

ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN TERHADAP APLIKASI WONDR BY BNI MENGUNAKAN NAIVE BAYES, SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM), DAN K- NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Irzan Busrayan^{1*}, Andrianingsih²

Universitas Nasional^{1,2}

¹irzanbusrayan.2020@student.unas.ac.id, ²andrianingsih@civitas.unas.ac.id

Received: 16-02- 2025

Revised: 25-02-2025

Approved: 25-03-2025

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Wondr by BNI berdasarkan ulasan yang diperoleh dari Google Play Store. Pengumpulan data dilakukan melalui teknik web scraping menggunakan library *google-play-scrapaper* dengan parameter tertentu untuk memastikan relevansi dan kesesuaian data dalam konteks lokal. Data yang diperoleh kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing*, yang mencakup *case folding*, *cleansing*, normalisasi, tokenisasi, dan penghapusan *stopwords* guna meningkatkan kualitas analisis. Selanjutnya, data direpresentasikan menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk mengukur bobot kata dalam ulasan. Analisis sentimen dilakukan dengan menerapkan tiga algoritma pembelajaran mesin, yaitu *Naive Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *K-Nearest Neighbor (KNN)*, guna mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *preprocessing* yang diterapkan mampu meningkatkan kualitas data untuk analisis sentimen. Algoritma SVM memberikan akurasi tertinggi dibandingkan dengan *Naive Bayes* dan KNN dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna. Temuan ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi dalam meningkatkan layanan dan pengalaman pengguna berdasarkan umpan balik yang telah dianalisis.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, *Machine Learning*, TF-IDF, Wondr By BNI, Google Play Store

PENDAHULUAN

Analisis sentimen pelanggan menjadi penting dalam memahami persepsi nasabah terhadap aplikasi perbankan (Garbo & Latifah, 2024). Dengan menganalisis sentimen yang diekspresikan melalui ulasan atau komentar, bank dapat memperoleh wawasan mengenai kelebihan dan kekurangan layanan yang diberikan. Hal ini dapat membantu dalam melakukan perbaikan dan inovasi yang sesuai dengan kebutuhan nasabah (Irawan et al., 2024). Berbagai metode dan algoritma pembelajaran mesin digunakan untuk melakukan analisis sentimen. Algoritma seperti KNN, SVM, dan lain sebagainya (Dimas & Suryono, 2023) digunakan dalam analisis sentimen dapat membantu mengidentifikasi sentimen positif, negatif, atau netral dari ulasan nasabah terhadap aplikasi Wondr by BNI (Gunawan et al., 2017).

Meskipun adopsi aplikasi perbankan digital mengalami peningkatan, terdapat sejumlah permasalahan yang dihadapi oleh nasabah dalam penggunaan aplikasi tersebut. Beberapa studi menunjukkan bahwa ketidakpuasan nasabah sering kali disebabkan oleh performa aplikasi yang kurang stabil, kompleksitas antarmuka pengguna, dan kekhawatiran terhadap keamanan data pribadi (Astuti et al., 2020). Kondisi ini mengindikasikan bahwa tidak semua aplikasi perbankan digital mampu memenuhi ekspektasi nasabah secara optimal. Aplikasi Wondr by BNI, sebagai inovasi dalam layanan perbankan digital (Hamzah, 2024), juga menghadapi tantangan serupa. Ulasan negatif dari pengguna di berbagai platform digital mengungkapkan adanya kendala teknis, seperti gangguan sistem dan respons aplikasi yang lambat (Hakim, 2021). Selain itu, beberapa nasabah mengeluhkan kurangnya fitur yang sesuai dengan kebutuhan mereka, yang berpotensi menurunkan tingkat kepuasan dan loyalitas

terhadap bank (Hastuti, 2024).

Analisis sentimen pelanggan terhadap aplikasi perbankan menjadi penting untuk memahami persepsi dan pengalaman pengguna secara lebih mendalam (Husen et al., 2023). Namun, penelitian yang secara khusus menganalisis sentimen pelanggan terhadap aplikasi Wondr by BNI masih terbatas. Kebanyakan studi sebelumnya lebih fokus pada aplikasi perbankan digital secara umum atau pada bank lain, sehingga belum memberikan gambaran spesifik mengenai persepsi nasabah terhadap aplikasi ini (Havida & Budiarnaya, 2024). Pada penelitian yang membandingkan kinerja ketiga algoritma tersebut dalam analisis sentimen terhadap aplikasi perbankan khususnya Wondr by BNI masih jarang ditemukan (Munandar et al., 2024). Kesenjangan ini menegaskan perlunya studi komprehensif yang tidak hanya menganalisis sentimen pelanggan tetapi juga membandingkan efektivitas algoritma yang digunakan. Teori difusi inovasi memaparkan adopsi teknologi baru dalam masyarakat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti keuntungan relatif, kompatibilitas, kompleksitas, trialabilitas, dan observabilitas. Dalam konteks aplikasi perbankan digital seperti Wondr by BNI, persepsi nasabah terhadap faktor-faktor tersebut sangat menentukan tingkat adopsi dan kepuasan mereka. Ketidakpuasan yang muncul, sebagaimana diidentifikasi dalam latar fenomenologis, dapat dijelaskan melalui kurangnya kompatibilitas dan tingginya kompleksitas aplikasi dengan kebutuhan dan ekspektasi nasabah.

