

Analisis Sentimen Pengguna X Terhadap Kebocoran Data Pribadi Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes Classifier*

Stefanni¹, Zulfachmi², Zulkipli³, Aggry Saputra⁴

¹Program Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Teknologi Indonesia Tanjung Pinang

^{2,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Indonesia Tanjung Pinang

Jalan Pompa Air No.28, Tanjungpinang, Kepulauan Riau, Indonesia

¹stefanniliigeee@gmail.com

²fahmi.stti@gmail.com

³zulkipli@sttindonesia.ac.id

⁴aggrysaputra@gmail.com

Intisari— Kebocoran data pribadi di Indonesia semakin marak terjadi dan menimbulkan dampak serius bagi individu maupun dunia bisnis. Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi informasi, isu ini menjadi topik perbincangan yang intens di media sosial, khususnya pada platform X (Twitter). Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna X terhadap kasus kebocoran data pribadi dengan mengklasifikasikan opini ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Selain itu, penelitian ini juga mengevaluasi kinerja model klasifikasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Naïve Bayes Classifier*, dengan data latih sebesar 70% (433 data) dan data uji sebesar 30% (186 data). Data diperoleh melalui proses web crawling dan diproses menggunakan teknik preprocessing sebelum dilakukan klasifikasi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan persentase sebesar 43,54%, diikuti oleh sentimen positif sebesar 28,50%, dan sentimen netral sebesar 27,96%. Evaluasi model menghasilkan tingkat akurasi 98,92%, dengan presisi negatif 100%, presisi netral 100%, dan presisi positif 96,30%. Sementara itu, recall untuk sentimen positif dan negatif mencapai 100%, sedangkan recall untuk sentimen netral sebesar 96,23%. Nilai f1-score untuk sentimen negatif, netral, dan positif masing-masing adalah 1,0, 0,988, dan 0,981. Temuan ini menunjukkan bahwa *Naïve Bayes Classifier* memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen terkait kebocoran data pribadi. Dominasi sentimen negatif dalam hasil klasifikasi mencerminkan kekhawatiran yang tinggi di kalangan masyarakat terhadap isu ini, yang mengindikasikan perlunya langkah-langkah lebih lanjut dalam meningkatkan keamanan data dan perlindungan privasi di Indonesia.

Kata kunci— Analisis Sentimen, Keamanan Data, Media Sosial X, *Naïve Bayes Classifier*, Pelanggaran Data Pribadi

Abstract— *Personal data breaches in Indonesia have become increasingly prevalent, posing significant risks to both individuals and businesses. With the rapid advancement of information technology, this issue has sparked intense discussions on social media, particularly on the X (Twitter) platform. This study aims to analyze user sentiment on X regarding personal data breaches by classifying opinions into positive, negative, and neutral sentiment categories. Additionally, this research evaluates the performance of the classification model using a confusion matrix to measure accuracy, precision, recall, and f1-score. The method used in this study is the Naïve Bayes Classifier, with 70% training data (433 data points) and 30% testing data (186 data points). The data was obtained through web crawling and preprocessed before performing sentiment classification. The results indicate that negative sentiment dominates with 43.54%, followed by positive sentiment at 28.50%, and neutral sentiment at 27.96%. Model evaluation achieved an accuracy of 98.92%, with negative precision 100%, neutral precision 100%, and positive precision 96.30%. Meanwhile, recall for both positive and negative sentiment reached 100%, while recall for neutral sentiment was 96.23%. The f1-score for negative, neutral, and positive sentiment was 1.0, 0.988, and 0.981, respectively. These findings demonstrate that the Naïve Bayes Classifier performs exceptionally well in classifying sentiment related to personal data breaches. The dominance of negative sentiment in the classification results reflects high public concern over this issue, highlighting the urgent need for enhanced data security measures and privacy protection in Indonesia.*

Keywords— Data Security, *Naïve Bayes Classifier*, Personal Data Breach, Sentiment Analysis, Social Media X.

I. PENDAHULUAN

Pelanggaran data dan kebocoran data menjadi masalah yang semakin umum dan dapat menimbulkan dampak negatif yang cukup signifikan terhadap individu maupun bisnis[1]. Kebocoran data pribadi tentu saja menjadi tantangan yang besar, konsekuensi negatif dari pelanggaran data dapat mengakibatkan denda, dan bahkan hilangnya kepercayaan

publik. Berdasarkan artikel CNN Indonesia yang ditulis pada Kamis 20 Juli 2023, Direktur Jenderal Aplikasi dan Informatika Kementerian Komunikasi dan Informatika Samuel Abrijani Pangerapan mengungkapkan bahwa telah terjadi 94 kasus kebocoran data RI sejak tahun 2019, dengan total 35 kasus terjadi pada tahun 2023[2].

Di Indonesia, kasus kebocoran data pribadi semakin marak terjadi, mengakibatkan dampak serius baik bagi individu

maupun sektor bisnis. Kebocoran data dapat menyebabkan berbagai konsekuensi, seperti penyalahgunaan informasi pribadi, pencurian identitas, hingga kerugian finansial. Hal ini mendorong meningkatnya perhatian publik terhadap isu perlindungan data dan keamanan siber. Kebocoran data menjadi pembicaraan yang hangat di bahas oleh netizen atau masyarakat Indonesia pada media sosial terkhususnya X (Twitter). Twitter merupakan tempat yang tepat untuk berbagi pemikiran, gagasan, mengumpulkan informasi, menginspirasi pikiran, melihat apa yang sedang dilakukan teman, bahkan mencari tau tren atau isu-isu yang sedang viral saat ini[3].

Berdasarkan laporan terbaru *We Are Social*, jumlah pengguna Twitter (X) di Indonesia pada tahun 2021 yaitu 14,05 juta pengguna, dan pada tahun 2022 mengalami peningkatan sebesar 31,3% yaitu mencapai 18,45 juta pengguna[4].

