Pencarian dan perolehan informasi, Klasifikasi dokumen, *Web mining*, Ekstraksi informasi, *Natural Language Processing*, Ekstraksi konsep

#### D. Text Preprocessing

Text preprocessing merupakan proses pengolahan data teks untuk mendapatkan model yang terstruktur dari data tekstual mentah yang tidak terstruktur. Adapun 4 tahapan dalam melakukan text preprocessing yaitu[15]:

Case Folding: yaitu tahapan mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil

Tokenizing: proses penghilangan tanda baca pada kalimat yang ada dalam dokumen sehingga menghasilkan kata-kata yang berdiri sendiri.

Filtering: proses membuang kata-kata yang tidak bersangkutan dari hasil tokenizing

Stemming: proses yang dilakukan untuk mengambil bentuk dasar dari suatu kata yang telah melalui proses filtering.

#### E. Naïve Bayes (NB)

NB merupakan metode pengklasifikasian probabilitas sederhana[12]. Naïve Bayes akan menghitung probabilitas frekuensi dan kombinasi nilai dari data set yang disediakan. Algoritma ini menganggap semua atribut pada setiap kategori tidak memiliki ketergantungan [16].

Persamaan Metode Naïve Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Dimana A hipotesis data, B Jumlah kelas yang belum diketahui,  $P(A|B)$  probabilitas A berdasarkan kelas B,  $P(A)$  Probabilitas hipotesis A,  $P(B|A)$  Probabilitas B berdasarkan kondisi pada hipotesis A, dan  $P(B)$  Probabilitas B

Keunggulan dari penggunaan algoritma NB yaitu tidak memerlukan data latih yang banyak untuk menentukan parameter mean dan varians dari variabel yang dibutuhkan untuk klasifikasi [17]. NB telah dikenal sebagai algoritma yang dapat memberikan skor akurasi dan kecepatan yang tinggi ketika dijalankan pada basis data yang besar [18].

#### F. TF-IDF

*Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode untuk menghitung bobot dari suatu kata (*term*) dari dokumen. Metode ini dinilai efisien dan mudah serta memiliki akurasi yang baik[19]. Cara kerja metode ini dengan menggabungkan dua konsep untuk perhitungan bobot yaitu, frekuensi kemunculan sebuah kata didalam sebuah dokumen tertentu dan inverse frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut [20]. Formula yang digunakan pada term frequency(tf) yaitu nilai diberikan berdasarkan jumlah kemunculan suatu kata di dokumen. Berikut adalah persamaan TF-IDF.

$$IDF = \text{Log} \frac{D}{DF} \quad (2)$$

Keterangan:

$IDF$  = Invers dokumen frekuensi

$D$  = Total Dokumen

$DF$  = Frekuensi dokumen dari *term*

$\text{Log}$  = Untuk memperkecil pengaruhnya relatif terhadap tf

Bobot *term* dihitung dengan menggunakan rumus:

$$W = tf \times IDF \quad (3)$$

Keterangan:

$W$  = Bobot dokumen

$tf$  = Term Frekuensi

$IDF$  = Invers dokumen frekuensi

G. Evaluasi Performansi

*Confusion matrix* merupakan alat ukur model evaluasi performansi yang digunakan untuk mengukur performa suatu algoritma[21]. Ada 3 nilai yang akan di digunakan yaitu akurasi, precision, dan recall berikut adalah table confusion matrix[22].

TABEL 1  
TABEL CONFUSION MATRIX

Kategori		True Value	
		True	False
Hasil Klasifikasi	True	TP	FP
	False	FN	TN

(TP) merupakan data positif yang di prediksi benar, (FP) merupakan data negatif yang diprediksi positif, (FN) merupakan data positif yang diprediksi negatif, dan (TN) merupakan data negatif yang diprediksi benar. Kemudian berikut adalah tabel performa sebuah model menurut akurasi yang didapat[23].