Regulasi terkait perlindungan konsumen dan keamanan data juga berperan penting dalam konteks layanan perbankan digital (Tsakila et al., 2024). Undang-Undang Nomor 8 Tahun 1999 tentang Perlindungan Konsumen mengamanatkan bahwa penyedia layanan harus memastikan keamanan dan kenyamanan konsumen dalam menggunakan produk atau jasa. Selain itu, Peraturan Otoritas Jasa Keuangan (POJK) mengenai Layanan Perbankan Digital mengatur standar keamanan dan kualitas layanan yang harus dipenuhi oleh bank dalam menyediakan layanan digital (Pertiwi & Suyitno, 2023). Ketidakpatuhan terhadap regulasi ini dapat berdampak negatif pada reputasi bank dan menurunkan kepercayaan nasabah.

Penelitian ini penting karena memberikan wawasan mendalam tentang persepsi dan kepuasan nasabah terhadap aplikasi Wondr by BNI. Di era digital, pemahaman terhadap sentimen pelanggan sangat krusial bagi bank untuk meningkatkan kualitas layanan dan mempertahankan loyalitas nasabah. Analisis sentimen dapat mengidentifikasi aspek-aspek yang perlu diperbaiki, sehingga bank dapat mengambil langkah strategis yang tepat (Irawan et al., 2024). Pemahaman ini membantu bank dalam memenuhi ekspektasi nasabah dan beradaptasi dengan dinamika pasar. Penggunaan algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan K-Nearest Neighbor (KNN) dalam analisis sentimen memiliki nilai akademis dan praktis. Studi perbandingan efektivitas ketiga algoritma ini dalam konteks aplikasi perbankan digital masih terbatas, terutama dalam bahasa Indonesia (Chlarasasti & Nuryana, 2023). Melalui pemaparan tersebut, penulis mengambil judul “Analisis Sentimen Pelanggan terhadap Aplikasi Wondr by BNI Menggunakan Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan K-Nearest Neighbor (KNN)”. Tujuan dari penelitian ialah menganalisis sentimen pelanggan terhadap aplikasi Wondr by BNI. Penelitian ini juga bertujuan dalam membandingkan kinerja algoritma Naive Bayes, SVM, dan KNN dalam mengklasifikasikan sentimen pelanggan.

METODE PENELITIAN

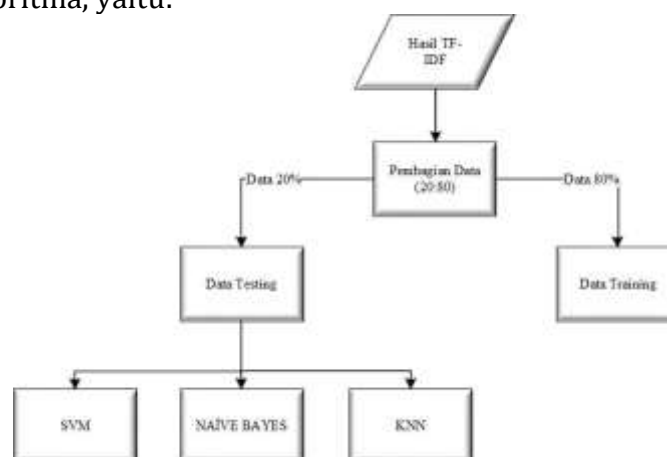
Objek penelitian dalam studi ini adalah ulasan pengguna aplikasi Wondr by BNI.