Analisis Sentimen merupakan sebuah teknik pengolahan data yang dapat digunakan untuk menggali sentimen atau opini yang terkandung dalam ulasan pengguna sebuah aplikasi atau website[5]. Analisis sentimen memiliki banyak tantangan seperti suatu dokumen atau bagian dari dokumen yang berkaitan dengan suatu objek atau subjek, dan apakah pendapat yang diungkapkan positif atau negatif [6]. Analisis sentimen merupakan bidang dari *data mining* yang mengklasifikasikan teks yang terkait dengan bidang luas pemrosesan bahasa alami, linguistik komputasi, dan *text mining* pada sebuah objek atau subjek terpilih[7].

Pada penelitian sebelumnya dengan judul "Implementasi Algoritma Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine Tentang Pembobolan dan Kebocoran Data di Twitter" yang mendapatkan nilai presisi *naive bayes* sebanyak 97%, sedangkan dari metode SVM didapatkan hasil presisi sebesar 80%. Yang berarti metode *naive bayes* mendapatkan nilai presisi yang jauh lebih baik dibandingkan metode SVM[7].

Naive bayes classifier dapat digunakan dalam berbagai kajian analisis sentimen positif dan negatif pengguna aplikasi, dimana nilai akurasi, *class recall*, *class precision*, menunjukkan hasil yang optimal [9].

Maka penelitian ini akan menggunakan metode *naive bayes* untuk mengkaji analisis sentimen terhadap pengguna aplikasi X (Twitter) tentang isu kebocoran data pribadi dengan data yang digunakan berupa dataset yang berisi tanggal komentar, waktu komentar, nama akun pemberi komentar, serta teks komentar yang ditulis.

II. STUDI PUSTAKA

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses memahami, mengekstraksi, dan mengolah data tekstual secara otomatis dengan tujuan mengidentifikasi kecenderungan opini terhadap suatu objek, apakah objek tersebut mempunyai opini positif, negatif atau netral[10]. Analisis sentimen sering disebut juga sebagai *opinion mining* yang artinya menggali emosi di balik setiap kata-kata yang dituliskan seseorang, pendapat seseorang yang dapat berpengaruh besar terhadap sebuah perusahaan atau instansi untuk kemajuan bisnis, evaluasi usaha, perbaikan, atau perencanaan yang tepat bagi sebuah usaha[11]. Alasan penggunaan analisis sentimen dikarenakan opini merupakan hal yang penting dalam seluruh aktivitas manusia dan

merupakan hal yang mempengaruhi kebiasaan masyarakat saat ini. Analisis sentimen memiliki keunggulan untuk menghemat waktu dan tenaga serta usaha karena dapat dilakukan secara otomatis dengan memanfaatkan berbagai alat bantu atau *tools* khusus yang dapat menganalisis data dalam jumlah besar (*big data*).

B. Naive Bayes Classifier

Naive bayes classifier adalah teknik bebas aturan yang menggunakan cabang matematika yang disebut teori probabilitas untuk mendapatkan kemungkinan tertinggi dengan memeriksa frekuensi atau jumlah kemunculan setiap klasifikasi dalam data *training*[12]. *Naive bayes classifier* melakukan proses pengelompokan dengan memisahkan dua bagian data yaitu data pelatihan (*data training*) dan data pengujian (*data testing*). *Naive bayes* juga dapat mengklasifikasikan pendapat individu terhadap suatu topik atau isu yang sedang berkembang di khalayak ramai, dan dapat digunakan untuk memprediksi apa yang akan terjadi di masa depan berdasarkan pengalaman-pengalaman masa lalu[13].

C. Crawling Data

Crawling data merupakan sebuah proses pengambilan suatu data yang dilakukan secara otomatis dari suatu *website* dengan menggunakan bantuan *tool*, bahasa pemrograman tertentu dan (API) *Application Programming Interface*[14]. Dalam analisis sentimen, *crawling data* digunakan untuk mengumpulkan *tweet* atau komentar tentang produk ataupun isu kejadian guna mengetahui opini atau pandangan masyarakat.

D. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja atau performa dalam permasalahan klasifikasi biner maupun permasalahan klasifikasi *multiclass*[15]. Adapun beberapa kegunaan dari *confusion matrix* diantaranya digunakan untuk mengevaluasi model klasifikasi agar memahami seberapa baik model yang digunakan dalam mengklasifikasikan atau memprediksi data, digunakan untuk melakukan perbandingan kinerja beberapa model yang berbeda, serta untuk mengidentifikasi jenis kesalahan yang sering terjadi dan memperbaiki model. Terdapat 4 istilah dalam proses klasifikasi *confusion matrix*[16].

TABEL I
ISTILAH DALAM CONFUSION MATRIX

Nilai Prediksi	Nilai Sebenarnya	
	TRUE	FALSE
TRUE	TP	FP
FALSE	FN	TN

Adapun keterangan dari istilah-istilah dalam proses klasifikasi *confusion matrix* sebagai berikut :

- *True Positive* (TP), ketika kelas yang diprediksi positif dan faktanya positif.
- *True Negative* (TN), ketika kelas yang diprediksi negatif dan faktanya negatif.
- *False Positive* (FP), ketika kelas yang diprediksi positif namun faktanya negatif.
- *False Negative* (FN), ketika kelas yang diprediksi negatif namun faktanya positif.

E. Text Pre-processing

Text pre-processing adalah bagian dari text mining yaitu teknik penataan teks menjadi data tersistematis yang mempermudah pengolahannya sesuai dengan kebutuhan melaksanakan proses mining[17]. Preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data dengan membuang noise, serta mengatasi masalah ketidakkonsistenan format data. Proses ini melibatkan pembagian rangkaian karakter (teks) yang berurutan menjadi elemen yang lebih bermakna yang dapat dimasukkan ke dalam kategori berbeda. Melalui preprocessing, akan membuka peluang proses mining dapat berjalan dengan lebih efektif dan efisien karena data yang telah melewati preprocessing merupakan data yang sudah melalui beberapa tahap pembersihan.