TABEL 2  
TABEL PERFORMA AKURASI

Akurasi	Nilai performa
90% - 100%	Sangat Baik
80% - 90%	Baik
70% - 80%	Cukup
60% - 70%	Buruk
<=60%	Sangat Buruk

H. Cross Validation

Cross validation merupakan sebuah metode atau Teknik yang berfungsi untuk memprediksi *error rate* dari sebuah model [24]. Dimana data dipecah menjadi dua bagian yaitu data yang digunakan dalam proses pembentukan model disebut data latih atau data *training* dan data yang digunakan untuk memvalidasi dari model disebut dengan data *testing* [25]. Pada pendekatan metode k-fold cross validation, *dataset* dibagi menjadi sebuah *k* buah partisi secara acak. Kemudian dilakukan sejumlah *k*-kali percobaan dengan masing-masing percobaan menggunakan data dari partisi ke-*k* sebagai data *testing* dan menggunakan sisa partisi sebagai data *training* [26].

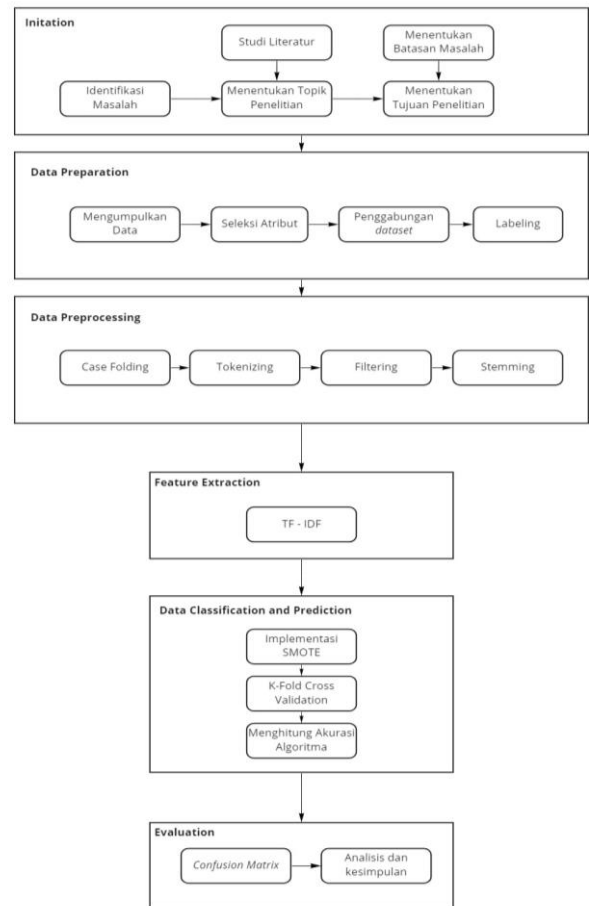
I. SMOTE

*Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) adalah metode *over-sampling* dimana data pada kelas minoritas diperbanyak dengan menggunakan data sintetik yang berasal dari replikasi data pada kelas minoritas [28]. Fungsi dari teknik SMOTE ini yaitu untuk menangani class imbalance, SMOTE menciptakan sebuah contoh dari kelas minoritas sintesis yang beroperasi di ruang fitur daripada ruang data [27].

III. METODE

Peneliti menggunakan sistematika penyelesaian masalah dengan beberapa tahap, yaitu inisiasi, pengolahan data, lalu

hasil dan kesimpulan. Diagram sistematika penyelesaian masalah disajikan pada gambar di bawah ini.



GAMBAR 1  
SISTEMATIKA PENYELESAIAN

A. Initiation

Pada tahap inisiasi ada langkah-langkah yang akan dilalui, yang pertama yaitu identifikasi masalah dimana akan menentukan ide guna mendapati tujuan dari penelitian kemudian dilakukan studi literatur yang akan diperoleh untuk menentukan topik penelitian dan batasan masalah. Setelah tahapan sebelumnya terpenuhi didapatkanlah ide untuk menentukan tujuan dari penelitian.

B. Data Preparation

Pada tahap *data preparation* mengandung langkah persiapan data. Tahapan ini dimulai dengan pengumpulan data yang selanjutnya dilakukan penyeleksian atribut dan penggabungan dataset dari data yang sudah dikumpulkan tadi dan dikumpulkan menjadi satu dokumen sehingga dapat *labeled* dengan manual.

C. Data Preprocessing

Pada tahap *data preprocessing* mengandung langkah pengolahan data. Dalam tahapan ini terdapat beberapa langkah yang terdiri dari *case folding*, *tokenizing*, *filtering*, *stemming*.