Dataset utama yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pengguna aplikasi Wondr by BNI. Parameter yang digunakan dalam proses penarikan data adalah sebagai berikut, (1) Sort.NEWEST: Mengambil ulasan terbaru berdasarkan urutan waktu, sehingga dataset yang dihasilkan relevan dengan kondisi terkini, (2) lang='id': Membatasi ulasan hanya dalam Bahasa Indonesia, untuk memastikan analisis sentimen yang sesuai dengan konteks lokal, (3) country='id': Mengambil ulasan dari wilayah Indonesia, sesuai dengan target pasar aplikasi Wondr by BNI. Berikut Gambar 1 yang memaparkan terkait dengan tahapan preprocessing data, yaitu:



Gambar 1. Preprocessing Data

Selanjutnya pada labeling dataset kolom utama yang digunakan ialah kolom "Word" dan "Weight". Selanjutnya penelitian dilanjutkan pada tahap representasi data yang dilakukan melalui perhitung manual TF IDF, Inverse Document Frequency, dan kombinasi dari TF IDF. Selanjutnya dilakukan pembagian dataset dengan menggunakan pendekatan yang menyatakan rasio ini dianggap optimal dalam mencegah terjadinya overfitting. Berikut Gambar 2 yang memaparkan terkait dengan implementasi algoritma, yaitu:



Gambar 2. Implementasi Algoritma

Pada bagian ini, akan dijelaskan dengan lebih mendalam mengenai tiga algoritma pembelajaran mesin yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan K-Nearest Neighbor (KNN). Ketiga algoritma ini diterapkan untuk menganalisis sentimen dalam ulasan pengguna dengan cara yang berbeda, namun semuanya berfokus pada pengklasifikasian teks menjadi kategori sentimen seperti positif, negatif, atau netral.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pertama, pada tahap pengumpulan data dilakukan melalui teknik scraping menggunakan Python dengan memanfaatkan library google-play-scraper. Library google-play-scraper digunakan untuk mengambil data dari Google Play Store secara programatis. Berikut Gambar 3 yang memaparkan terkait hasil craping data, yaitu sebagai berikut:



Gambar 3. Hasil Craping Data Ulasan Wondr by BNI

Kedua, pada tahap teks preprocessing dilakukan beberpaa langkah yaitu *case folding*, *cleansing*, normalisasi, *tokenizing*, dan *stemming*. Proses Case Folding dilakukan untuk mengubah huruf kapital yang tidak teratur menjadi huruf kecil. Tujuan dari langkah ini adalah menjaga konsistensi data dan mencegah kesalahan dalam analisis.

Tabel 1.
Hasil Case Folding

Sebelum	Sesudah
Bagus👍👍👍👍👍	bagus👍👍👍👍👍
Knp wondr by BNI tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi. Kalau udah normal saya kasih bintang 1m+	knp wondr by bni tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi. kalau udah normal saya kasih bintang 1m+
Aplikasi sering eror...	aplikasi sering eror...
Kalau pembaruan itu kasih info donk,,,,jngan main asal pembaruan aja , udah d perbarui pun ttp gk bisa login ,,lagi asik" transaksi ter log out tiba" „trus login lagi gk bisa,,,,bunda kecewa, sorry terpaksa ku apus bintangnya😞😞😞	kalau pembaruan itu kasih info donk,,,,jngan main asal pembaruan aja , udah d perbarui pun ttp gk bisa login ,,lagi asik" transaksi ter log out tiba" „trus login lagi gk bisa,,,,bunda kecewa, sorry terpaksa ku apus bintangnya😞😞😞
Parah wondr bni, dikit2 trobel, gangguan	parah wondr bni, dikit2 trobel, gangguan

Proses data cleansing dilakukan untuk menghilangkan ikon emoji, nama pengguna (username), dan informasi waktu.

Tabel 2.
Hasil Data Cleansing

Sebelum	Sesudah
bagus👍👍👍👍👍	bagus
knp wondr by bni tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi. kalau udah normal saya kasih bintang 1m+	knp wondr by bni tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi kalau udah normal saya kasih bintang m
aplikasi sering eror....	aplikasi sering eror
kalau pembaruan itu kasih info donk,,,,jngan main asal pembaruan aja , udah d perbarui pun ttp gk bisa login ,,lagi asik" transaksi ter log out tiba" „trus login lagi gk bisa,,,,bunda kecewa, sorry terpaksa ku apus bintangnya😏😏😏	kalau pembaruan itu kasih info donk,jngan main asal pembaruan aja udah d perbarui pun ttp gk bisa login lagi asik transaksi ter log out tiba trus login lagi gk bisabunda kecewa sorry terpaksa ku apus bintangnya
parah wondr bni, dikit2 trobel, gangguan	parah wondr bni dikit trobel gangguan

Proses spelling normalization dilakukan untuk memperbaiki kesalahan ejaan atau penulisan kata yang tidak sesuai dengan KBBI.