F. Subjek Penelitian

Subjek penelitian menentukan batasan sumber data yang relevan untuk menjawab pertanyaan penelitian dan memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi pola, tren, hubungan antara variabel yang diteliti[18]. Subjek penelitian harus relevan dengan pertanyaan penelitian yang diajukan karena subjek penelitian lebih kepada aspek aktif dan memberikan informasi. Adapun subjek pada penelitian ini yaitu masyarakat pengguna X (Twitter).

G. Objek Penelitian

Objek penelitian berupa sifat dari seseorang ataupun sekelompok orang yang kemudian ditemukan masalah atau pandangan dari kelompok orang yang perlu diteliti lebih mendalam, lebih kepada aspek pasif dan menjadi sasaran pengamatan. Dalam penelitian ini komentar pengguna X (Twitter) atau sentimen pengguna terhadap isu kebocoran data pribadi dijadikan sebagai objek penelitian.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini termasuk ke dalam jenis penelitian kualitatif yaitu penelitian yang bertujuan untuk memahami fenomena yang dialami oleh subyek penelitian seperti persepsi dengan cara deskriptif dalam suatu konteks khusus yang alami tanpa ada campur tangan manusia dan dengan memanfaatkan secara optimal sebagai metode yang digunakan[19]. Penelitian kualitatif mengarahkan kepada cara bagaimana orang memberi makna pada kehidupan dengan kata lain, peneliti mengutamakan perspektif kesertaan (participant perspective)[20].

A. Pengumpulan Data

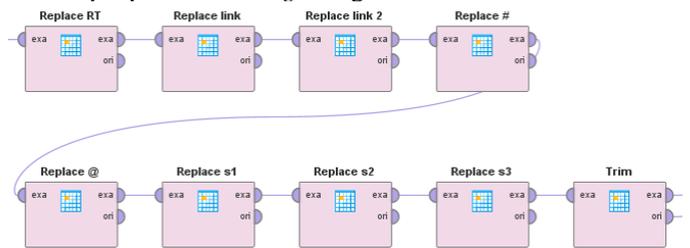
Dikarenakan data yang digunakan bersumber dari twitter, maka dilakukan proses crawling untuk proses pengambilan tweet yang mengandung komentar terhadap data bocor, kebocoran data, serta akun bocor[21].

B. Pre-processing

Adapun beberapa tahapan dari preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1). *Cleaning*, tahapan ini bertujuan untuk membersihkan dataset dan menyeleksi kata yang tidak diperlukan, tidak memiliki arti yang dapat memengaruhi sentimen seperti *html*, *link*, *mention*, *hashtag*, simbol-simbol dan *trim*

white space. Operator pada rapidminer yang digunakan dapat proses *cleaning* sebagai berikut :



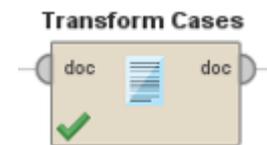
Gambar 1. Proses *cleaning*

2). *Tokenize*, pada proses ini akan dilakukan pemotongan kalimat menjadi sebuah kata dengan melakukan analisa terhadap kumpulan data kemudian memisahkan kata tersebut yang disebut token. Operator pada rapidminer yang digunakan dapat proses *tokenizing* sebagai berikut :



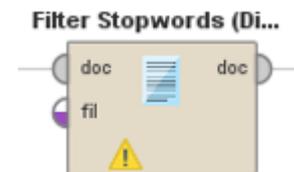
Gambar 2. Proses *tokenize*

3). *Transform Cases*, proses ini akan mengubah data dalam skala sama untuk memudahkan perbandingan seperti menyamaratakan huruf kapital menjadi huruf kecil. Operator pada rapidminer yang digunakan dapat proses *transform cases* sebagai berikut :



Gambar 3. Proses *transform cases*

4). *Stopword Removal*, proses *stopword removal* akan melakukan penghapusan kata-kata yang banyak penggunaannya tapi tidak memengaruhi sentimen suatu kalimat. Proses ini menggunakan *dictionary* yang merupakan *corpus stopwords* berbahasa Indonesia. Operator pada rapidminer yang digunakan dapat proses *stopword removal* sebagai berikut :



Gambar 4. Proses *stopword removal*

5). *Filtering*, dalam proses *filtering* akan melakukan penghapusan kata yang memiliki huruf terlalu pendek atau yang disingkat dan huruf yang memiliki huruf yang

terlalu panjang. Operator pada rapidminer yang digunakan dapat proses *filtering* sebagai berikut :



Gambar 5. Proses *filtering*

C. Pelabelan Data

Selanjutnya akan dilakukan pelabelan data yang dilakukan secara manual terhadap *data training* untuk memberikan label komentar positif, komentar negatif, maupun komentar netral. Adapun pelabelan data pada penelitian ini dilakukan manual oleh salah satu mahasiswa Universitas Maritim Raja Ali Haji dengan Jurusan Pendidikan Bahasa dan Sastra Indonesia semester 6(enam) yang bernama Fauzan Harianto.

D. TF-IDF

Setelah dilakukan *text preprocessing*, selanjutnya data *training* akan diberi bobot kata pada masing-masing kelas sentimen. Proses ini berfungsi untuk mengubah data berupa teks menjadi numerik sebagai faktor pembobotan untuk pengambilan informasi, penambahan teks, dan pemodelan pengguna.