#### D. Feature Extraction

Kemudian hasil dari pengolahan diatas dilanjutkan dengan pembobotan pada data tersebut ini dilakukan pada tahap ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Tahapan ini bertujuan untuk mengubah kata menjadi numerik agar bisa diproses oleh machine learning

#### E. Data Classification and Prediction

Dalam tahap ini data akan dibagi menjadi dua yaitu dengan mengimplementasi data yang sudah di SMOTE dengan yang belum di SMOTE guna melihat perbedaan dari skor akurasi antara kedua tahapan tersebut. Implementasi kedua metode ini akan diproses Kembali menggunakan *K-Fold Cross Validation* yang akan menghasilkan akurasi dari kedua metode sebelum dan sesudah di SMOTE.

#### F. Evaluation

Pada tahapan evaluasi akan dilakukan pengujian menggunakan *confusion matrix* dari performa model yang telah dibuat dengan SMOTE kemudian akan dianalisis hasil dari penelitian ini.

### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Labeling

labeling ini dilakukan secara manual dari dataset yang sudah dihilangkan atributnya tadi, labeling dilakukan berdasarkan tingkat kognitif RBT dapat dilihat sebagai berikut.

TABEL 3  
LABELING

Soal	Label
Dalam pelaksanaan Dwikora, Pemerintah Indonesia kemudian membentuk Komando	<i>Remembering/C1</i>
Tujuan utama diberlakukannya sistem ekonomi AliBaba adalah	<i>Understanding/ C2</i>
Di bidang politik, sistem imperialisme yang diterapkan oleh bangsa Eropa di Indonesia telah menimbulkan akibat	<i>Applying/C3</i>

Soal di atas dapat dikelompokkan ke dalam level kognitif RBT menggunakan kaidah dari daftar pilihan kata kerja level kognitif RBT itu sendiri yang telah penulis Analisa lagi menjadi satu kata sederhana guna menjadi tolak ukur dimanakah sebuah soal akan dilabeli. Berikut adalah kata yang telah dibuat:

- C1: Apa, Kapan, Dimana, Yang, Siapa, Mengapa, yakni, disebut, Adalah, Tujuan, Sebagai, Oleh + Siapa.
- C2: *kecuali, untuk, sebab-dampak, dalam rangka, yaitu, karena, alasan, sebab + oleh, berupa, antara + Antar, dengan, jika*
- C3: *Salah-satu, Antara lain, Seperti, Rangka, Faktor, Berikut ini merupakan-kecuali*

#### B. Data Preprocessing

Agar data dapat diproses maka harus melalui beberapa tahapan untuk di implementasi ke proses TF-IDF. Di dalam *data preprocessing* akan dibagi dengan beberapa tahapan

yaitu *case folding, tokenizing, filtering, dan stemming*. *Case folding* adalah tahapan yang mengubah karakter/huruf menjadi *lowercase*. Berikut contoh dari *data preparation*.

TABEL 4  
HASIL PREPROCESSING

Data	latar belakang dikeluarkannya dekrit presiden 5 juli 1959 salah satunya adalah.
Case Folding	Latar belakang dikeluarkannya dekrit presiden juli salah satunya adalah
Tokenizing	['latar', 'belakang', 'dikeluarkannya', 'dekrit', 'presiden', 'juli', 'salah', 'satunya', 'adalah']
Filtering	['latar', 'dikeluarkannya', 'dekrit', 'presiden', 'juli', 'salah', 'satunya']
Stemming	<i>latar keluar dekrit presiden juli salah satu</i>

#### C. TF-IDF

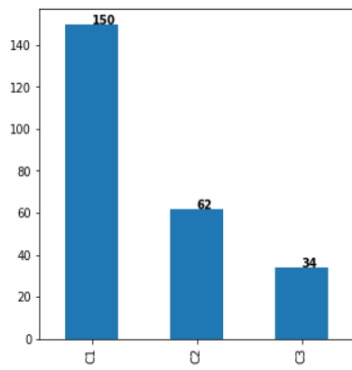
Pada tahapan ini data akan dilakukan tahapan pembobotan pada kata menggunakan TF-IDF. Ini dilakukan karena algoritma tidak dapat memproses kata atau *string*, sehingga diperlukannya untuk mengubah kata atau *string* ini kedalam bentuk angka atau numerik. Berikut adalah contoh dari hasil pembobotan TF-IDF.