Tabel 3.
Hasil Normalisasi

Sebelum	Sesudah
bagus	bagus
knp wondr by bni tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi kalau udah normal saya kasih bintang m	kenapa wondr by bni tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi kalau sudah normal saya kasih bintang sama
aplikasi sering eror	aplikasi sering eror
kalau pembaruan itu kasih info donk,jngan main asal pembaruan aja udah d perbarui pun ttp gk bisa login lagi asik transaksi ter log out tiba trus login lagi gk bisabunda kecewa sorry terpaksa ku apus bintangnya	kalau pembaruan itu kasih info donk,jngan main asal pembaruan saja sudah di perbarui pun tetap enggak bisa login lagi asik transaksi ter log out tiba terus login lagi enggak bisabunda kecewa sorry terpaksa ku hapus bintangnya
parah wondr bni dikit trobel gangguan	parah wondr bni dikit trobel gangguan

Proses tokenisasi bertujuan untuk memecah kalimat menjadi kata-kata tunggal. Langkah ini berperan penting dalam menghitung bobot fitur pada setiap kata.

Tabel 4.
Hasil Tokenizing

Sebelum	Sesudah
bagus	['bagus']
kenapa wondr by bni tidak bisa dibuka ya keterangan nya fitur lagi tidak tersedia saya mohon kedepannya tidak terjadi gangguan lagi kalau sudah normal saya kasih bintang sama	['kenapa', 'wondr', 'by', 'bni', 'tidak', 'bisa', 'dibuka', 'ya', 'keterangan', 'nya', 'fitur', 'lagi', 'tidak', 'tersedia', 'saya', 'mohon', 'kedepannya', 'tidak', 'terjadi', 'gangguan', 'lagi', 'kalau', 'sudah', 'normal', 'saya', 'kasih', 'bintang', 'sama']
aplikasi sering eror	['aplikasi', 'sering', 'eror']
kalau pembaruan itu kasih info donkjtingan main asal pembaruan saja sudah di perbarui pun tetap enggak bisa login lagi asik transaksi ter log out tiba terus login lagi enggak bisabunda kecewa sorry terpaksa ku hapus bintangnya	['kalau', 'pembaruan', 'itu', 'kasih', 'info', 'donkjtingan', 'main', 'asal', 'pembaruan', 'saja', 'sudah', 'di', 'perbarui', 'pun', 'tetap', 'enggak', 'bisa', 'login', 'lagi', 'asik', 'transaksi', 'ter', 'log', 'out', 'tiba', 'terus', 'login', 'lagi', 'enggak', 'bisabunda', 'kecewa', 'sorry', 'terpaksa', 'ku', 'hapus', 'bintangnya']
parah wondr bni dikit trobel gangguan	['parah', 'wondr', 'bni', 'dikit', 'trobel', 'gangguan']

Proses stopword removal dilakukan untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan dalam analisis teks.

Tabel 5.
Hasil Sopwords

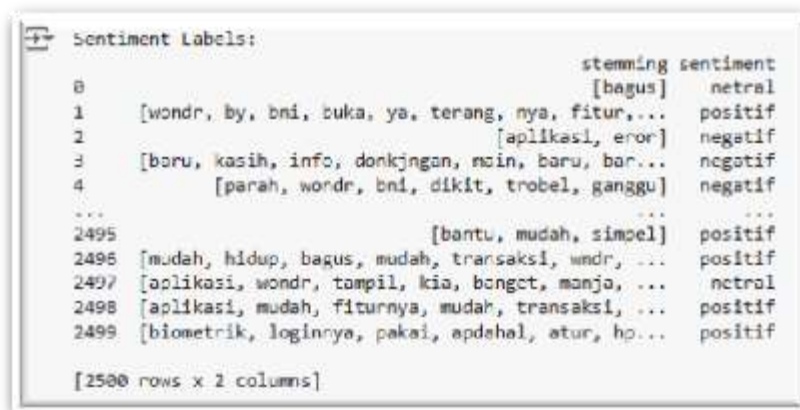
Sebelum	Sesudah
['bagus']	['bagus']
['kenapa', 'wondr', 'by', 'bni', 'tidak', 'bisa', 'dibuka', 'ya', 'keterangan', 'nya', 'fitur', 'lagi', 'tidak', 'tersedia', 'saya', 'mohon', 'kedepannya', 'tidak', 'terjadi', 'gangguan', 'lagi', 'kalau', 'sudah', 'normal', 'saya', 'kasih', 'bintang', 'sama']	['wondr', 'by', 'bni', 'dibuka', 'ya', 'keterangan', 'nya', 'fitur', 'tersedia', 'mohon', 'kedepannya', 'gangguan', 'normal', 'kasih', 'bintang']
['aplikasi', 'sering', 'eror']	['aplikasi', 'eror']
['kalau', 'pembaruan', 'itu', 'kasih', 'info', 'donkjtingan', 'main', 'asal', 'pembaruan', 'saja', 'sudah', 'di', 'perbarui', 'pun', 'tetap', 'enggak', 'bisa', 'login', 'lagi', 'asik', 'transaksi', 'ter', 'log', 'out', 'tiba', 'terus', 'login', 'lagi', 'enggak', 'bisabunda', 'kecewa', 'sorry', 'terpaksa', 'ku', 'hapus', 'bintangnya']	['pembaruan', 'kasih', 'info', 'donkjtingan', 'main', 'pembaruan', 'perbarui', 'login', 'asik', 'transaksi', 'ter', 'log', 'out', 'login', 'bisabunda', 'kecewa', 'sorry', 'terpaksa', 'ku', 'hapus', 'bintangnya']
['parah', 'wondr', 'bni', 'dikit', 'trobel', 'gangguan']	['parah', 'wondr', 'bni', 'dikit', 'trobel', 'gangguan']