Adapun proses klasifikasi *data training* atau *data testing* sebagai berikut :

- 1). Hitung probabilitas *perior* setiap kategori, pada penelitian ini yang menjadi kategori ada 3 yaitu kelas positif, netral dan negatif. Adapun rumus perhitungan probabilitas *perior* dapat dihitung dengan persamaan dibawah ini.

$$P\left(\frac{\text{positif}}{\text{netral}} \middle| \frac{\text{positif}}{\text{netral}}\right) = \frac{x\left(\frac{\text{netral}}{\text{negatif}}\right)}{|C|} \quad (1)$$

Keterangan :

- P = probabilitas kemunculan kata
- x = jumlah kemunculan kategori
- C = jumlah keseluruhan kategori

- 2). Hitung probabilitas *likelihood* setiap *term* dari semua dokumen. Adapun rumus perhitungan probabilitas *likelihood* dapat dihitung dengan persamaan berikut.

$$P\left(w \middle| \frac{\text{positif}}{\text{netral}}\right) = \frac{nk\left(\frac{\text{netral}}{\text{negatif}}\right)+1}{n\frac{\text{netral}}{\text{negatif}}+|T|} \quad (2)$$

Keterangan :

- P = probabilitas kemunculan kata
- w = *term* atau potongan kata
- nk = nilai *term* dalam setiap kategori
- n = jumlah *count* dari setiap kategori
- T = jumlah keseluruhan *count*

E. Word Cloud

Wordcloud dilakukan untuk mengetahui pembagian kata dari masing-masing kelas pada data yang diambil dari kata yang sering muncul pada *tweet* atau kata yang memiliki nilai token yang besar pada setiap kelas atau kategori.

F. Pemodelan Algoritma

Pemodelan algoritma dalam penelitian ini menggunakan *naive bayes classifier* yang dimana pada proses klasifikasinya berdasarkan *teorema bayes*. *Teorema bayes* sendiri mengasumsikan setiap variabel adalah independen. Data yang digunakan pada pemodelan berupa *data training* dan *data testing*. *Data training* merupakan data yang digunakan untuk melatih model dalam menentukan probabilitas yang akan terjadi, sedangkan *data testing* merupakan data yang dipakai dalam melakukan prediksi dari probabilitas yang telah terbentuk dari *data training*.

Persamaan yang menyatakan suatu probabilitas atau peluang bersyarat adalah sebagai berikut :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)} \quad (3)$$

Keterangan :

- X = Data yang belum diketahui
- H = Hipotesis data X
- $P(H|X)$ = posterior probabilitas
- $P(H)$ = prior probabilitas
- $P(X|H)$ = probabilitas X berdasarkan hipotesis H
- $P(X)$ = probabilitas X

G. Evaluasi

Tahapan evaluasi dilakukan dengan tujuan agar mengetahui tingkat akurasi, presisi, *recall*, serta *f1-score* performa dari algoritma *naive bayes classifier* dengan menggunakan *confusion matrix*.

H. Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan sebagai mengevaluasi kinerja dari algoritma *naive bayes classifier* melalui pengukuran dan pengujian. Adapun perhitungan performa *confusion matrix* sebagai berikut :

- 1). Akuras, akurasi digunakan untuk mengukur tingkat kedekatan antara nilai prediksi dan nilai faktual. Rumus perhitungan nilai akurasi dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\% \quad (4)$$

- 2). Presisi, presisi digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Rumus perhitungan presisi dapat dilihat pada persamaan 5.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

3). *Recall*, *recall* digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Rumus perhitungan *recall* terlihat pada persamaan dibawah ini :

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

4). *F1-score*, *f1-score* digunakan untuk mengukur keseimbangan antara kemampuan model dalam mengenali ulasan positif, negatif, dan netral. Rumus perhitungan *f1-score* dapat dilihat pada persamaan 7.

$$F1 - Score = \frac{2 \times (presisi \times recall)}{(presisi + recall)} \quad (7)$$

Keterangan :

- TP = sampel yang benar-benar positif
- TN = sampel yang benar-benar negatif
- FP = sampel negatif yang diprediksi positif
- FN = sampel positif yang diprediksi negatif

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang berupa *tweet* melalui proses *crawling* menggunakan Bahasa pemrograman *python* dengan kata kunci ‘data bocor’, ‘akun bocor’, dan ‘kebocoran data’. Data diambil adalah data *tweet* yang diposting sejak 8 januari 2021 sampai dengan 9 Juni 2024, dengan jumlah data yang didapatkan adalah 627 data. Pada tabel II merupakan hasil *crawling data*.

TABEL II
HASIL CRAWLING DATA

Nama Akun	Komentar
@khodijahA	Halo @gojekindonesia saya sebagai mitra gofood kecewa ya kok bisa data saya bocor ke penipu, ditelfon dan diminta foto atm like??? Pas di cek ternyata nomer penipu, knp privacy nya kurang bgt ya??? Malam manteman, BPJS Kesehatan hari ini itu sedang ada pemeriksaan terkait data bocor kemaren. Namun tenang proses penyidikan ga akan mengganggu yaaa #BPJSKesehatan #BPJSMelayani #GotongRoyongSemuaTertolong #JKNHadirUntukRakyat
@HidayatHHP	

B. Pre-processing

Proses *preprocessing* diawali dengan tahap *cleaning*, lalu tahap *tokenizing*, *transform cases*, *stopword removal*, hingga *filtering*. Proses-proses ini dilakukan menggunakan aplikasi *rapidminer* dana dapat dilihat pada gambar berikut.

1). *Cleaning*, pada proses ini akan dilakukan pembersihan data dari berbagai simbol-simbol, *link*, *html*, *hashtag*, *mention*, *retweet*, serta *trim white space*. Hasil dari proses *cleaning* sebagai berikut.