TABEL 5  
HASIL TF-IDF

<i>Stemming</i>	<i>TF-IDF</i>
'kawasan' 'timur' 'konflik' 'salah' 'an'	'kawasan':0.6031050887012803 'timur': 0.28551949102465574 'konflik': 0.6482997276631076 'salah': 0.1713977862096481 'an': 0.3241498638315538

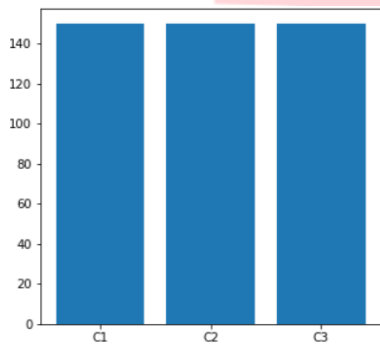
#### D. Implementasi SMOTE

peneliti menggunakan metode SMOTE guna untuk menangani imbalance data pada dataset. Dataset ini mengalami imbalance diketahui dari perbedaan jumlah antar ketiga label yakni label C1 berjumlah 150, C2 berjumlah 62, dan C3 berjumlah 34. Berikut adalah komposisi dataset sebelum dilakukan smote.



GAMBAR 2  
JUMLAH DATA SEBELUM SMOTE

Dengan rasio data seperti di atas akan menyebabkan ketidak seimbangan data maka dilakukanlah metode SMOTE dengan *oversampling* [28]. *Oversampling* dipilih karena kelas minoritas dibuat replika sehingga jumlah dari kelas minoritas bisa menyamai dengan kelas mayoritas[29]. Berikut data setelah dilakukan SMOTE dengan *oversampling*.



GAMBAR 3  
JUMLAH DATA SETELAH SMOTE

E. Implementasi *K-fold* dan Algoritma Naïve bayes

Peneliti menggunakan algoritma NB dengan *K-Fold Cross Validation*. Pengujian ini bertujuan ini untuk melihat pembahasan dari kinerja metode NB dan *Cross Validation* dalam klasifikasi data. Nilai *k* yang digunakan yaitu 10-fold karena metode ini memiliki estimasi performa yang akurat dan yang paling umum digunakan[24]. Jenis algoritma NB yang digunakan yakni *Multinomial Naïve Bayes*. Algoritma ini digunakan karena dikenal sebagai algoritma yang memiliki tingkat akurasi tinggi dan sederhana[30]. Di bawah ini adalah hasil dari penerapan *K-Fold Cross Validation* dengan algoritma NB dengan sebelum dan sesudah SMOTE.

TABEL 6  
HASIL K-FOLD SEBELUM SMOTE

Fold	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Akurasi	56%	72%	72%	68%	52%	68%	41%	54%	62%	58%

TABEL 7  
HASIL K-FOLD SETELAH SMOTE

Fold	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Akurasi	55%	66%	71%	51%	51%	80%	97%	100%	100%	91%

Dari hasil implementasi *K-Fold* di atas peneliti memperoleh rata-rata dataset sebelum dilakukannya SMOTE yaitu 60%. Sedangkan rata-rata skor *K-Fold* setelah dilakukannya SMOTE yakni 76%. Maka hasil *K-Fold Cross Validation* dengan algoritma NB yang telah dilakukan SMOTE memiliki akurasi yang lebih besar dan baik dari pada sebelum dilakukan SMOTE.

F. *Confusion Matrix*

Pada tahapan ini peneliti akan mengevaluasi performansi guna mengukur kinerja model klasifikasi dengan algoritma NB terhadap dataset yang telah dilakukan SMOTE. Maka peneliti menggunakan *confusion matrix* guna mengukur performa algoritma NB. Berikut adalah tabel hasil dari *confusion matrix*.

TABEL 8  
HASIL CONFUSION MATRIX SESUDAH SMOTE

True \ Predicted	C1	C2	C3	All
	C1	147	3	0
C2	60	2	0	62
C3	33	1	0	34
All	240	6	0	246

TABEL 9  
HASIL CONFUSION MATRIX SESUDAH SMOTE

True \ Predicted	C1	C2	C3	All
	C1	87	39	24
C2	10	135	5	150
C3	1	1	148	150
All	98	175	177	450

Kemudian setelah didapatnya hasil dari *confusion matrix* maka hasil dari evaluasi performansi sebagai berikut.