Berikut hasil proses stemming menggunakan kamus Sastrawi yang berfungsi mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Kamus Sastrawi efektif dalam mengidentifikasi kata dasar dari kata berimbuhan untuk memastikan data siap digunakan dalam analisis lebih lanjut.

Tabel 6.
Hasil Stemming

Sebelum	Sesudah
['bagus']	['bagus']
['wondr', 'by', 'bni', 'dibuka', 'ya', 'keterangan', 'nya', 'fitur', 'tersedia', 'mohon', 'kedepannya', 'gangguan', 'normal', 'kasih', 'bintang']	['wondr', 'by', 'bni', 'buka', 'ya', 'terang', 'nya', 'fitur', 'sedia', 'mohon', 'depan', 'ganggu', 'normal', 'kasih', 'bintang']
['aplikasi', 'eror']	['aplikasi', 'eror']
['pembaruan', 'kasih', 'info', 'donkngan', 'main', 'pembaruan', 'perbarui', 'login', 'asik', 'transaksi', 'ter', 'log', 'out', 'login', 'bisabunda', 'kecewa', 'sorry', 'terpaksa', 'ku', 'hapus', 'bintangnya']	['baru', 'kasih', 'info', 'donkngan', 'main', 'baru', 'baru', 'login', 'asik', 'transaksi', 'ter', 'log', 'out', 'login', 'bisabunda', 'kecewa', 'sorry', 'paksa', 'ku', 'hapus', 'bintang']
['parah', 'wondr', 'bni', 'dikit', 'trobela', 'gangguan']	['parah', 'wondr', 'bni', 'dikit', 'trobela', 'ganggu']

Ketiga, pada tahap labelin sentimen dilakukan untuk analisis sentimen terhadap teks ulasan dari suatu aplikasi. Metode lexicon-based dengan pendekatan inSet lexicon dapat digunakan dalam konteks ini untuk mengelompokkan ulasan menjadi entimen positif, negatif, dan netral. Berikut adalah hasil dari labeling dataset, yaitu:



```

Sentiment Labels:
      stemming sentiment
0      [bagus]      netral
1  [wondr, by, bni, buka, ya, terang, nya, fitur, ...]  positif
2      [aplikasi, eror]  negatif
3  [baru, kasih, info, donkngan, main, baru, bar...  negatif
4  [parah, wordr, bni, dikit, trobel, ganggu]  negatif
...
2495      [bantu, mudah, simpel]  positif
2496  [mudah, hidup, bagus, mudah, transaksi, wndr, ...]  positif
2497  [aplikasi, wondr, tampil, kia, bangct, manja, ...]  netral
2498  [aplikasi, mudah, fiturnya, mudah, transaksi, ...]  positif
2499  [biometrik, loginnya, pakai, apdehal, atur, hp...  positif

[2500 rows x 2 columns]
    
```

Gambar 4. Labeling Dataset

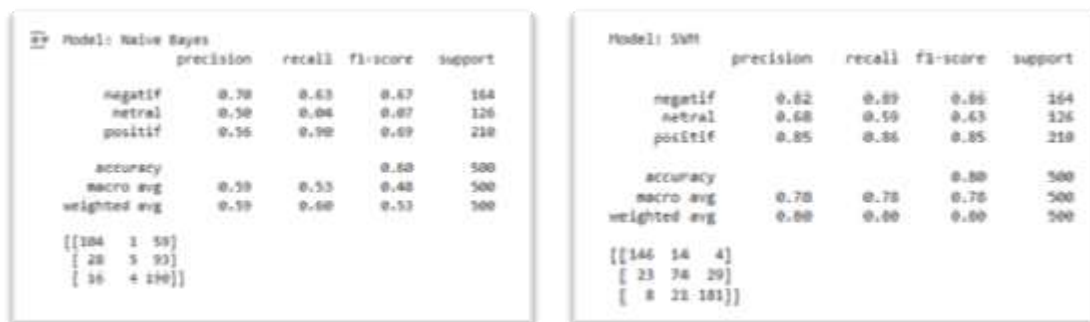
Keempat, pada tahap representasi data dilakukan melalui proses TF_IDF. Setelah itu dilakukan pembagian dataset. Pembagian dataset sebesar 80:20 memastikan bahwa data cukup untuk melatih model (2.000 data) sekaligus menyediakan data yang cukup untuk pengujian model (500 data). Dengan distribusi yang seimbang, evaluasi performa model dapat lebih representatif terhadap populasi data secara keseluruhan. Berikut Tabel 1 yang memaparkan terkait dengan pembagian data tersebut, yaitu:

Tabel 7.

Pembagian Data

Label	Train (Latih)	Test (Uji)	Jumlah
Positif	687	164	851
Negatif	473	126	599
Netral	840	210	1050
Jumlah	2000	500	2500

Kelima, pada tahap implementasi algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan K-Nearest Neighbors (KNN). Berikut adalah hasil perhitungan manual pada implementasi algoritma tersebut, yaitu:



(a)

(b)

Gambar 5. Perhitungan Manual (a) Naive Bayes, (b) Support Vector Machine (SVM)

Hasil evaluasi model Naive Bayes untuk analisis sentimen menggunakan Classification Report yang berisi metrik precision, recall, f1-score, dan support (Gambar 5a). Pada kelas negative didapatkan nilai precision 0.70, nilai recall 0.63, dan nilai precision 0.66. Kemudian pada kelas netral didapatkan nilai precision 0.50, nilai recall 0.04, dan nilai precision 0.07. Selanjutnya pada kelas positif didapatkan nilai precision 0.56, nilai recall 0.90, dan nilai precision 0.69, sehingga nilai *accuracy* yang didapatkan ialah 0.60. Hasil evaluasi model SVM (*Support Vector Machine*) untuk analisis sentimen dengan metrik evaluasi berupa precision, recall, f1-score, dan support, serta confusion matrix (Gambar 5b). Pada kelas negative didapatkan nilai precision 0.82, nilai recall 0.89, dan nilai precision 0.86. Kemudian pada kelas netral didapatkan nilai precision 0.68, nilai recall 0.59, dan nilai precision 0.63. Selanjutnya pada kelas positif didapatkan nilai precision 0.85, nilai recall 0.86, dan nilai precision 0.86, sehingga nilai *accuracy* yang didapatkan ialah 0.80.

```

Model: KNN
      precision    recall  f1-score   support

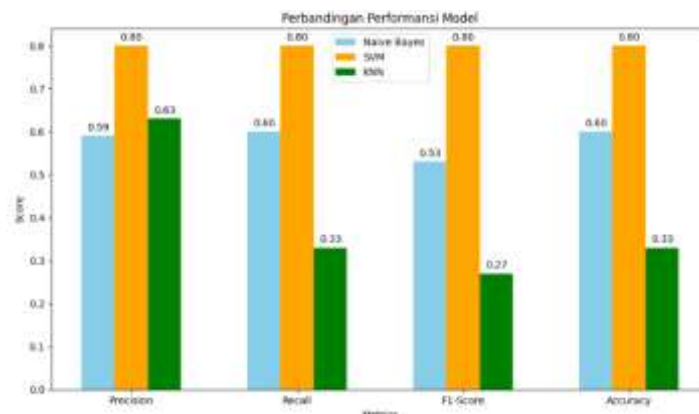
negatif    0.72     0.17     0.28     164
netral     0.26     0.89     0.40     126
positif    0.79     0.11     0.19     210

accuracy          0.33     500
macro avg         0.59     0.39     0.29     500
weighted avg      0.63     0.33     0.27     500

[[ 28 135  1]
 [  9 112  9]
 [  2 185 23]]
    
```

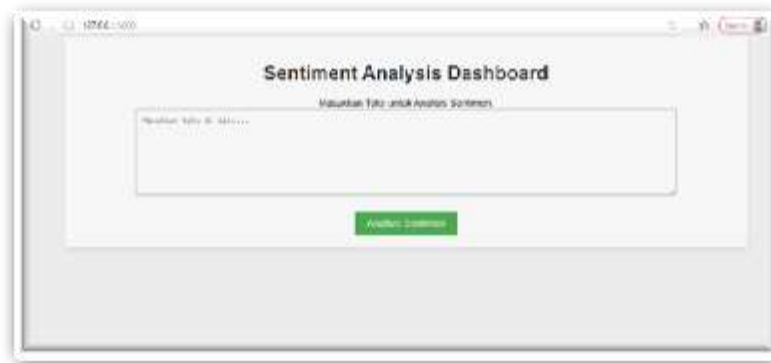
Gambar 6. Perhitungan Manual K-Nearest Neighbors (KNN)