TABEL III
CLEANING DATA

Sebelum <i>Cleaning</i>	Sesudah <i>Cleaning</i>
Ahli IT dari UGM berpendapat agar tim darurat bentukan Presiden @Jokowi lebih konsentrasi mempertebal keamanan data daripada sibuk melacak isentitas Bjorka. #CNNIndonesia	Ahli IT dari UGM berpendapat agar tim darurat bentukan Presiden lebih konsentrasi mempertebal keamanan data daripada sibuk melacak isentitas Bjorka

2). *Tokenizing*, tahap ini melakukan pemotongan kata menggunakan TF-IDF pemotongan kata yang disebut dengan token. Hasil dari proses *tokenizing* dapat dilihat pada tabel berikut.

TABEL IV
TOKENIZE

Sebelum <i>Tokenize</i>	Sesudah <i>Tokenize</i>
Oalah ternyata IG gueh dibajak toh bulan lalu dapet berita akun bocor yg penting gw ganti semua passwordnya	‘olah’, ‘ternyata’, ‘IG’, ‘gueh’, ‘dibajak’, ‘toh’, ‘bulan’, ‘lalu’, ‘dapet’, ‘berita’, ‘akun’, ‘bocor’, ‘yg’, ‘penting’, ‘gw’, ‘ganti’, ‘semua’, ‘passwordnya’.

3). *Transform cases*, pada proses ini akan dilakukan penyamarataan antara huruf kecil dan huruf kapital pada setiap kata dalam dokumen. Hasil *transform cases* dapat dilihat sebagai berikut.

TABEL V
TRANSFORM CASES

Sebelum <i>Transform Cases</i>	Sesudah <i>Transform Cases</i>
Kalau whatsapp tuh bisa di sadap gitu Ini tibatiba banyak yang chat ngancem katanya aku pernah chat ke orang itu dll Terus ngancem nyebarin privasi data aku dll	kalau whatsapp tuh bisa di sadap gitu ini tibatiba banyak yang chat ngancem katanya aku pernah chat ke orang itu dll terus ngancem nyebarin privasi data aku dll

4). *Stopword removal*, proses ini melakukan pembuangan kata-kata yang paling sering muncul atau disebut juga kata bantu serta kata-kata yang tidak memiliki arti penting dan tidak akan memengaruhi hasil sentimen. Hasil dari proses *stopword removal* dapat dilihat pada tabel VI.

TABEL VI
STOPWORD REMOVAL

Sebelum <i>Stopword Removal</i>	Sesudah <i>Stopword Removal</i>
kalau whatsapp tuh bisa di sadap gitu ini tibatiba banyak yang chat ngancem katanya aku pernah chat ke orang itu dll terus ngancem nyebarin privasi data aku dll	whatsapp sadap tibatiba chat ngancem chat orang dll ngancem nyebarin privasi data dll

5). *Filtering*, proses *filtering* akan melakukan pembuangan kata-katanya yang memiliki huruf terlalu pendek (kurang dari 4) hingga huruf yang terlalu panjang (lebih dari 25). Hasil proses ini terlihat pada tabel VII.

TABEL VII
FILTERING

Sebelum <i>Filtering</i>	Sesudah <i>Filtering</i>
whatsapp sadap tiba-tiba chat ngancam chat orang dll ngancam nyebarin privasi data dll	whatsapp sadap tiba-tiba chat ngancam chat orang ngancam nyebarin privasi data

C. *Pelabelan Data*

Setelah dilakukan *preprocessing* terhadap data set maka tahap selanjutnya yaitu dataset akan dibagi kedalam 2 bagian. Yang dimana 70% dari data keseluruhan akan digunakan sebagai data latih yaitu data yang akan dilakukan pemodelan dan sisanya 30% akan digunakan sebagai data uji yaitu data yang akan dilakukan pengujian klasifikasi sentimen dari pemodelan yang telah dibuat dari data latih. Proses pelabelan ini merupakan pemberian label pada data latih secara manual dimana terdapat 3 kategori label yang digunakan yaitu label positif, label netral, dan label negatif. Berikut contoh pelabelan manual pada data latih.

TABEL VIII
PELABELAN DATA TRAINING

Komentar	Sentimen (Label)
jaga keamanan privasi data bisnis	POSITIF
apple harapan teknologi ramah privasi data	NETRAL
kebocoran melibatkan ratusan juta data pribadi penduduk	NEGATIF

D. *TF-IDF (Pembobotan Kata)*

Hasil dari pembobotan pada masing-masing kata berdasarkan tabel IX dapat dilihat pada tabel dibawa ini.

TABEL IX
PEMBOBOTAN TF-IDF

Kosa Kata	TF(Positif)	TF(Neutral)	TF(Negatif)
jaga	1	0	0
keamanan	1	0	0
privasi	1	0	0
data	1	0	0
bisnis	1	0	0
apple	0	1	0
harapan	0	1	0
teknologi	0	1	0
ramah	0	1	0
privasi	0	1	0
data	0	1	0
bocor	0	0	1
libatkan	0	0	1
ratusan	0	0	1
juta	0	0	1
data	0	0	1
pribadi	0	0	1
penduduk	0	0	1
Jumlah <i>term</i>	5	6	7

Diperoleh : *count* positif = 5, *count* netral = 6, dan *count* negatif = 7, dengan total 18 kata.

E. *Pemodelan Data Training*

Tahap pemodelan data latih dilakukan dengan 2 tahapan sebagai berikut.

- 1). Menghitung probabilitas prior setiap kategori dengan persamaan sebagai berikut.

$$P(\text{positif}) = \frac{fx(\text{positif})}{|C|} = \frac{1}{3} = 0.33 \quad (8)$$

$$P(\text{netral}) = \frac{fx(\text{netral})}{|C|} = \frac{1}{3} = 0.33 \quad (9)$$

$$P(\text{negatif}) = \frac{fx(\text{negatif})}{|C|} = \frac{1}{3} = 0.33 \quad (10)$$

Dari persamaan diatas maka dapat disimpulkan bahwa $P(\text{positif}) = 0.33$, $P(\text{netral}) = 0.33$, dan $P(\text{negatif}) = 0.33$. Yang mana nilai-nilai probabilitas tersebut akan digunakan pada saat klasifikasi data uji.