TABEL 10  
HASIL EVALUASI PERFORMANSI

Report	Sebelum SMOTE	Sesudah SMOTE
Precision	46%	83%
Recall	61%	82%
F1-Score	47%	80%
Accuracy	61%	82%

Dari hasil di atas, dapat dijelaskan bahwa model setelah SMOTE dapat memprediksi dengan benar sebesar 83% (Precision). Kemudian model mampu menemukan label yang relevan sebesar 82% (recall). Akhirnya model mendapatkan keseimbangan antara precision dan recall sebesar 80% (f1-score). Kemudian untuk sebelum SMOTE model mendapatkan 46% nilai precision dan 61% nilai recall, sehingga mendapatkan nilai 47% f1-score. Kemudian berdasarkan skor yang diperoleh di atas model setelah dilakukan SMOTE mendapatkan akurasi sebesar 82% lebih besar 21% dari hasil akurasi sebelum SMOTE dengan nilai 61%, sehingga hasil evaluasi model masuk ke dalam kategori baik [31].

## V. KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini yang diperoleh dari implementasi K-Fold Cross Validation dan confusion matrix menunjukkan bahwa penggunaan algoritma Naïve bayes menunjukkan skor akurasi yang baik serta penggunaan metode oversampling sangat membantu dalam penelitian ini guna mengatasi *imbalance* data ini terbukti Ketika dilakukan metode oversampling kenaikan rata-rata skor K-fold naik sebanyak 16% dibandingkan sebelum digunakan oversampling. Kemudian hasil akurasi dari evaluasi performansi pada model ini setelah dilakukan SMOTE memiliki performa 82% sementara sebelum dilakukan SMOTE memiliki performa 61%, ini menunjukkan bahwa performa model naik sebesar 21% Ketika model menggunakan SMOTE.