Hasil evaluasi model KNN (K-Nearest Neighbors) untuk analisis sentimen. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik precision, recall, f1-score, dan support, serta ditampilkan confusion matrix. Pada kelas negative didapatkan nilai precision 0.72, nilai recall 0.17, dan nilai precision 0.28. Kemudian pada kelas netral didapatkan nilai precision 0.26, nilai recall 0.89, dan nilai precision 0.40. Selanjutnya pada kelas positif didapatkan nilai precision 0.79, nilai recall 0.11, dan nilai precision 0.19, sehingga nilai *accuracy* yang didapatkan ialah 0.33. Keenam, berikut adalah hasil dari visualisasi data yang didapatkan melalui hasil temuan penelitian, yaitu:



Gambar 7. Diagram Batang

Pada gambar tersebut perbandingan performansi tiga model klasifikasi, yaitu Naive Bayes, SVM, dan KNN, berdasarkan empat metrik utama: Precision, Recall, F1-Score, dan Accuracy. Naive Bayes menunjukkan performansi yang cukup baik dengan precision, recall, dan accuracy sekitar 0.59 hingga 0.63, namun memiliki f1-score yang lebih rendah (0.53). SVM unggul di semua metrik dengan nilai precision, recall, f1-score, dan accuracy yang semuanya mencapai 0.80. KNN memiliki performansi yang lebih rendah dibandingkan SVM dan Naive Bayes, dengan nilai precision, recall, f1-score, dan accuracy sekitar 0.33 hingga 0.60. Secara keseluruhan, SVM adalah model yang paling kuat berdasarkan metrik yang digunakan, sedangkan KNN menunjukkan performansi yang paling lemah dalam hal ini. *Ketujuh*, pada tahap *sentiment analysis dashboard* menyajikan data gambar sebagai berikut:



Gambar 8. Sentiment Analysis Dashboard

Pada Gambar 8 menampilkan antarmuka sebuah Sentiment Analysis Dashboard yang dirancang untuk menganalisis sentimen dari teks yang dimasukkan oleh pengguna. Dashboard ini berfungsi sebagai alat yang memungkinkan pengguna untuk memahami atau mengklasifikasikan sentimen dari sebuah teks, seperti ulasan atau komentar, ke dalam kategori tertentu seperti positif, netral, atau negatif.



Gambar 9. Hasil Analisis Sentimen

Pada Gambar 9 menampilkan halaman hasil analisis sentimen dari aplikasi web yang menggunakan metode berbasis teks untuk menentukan apakah suatu pernyataan memiliki sentimen positif. Seperti contoh komentar sentimen diatas analisis menunjukkan bahwa teks input memiliki sentimen positif, yang sesuai dengan kata-kata yang digunakan dalam kalimat tersebut. Penggunaan dari metode Naïve Bayes dan KNN menurut Putra et al. (2022) yang di implememtasikan melalui kegiatan pembelajaran daring pada mahasiswa Hasil Accuracy dari tiga metode tersebut adalah 55.49%, 61.47%, dan 61.92%. Hasil Precision dari tiga metode tersebut adalah 46.45%, 53.90%, dan 73.63%. Dan hasil Recall dari tiga metode tersebut adalah 58.91%, 40.07%, dan 11.42%. Dapat disimpulkan dari hasil tersebut bahwa metode Decision Tree memiliki tingkat accuracy yang paling tinggi dari kedua metode lainnya sebesar 61.92% accuracy, 73.63% precision dan 11.42% recall (Putra et al., 2022). Selanjutnya menurut Burhani et. al (2021) memaparkan metode naïve bayes dan certainty factor dalam

mendiagnosa dini penyakit glaukoma didapati bahwa metode Naïve Bayes pada aplikasi dapat mengelompokan data gejala serta jenis penyakit dan dapat mendiagnosa dengan berdasarkan data latih yang telah diinput sebelumnya. Sedangkan untuk metode Certainty Factor berdasarkan perhitungan nilai CF pakar dan nilai CF yang telah di input user maka dapat menghasilkan presentase pada hasil diagnosa penyakit glaukoma sebesar 96% (Burhani et al., 2020).