- 2). Menghitung probabilitas *likelihood* setiap *term* dari dokumen. Berdasarkan tabel IX jumlah seluruh kata 18, dengan 5 *term* dari kelas positif, 6 *term* dari kelas netral, dan 7 *term* dari kelas negatif. Dari kata “jaga keamanan privasi data bisnis” dapat dilakukan perhitungan menggunakan persamaan berikut.

- a. Probabilitas kata “jaga”

$$P(\text{jaga}|\text{positif}) = \frac{1+1}{5+18} = 0.09 \quad (11)$$

$$(\text{jaga}|\text{netral}) = \frac{0+1}{6+18} = 0.04 \quad (12)$$

$$(\text{jaga}|\text{negatif}) = \frac{0+1}{7+18} = 0.04 \quad (13)$$

- b. Probabilitas kata “keamanan”

$$P(\text{keamanan}|\text{positif}) = \frac{1+1}{5+18} = 0.09 \quad (14)$$

$$P(\text{keamanan}|\text{netral}) = \frac{0+1}{6+18} = 0.04 \quad (15)$$

$$P(\text{keamanan}|\text{negatif}) = \frac{0+1}{7+18} = 0.04 \quad (16)$$

- c. Probabilitas kata “privasi”

$$P(\text{keamanan}|\text{negatif}) = \frac{0+1}{7+18} = 0.04 \quad (17)$$

$$P(\text{keamanan}|\text{negatif}) = \frac{0+1}{7+18} = 0.04 \quad (18)$$

$$P(\text{keamanan}|\text{negatif}) = \frac{0+1}{7+18} = 0.04 \quad (19)$$

- d. Probabilitas kata “data”

$$P(\text{data}|\text{positif}) = \frac{1+1}{5+18} = 0.09 \quad (20)$$

$$P(\text{data}|\text{netral}) = \frac{1+1}{6+18} = 0.08 \quad (21)$$

$$P(\text{data}|\text{negatif}) = \frac{1+1}{7+18} = 0.08 \quad (22)$$

e. Probabilitas kata “bisnis”

$$P(\text{bisnis}|\text{positif}) = \frac{1+1}{5+18} = 0.09 \quad (23)$$

$$P(\text{bisnis}|\text{netral}) = \frac{0+1}{6+18} = 0.04 \quad (24)$$

$$P(\text{bisnis}|\text{negatif}) = \frac{0+1}{7+18} = 0.04 \quad (25)$$

Hasil dari probabilitas *likelihood* ini selanjutnya akan digunakan pada tahap perhitungan $P(\text{uji}|\text{positif})$, $P(\text{uji}|\text{netral})$, dan $P(\text{uji}|\text{negatif})$ pada data uji.

F. *Pengujian Data Testing*

Pada tahap ini akan dilakukan pengklasifikasian data uji dimana probabilitas tertinggi dari setiap kategori merupakan kelas baru dari data tersebut. Adapun proses klasifikasi model terhadap data uji menggunakan persamaan berikut.

$$P\left(\frac{\text{positif}}{\text{netral}}\right) = \frac{P\left(\frac{\text{positif}}{\text{netral}}\right) \times p\left(\frac{\text{positif}}{\text{netral}}\right)}{fx\left(\frac{\text{positif}}{\text{netral}}\right)} \quad (26)$$

Data uji yang akan diproses klasifikasi sentimennya dapat dilihat pada tabel berikut.

TABEL X
DATA UJI

Komentar	Sentimen
opini jaga privasi data pribadi lonsumen qris tuntas	?

Pada data uji yang terlihat pada tabel X yang termasuk ke dalam data latih atau *data training* pada tabel VIII yang telah dihitung probabilitas *likelihood*nya adalah kata “jaga”, “privasi”, dan “data”. Maka dapat dilakukan perhitungan probabilitas sentimen sebagai berikut.

$P(\text{uji}|\text{pos})$

$$= \frac{P(\text{pos}) \times p(\text{jaga}|\text{pos}) \times p(\text{privasi}|\text{pos}) \times p(\text{data}|\text{pos})}{fx(\text{pos})}$$

$$= \frac{0.33 \times 0.09 \times 0.09 \times 0.09}{1} \quad (27)$$

$$= 0.00024057$$

$P(\text{uji}|\text{net})$

$$= \frac{P(\text{net}) \times p(\text{jaga}|\text{net}) \times p(\text{privasi}|\text{net}) \times p(\text{data}|\text{net})}{fx(\text{net})}$$

$$= \frac{0.33 \times 0.04 \times 0.08 \times 0.08}{1} \quad (28)$$

$$= 0.00008448$$

$P(\text{uji}|\text{neg})$

$$= \frac{P(\text{neg}) \times p(\text{jaga}|\text{neg}) \times p(\text{privasi}|\text{neg}) \times p(\text{data}|\text{neg})}{fx(\text{neg})}$$

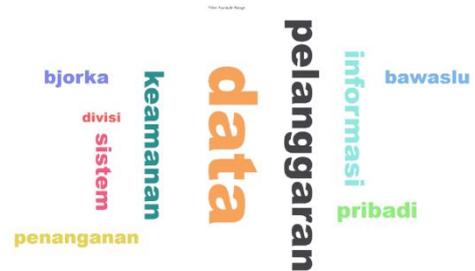
$$= \frac{0.33 \times 0.04 \times 0.04 \times 0.08}{1} \quad (29)$$

$$= 0.00004224$$

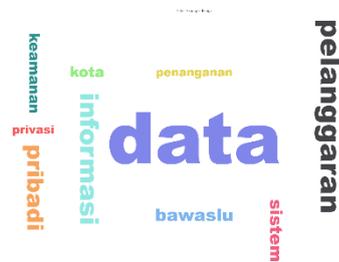
Dari hasil perhitungan probabilitas pada masing-masing kategori, didapatkan nilai tertinggi yaitu sebesar **0.00024057** pada $P(\text{uji}|\text{positif})$ sehingga dapat disimpulkan bahwa komentar “opini jaga privasi data pribadi lonsumen qris tuntas” diklasifikasikan ke dalam kelas “**positif**”.