## REFERENSI

- [1] Raharjo, S. B. (2013). Evaluasi Trend Kualitas Pendidikan Di Indonesia. *Jurnal Penelitian Dan Evaluasi Pendidikan*, 16(2), 511–532.
- [2] Magdalena, I., Fajriyati Islami, N., Rasid, E. A., & Diasty, N. T. (2020). Tiga Ranah. *EDISI: Jurnal Edukasi Dan Sains*, 2(1), 132–139.
- [3] Toriqul Arif, M. (2019). Penelitian Evaluasi Pendidikan. *Addabana : Jurnal Pendidikan Agama Islam*, 2(2), 66–75.
- [4] Kurniawan, Y. I. (2018). Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan C.45 dalam Klasifikasi Data Mining. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(4), 455.
- [5] Putra, A. I., & Santika, R. R. (2020). Implementasi Machine Learning dalam Penentuan Rekomendasi Musik dengan Metode Content-Based Filtering. *Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(1), 121–130.
- [6] Aninditya, A., Hasibuan, M. A., & Sutoyo, E. (2019). Text mining approach using TF-IDF and naive bayes for classification of exam questions based on cognitive level of bloom's taxonomy. *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Internet of Things and Intelligence System, IoTaIS 2019*, c, 112–117.
- [7] Widya Astuti, L., Saluza, I., & Fadhiel Alie, M. (2020). Optimalisasi Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Forward Selection pada Naive Bayes. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 11(2), 63–67.
- [8] Pantiwati, Y., & Permana, F. H. (2017). Analisis butir soal oleh mahasiswa S1 pendidikan biologi universitas muhammadiyah malang (UMM) berdasarkan PISA dan taksonomi bloom revisi. *Publikasi Ilmiah UMS*, 707–716.
- [9] Suryatmojo, D. L. (2018). Penggunaan Taksonomi Bloom Dalam Pembelajaran Keterampilan Menyimak Bermuatan Pendidikan Karakter Profetik Untuk Mengukur Keberhasilan Hasil Belajar Mahasiswa. *Proceeding Seminar Nasional Pertemuan Ilmiah Bahasa Dan Sastra Indonesia* 40, 601, 601–620.
- [10] Rochmad. (2012). Revisi Taksonomi Bloom (A Revision Of Bloom's Taxonomy).
- [11] Metzler, D., & Croft, W. B. (2005). A Markov random field model for term dependencies. *SIGIR 2005 - Proceedings of the 28th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 472–479.
- [12] Tagger, B. B. (2019). Pelabelan kelas kata teks berbahasa indonesia berbasis brill tagger.
- [13] Adhe, D., Rachman, C., Goejantoro, R., & Tisna, D. (2020). Implementation Of Text Mining For Grouping Thesis Documents Using K-Means Clustering. *Jurnal EKSPONENSIAL*, 11(2), 167–174.
- [14] Kartikasari, T. S., Setiawan, H., & Lucky Tirma Irawan, P. (2020). Implementasi Text Mining Untuk Analisis Opini Publik Terhadap Calon Presiden. *Jurnal Simantec*, 7(1), 39–47.
- [15] Pallas, F. A., Setyawan, G. E., & Prasetyo, B. H. (2018). Sistem Kendali Navigasi Quadcopter Menggunakan Suara Melalui Smartphone dan Arduino dengan Metode Text Processing. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(2), 732–738.
- [16] Damanik, J. (2016). *Jurnal Teknologi Informasi Dan komunikasi*. *Jurnal Internasional Ti2*, 5(1), i–viii.
- [17] Adiswara, Y. L. (2018). Klasifikasi pertanyaan pada sistem tanya jawab berbahasa indonesia menggunakan. 85–86.
- [18] Devita, R. N., Herwanto, H. W., & Wibawa, A. P. (2018). Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Artikel Berbahasa indonesia. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(4), 427.
- [19] Naf'an, M. Z., Burhanuddin, A., & Riyani, A. (2019). Penerapan Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF untuk Mendeteksi Kemiripan Dokumen. *Jurnal Linguistik Komputasional*, 2(1), 23–27.
- [20] Siregar, R. R. A., Sinaga, F. A., & Arianto, R. (2017). Aplikasi Penentuan Dosen Penguji Skripsi Menggunakan Metode TF-IDF dan Vector Space Model. *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, 1(2), 171.
- [21] Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)*, 5(2), 697–711.
- [22] Pratiwi, B. P., Handayani, A. S., & Sarjana, S. (2021). Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2), 66–75.
- [23] Santosa, S., & Yuliantara, R. (2017). Model Prediksi Pola Loyalitas Pelanggan Telekomunikasi Menggunakan Naive Bayes Dengan Optimasi Particle Swarm Optimization. *Jurnal Teknologi Informasi*, 13, 154–169.
- [24] HULU, S. S. U. (2020). Analisis Kinerja Metode Cross Validation Dan K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Data. *Universitas Sumatera Utara*, 4–16.
- [25] SUPARTINI, I. A. M., SUKARSA, I. K. G., & SRINADI, I. G. A. M. (2017). Analisis Diskriminan Pada Klasifikasi Desa Di Kabupaten Tabanan Menggunakan Metode K-Fold Cross Validation. *E-Jurnal Matematika*, 6(2), 106.
- [26] Azis, H., Tangguh Admojo, F., & Susanti, E. (2020). Analisis Perbandingan Performa Metode Klasifikasi pada Dataset Multiclass Citra Busur Panah. *Techno.Com*, 19(3), 286–294.
- [27] Siringoringo, R. (2018). Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE dan k-Nearest Neighbor. *Jurnal ISD*, 3(1), 44–49.
- [28] Sutoyo, E., & Fadlurrahman, M. A. (2020). Penerapan SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class dalam

Klasifikasi Television Advertisement Performance Rating Menggunakan Artificial Neural Network. JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika), 6(3), 379–385.

- [29] Putri, S. A. (2017). Integrasi Teknik Smote Bagging Dengan Information. Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer, 2(2), 22–31.
- [30] Sabrani, A., Wedashwara W., I. G. W., & Bimantoro, F. (2020). Multinomial Naïve Bayes untuk Klasifikasi Artikel Online tentang Gempa di Indonesia. Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, Dan Aplikasinya (JTIKA ), 2(1), 89–100.
- [31] Novendri, R., Andreswari, R., & ... (2021). Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Customer Churn Menggunakan Algoritma Naive Bayes. EProceedings ..., 8(2), 2762–2773.