G. *Word Cloud*

Adapun hasil *wordcloud* dari masing masing kelas sebagai berikut.



Gambar 6. *Wordcloud* sentimen positif



Gambar 7. *Wordcloud* sentimen netral



Gambar 8. *Wordcloud* sentimen negatif

H. Evaluasi Confusion Matrix

Tabel XI menunjukkan *confusion matrix* dari data uji yang berjumlah 186 data kemudian diinterpretasikan kedalam bentuk tabel untuk dilakukan perhitungan dengan persamaan sebagai berikut.

TABEL XI
PEROLEHAN CONFUSION MATRIX

	True NEGATIF	True POSITIF	True NETRAL
Pred. NEGATIF	81	0	0
Pred. POSITIF	0	52	2
Pred. NETRAL	0	0	51

Dari tabel *confusion matrix* data uji diatas didapatkan komentar negatif sejumlah 81, komentar positif sejumlah 52, dan komentar netral sejumlah 52 dari total data uji 186 data. Selanjutnya akan dilakukan perhitungan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* seperti persamaan-persamaan dibawah ini.

- 1). Akurasi, hasil perhitungan akurasi pada penelitian ini sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{81 + 52 + 51}{186} \times 100\% = 0.98924 \text{ atau } 98.92\% \quad (30)$$

Dari persamaan-persamaan diatas, didapatkan nilai akurasi model dalam penelitian ini yaitu 98.92%. Hal ini membuktikan bahwa sejumlah 98.92% algoritma *naive bayes classifier* mampu memprediksi sentimen dengan benar.

- 2). Presisi, hasil perhitungan presisi pada penelitian ini sebagai berikut.

$$Positive Precision = \frac{52}{52 + 2} \times 100\% = 0.9629 \text{ atau } 96.30\% \quad (31)$$

$$Netral Precision = \frac{51}{51 + 0} \times 100\% = 1.00 \text{ atau } 100.00\% \quad (32)$$

$$Negative Precision = \frac{81}{81 + 0} \times 100\% = 1.00 \text{ atau } 100.00\% \quad (33)$$

Dari persamaan-persamaan diatas, didapatkan nilai presisi atau nilai ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem adalah senilai 100% untuk presisi negatif, 100% untuk presisi netral, dan 96.30% untuk presisi positif.

- 3). *Recall*, hasil perhitungan *recall* pada penelitian ini sebagai berikut.

$$Positive Recall = \frac{52}{52 + 0} \times 100\% = 1.00 \text{ atau } 100.00\% \quad (34)$$

$$Netral Recall = \frac{51}{51 + 2} \times 100\% = 0.9623 \text{ atau } 96.23\% \quad (35)$$

$$Negative Recall = \frac{81}{81 + 0} \times 100\% = 1.00 \text{ atau } 100.0\% \quad (36)$$

Dari persamaan-persamaan diatas, didapatkan hasil nilai *recall* atau nilai tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi yaitu 100% untuk *recall* negatif, 96.23% untuk *recall* netral, dan 100% untuk *recall* positif.

- 4). *F1-score*, hasil perhitungan *f1-score* pada penelitian ini sebagai berikut.

$$F1 - Score Positive = \frac{2 \times (0.9629 \times 1)}{(0.9629 + 1)} = \frac{1.9258}{1.9629} = 0.981 = 98\% \quad (37)$$

$$F1 - Score Netral = \frac{2 \times (1 \times 0.9623)}{(1 + 0.9623)} = \frac{1.9246}{1.9623} = 0.988 = 99\% \quad (38)$$

$$F1 - Score Negative = \frac{2 \times (1 \times 1)}{(1 + 1)} = \frac{2}{2} = 1 = 100\% \quad (39)$$

Dari persamaan-persamaan diatas, didapatkan nilai *f1-score* atau kemampuan model dalam mengenali ulasan positif, negatif, dan netral yaitu 100% untuk *f1-score* negatif, 99% untuk *f1-score* netral, dan 98% untuk *f1-score* positif.

Dari total 186 data *testing* atau data uji yang diproses pada evaluasi model, didapatkan sebanyak 81 data dengan sentimen negatif, 52 data dengan sentimen positif, dan 53 data dengan sentimen netral.

Hasil penelitian diatas membuktikan bahwa penelitian ini didominasi oleh sentimen negatif yang berarti pengguna X (twitter) lebih banyak memberikan sentimen atau komentar yang negatif terhadap isu kebocoran data pribadi.

V. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa diperoleh nilai akurasi 98.92% artinya sejumlah 98.92% model *Naïve Bayes* dapat mengklasifikasikan data dengan benar. Hasil klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes* mendapatkan nilai presisi prediksi negatif 100%, presisi prediksi netral 100%, dan presisi prediksi positif 96.30%. Hasil klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes* mendapatkan nilai *recall* data positif 100%, *recall* data negatif 100%, dan *recall* data netral 96.23%. Hasil klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes* mendapatkan nilai *f1-score* negatif 1, nilai *f1-score* netral 0.988, dan nilai *f1-score* positif 0.981. Berdasarkan hasil sentimen menggunakan metode *Naïve Bayes*, senilai 43.54% sentimen negatif, 28.50% sentimen netral, dan 27.96% sentimen positif.

Jadi, dapat disimpulkan bahwa sentimen negatif lebih dominan pada penelitian ini yang artinya pengguna X lebih banyak memberi opini atau komentar negatif terhadap isu kebocoran data pribadi.

REFERENSI

- [1] Turmudi Zy, A., Nugroho, A., Rivaldi, A., & Afrianto, "Analisis Sentimen Terhadap Pembobolan Data pada Twitter dengan Algoritma Naïve Bayes", *Jurnal Teknologi Informatika Dan Komputer*, vol.8, p. 202-213, 2022.
- [2] 2023 CNN Indonesia Website. [Online]. Pada : <https://www.cnnindonesia.com/teknologi/20230720060802-192-975421/4-kasus-kebocoran-data-di-semester-i-2023-mayoritas-dibantah>
- [3] Putra, S. A., & Wijaya, A, "Analisis Sentimen Artificial Intelligence (AI) Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Lexicon Based", *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Komunikasi*, vol.2, p. 21-28, 2023.
- [4] Doddy Ircham, & Sulastri, "Perbandingan Naïve Bayes dan KNN Dalam Klasifikasi Tweet BBM Subsidi", *Jurnal Elektronika Dan Komputer*, vo.16, p.35-44, 2023.
- [5] Syahlan, Y. A, "Analisis Sentimen Terhadap Tempat Wisata Dari Komentar Pengunjung Dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine(SVM)", *Simtek : Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, vo.8, p. 315-319, 2023.
- [6] A. Pitriyanto, M. N. Ramadhan, T. Al Hakim, and Aggry Saputra, "Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Pada Masa Pandemi Covid-19 di Indonesia," *J. Bangkit Indones.*, vol. 11, no. 1, pp. 7–13, 2022, doi: 10.52771/bangkitindonesia.v11i1.197.
- [7] Mailoa, F. F, "Analisis Sentimen Data Twitter Menggunakan Metode Text Mining Tentang Masalah Obesitas di Indonesia", *Journal of Information Systems for Public Health*, vol.6, p. 44, 2021.
- [8] Ahmad Turmudi Zy, & Wahyu Hadikristianto, "Implementasi Algoritma Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine Tentang Pembobolan dan Kebocoran Data di Twitter", *Jurnal Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol.4, 2023.
- [9] Singgalen, Y. A, "Analisis Sentimen Wisatawan Melalui Data Ulasan Candi Borobudur di Tripadvisor Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier", *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol.4, 2022.
- [10] Parlika, R., Pradika, S. I., Hakim, A. M., & N M, K. R, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Bitcoin Dan Cryptocurrency Berbasis Python Textblob", *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Dan Robotika*, vol.2, p. 33-37, 2020.
- [11] Z. Zulfachmi, Z. Zulkipli, A. Rahmad, and D. Azlin, "Pembangunan Aplikasi E-Learning Berbasis Android sebagai Media Pembelajaran di SMA Negeri 1 Bintan Menggunakan ADDIE Model," in *Seminar Nasional Ilmu Sosial & Teknologi (SNISTEK) 6*, 2024, vol. 6, no. 1, pp. 100–106.
- [12] Khoiril Insan, M. K., Hayati, U., & Nurdiawan, O, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna di Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes", *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol.7, p. 478-484, 2023.
- [13] Z. Zulfachmi, N. M. Kautsar, Z. A. Ramadhan, and ..., "Analisis Sentimen Tanggapan Masyarakat Terhadap Pembelajaran Daring di Masa Pandemi COVID-19 Melalui Sosial Media Twitter Menggunakan Klasifikasi Naïve ...," *Pros. Semin.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2023, doi: 10.31284/p.semtik.2023-1.3938.
- [14] Iskandar. D, *Pengantar dan Penerapan Teknologi Big Data di Berbagai Bidang*, PT. Green Pustaka Indonesia, Yogyakarta: 2024.
- [15] Karsito, & Susanti, S, "Klasifikasi Kelayakan Peserta Pengajuan Kredit Rumah Dengan Algoritma Naïve Bayes Di Perumahan Azzura Residencia", *Jurnal Teknologi Pelita Bangsa*, vol.9, p. 43-48, 2019.
- [16] Nurfadillah, D, "Analisis Sentimen Mengenai Keasadaran Masyarakat Indonesia Terhadap Keamanan Siber Dalam Menghadapi Kebocoran Data Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier", *JELC*, vol.9, 2023.
- [17] Darmawan. W., Wibowo, A. P., & Ismanto, "Klasifikasi Teks Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Forward Selection", *IC-Tech : Jurnal Of Informatic and Computer Technology*, vol.16, p. 1-7, 2021.
- [18] Dr. Untung Lasiyono, M. S, *Metode Penelitian Kualitatif di Bidang Pendidikan*, CV. Mega Press Nusantara, Sumedang: 2024.
- [19] Dr. Umar Sidiq, M.Ag, & Dr. Moh. Miftachul Choiri. M, "Metode Penelitian Kualitatif di Bidang Pendidikan", *Journal of Chemical Information and Modeling*, vol.53, 2019.
- [20] Z. Zulkipli, Z. Zulfachmi, and A. Rahmad, "Alasan Peneliti Menggunakan Analisis Statistik Wilcoxon (Non Parametrik)," in *Seminar Nasional Ilmu Sosial & Teknologi (SNISTEK) 6*, 2024, pp. 119–125.
- [21] A. Rahmad, Z. Zulfachmi, Z. Zulkipli, and C. Candlekie, "Sistem Informasi Simulasi Dan Penilaian Kredit Skoring Berbasis Website Pada PT. Bank Perkreditan Rakyat Dana Nusantara Kota Tanjungpinang," in *Seminar Nasional Ilmu Sosial & Teknologi (SNISTEK) 6*, 2024, pp. 371–386.