KESIMPULAN

Kesimpulan yang diambil melalui hasil penelitian yang dilakukan ialah (1) sentimen pelanggan terhadap aplikasi, sebagian besar sentimen yang diekspresikan oleh pelanggan dalam ulasan aplikasi Wondr by BNI menunjukkan persepsi negatif terkait performa aplikasi, khususnya dalam aspek kestabilan sistem dan fitur yang terbatas. Namun, beberapa ulasan positif menyoroti kemudahan transaksi yang ditawarkan aplikasi; (2) Efektivitas algoritma dalam analisis sentiment, hasil perbandingan menunjukkan bahwa algoritma SVM memberikan akurasi tertinggi dalam mengklasifikasikan sentimen, diikuti oleh Naive Bayes dan KNN. SVM menunjukkan keunggulan dalam stabilitas dan presisi, terutama pada dataset dengan distribusi sentimen yang tidak merata; (3) Faktor yang mempengaruhi akurasi model, akurasi model dipengaruhi oleh tahapan preprocessing, seperti normalisasi, tokenisasi, dan penghapusan stopword. Penerapan metode TF-IDF sebagai representasi fitur teks juga berkontribusi dalam meningkatkan kinerja model; (4) Rekomendasi untuk perbaikan aplikasi, analisis sentimen mengidentifikasi beberapa aspek yang perlu diperbaiki, termasuk peningkatan kestabilan sistem, penyempurnaan antarmuka pengguna, dan penambahan fitur sesuai kebutuhan nasabah.

DAFTAR PUSTAKA

- Astuti, Y. W., Agriyanto, R., & Turmudzi, A. (2020). Pengaruh Kualitas Layanan, Nilai Nasabah, Kepercayaan dan Kepuasan Terhadap Loyalitas Nasabah Pengguna Layanan Mobile Banking Syariah. *Jurnal Sains Pemasaran Indonesia (Indonesian Journal of Marketing Science)*, 19(3), 134–158. <https://doi.org/10.14710/jspi.v19i3.134-158>
- Burhani, H. R., Fitri, I., & Andrianingsih, A. (2020). Perbandingan Naïve bayes dan Certainty factor pada Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Dini Penyakit Glaukoma. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 5(3), 291–299. <https://doi.org/10.35870/jtik.v5i3.183>
- Chlarasasti, Y., & Nuryana, I. K. D. (2023). Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Random Forest Dalam Mengetahui Kepuasan Pengguna Aplikasi Jenius. *Journal of Emerging Information System and Business Intelligence (JEISBI)*, 4(3), 64–72.
- Dimas, W. B., & Suryono, R. R. (2023). Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine. *TEKNOSAINS: Jurnal Sains, Teknologi Dan Informatika*, 10(2), 176–184. <https://doi.org/10.37373/tekno.v10i2.419>
- Garbo, A., & Latifah, H. R. (2024). Optimasi Pelayanan Nasabah Bank Syariah Indonesia Melalui Penggunaan Kecerdasan Buatan. *Jurnal Masharif Al-Syariah: Jurnal Ekonomi Dan Perbankan Syariah*, 9(204), 846–862.
- Gunawan, F., Fauzi, M. A., & Adikara, P. P. (2017). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Mobile Menggunakan Naive Bayes dan Normalisasi Kata Berbasis Levenshtein Distance (Studi Kasus Aplikasi BCA Mobile). *Systemic: Information*

- System and Informatics Journal*, 3(2), 1–6.
<https://doi.org/10.29080/systemic.v3i2.234>
- Hakim, B. (2021). Analisa Sentimen Data Text Preprocessing Pada Data Mining Dengan Menggunakan Machine Learning. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(2), 16–22. <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i2.3000>
- Hamzah, M. (2024). Analisis Kualitas Layanan Aplikasi WONDR by BNI Terhadap Kepuasan Nasabah (Studi Kasus Bank BNI KCP Paiton): Analisis Kualitas Layanan, Kepuasan Nasabah Terhadap Aplikasi WONDR by BNI, Bank BNI KCP Paiton. *Jurnal Manajemen Perbankan Keuangan Nitro*, 8(1), 38–51. <https://doi.org/10.56858/jmpkn.v8i1.400>
- Hastuti. (2024). Analisis Digital Marketing Antara Aplikasi My BCA dan Wondr by BNI. *Jurnal Ilmiah Manajemen Dan Akuntansi*, 1(4), 124–132.
- Havida, A. Z., & Budiarnaya, P. (2024). Penyertaan Gaya Hidup Terhadap Pengetahuan Mengelola Keuangan Melalui Aktivitas Wondr by BNI Kepada Mahasiswa Undiknas. *DHARMA: Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 5(2), 65–72.
- Husen, R. A., Astuti, R., Marlia, L., Rahmaddeni, R., & Efrizoni, L. (2023). Analisis Sentimen Opini Publik pada Twitter Terhadap Bank BSI Menggunakan Algoritma Machine Learning. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(2), 211–218. <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i2.901>
- Irawan, F. A., Rialdy Atmadja, A., Wahana, A., Informatika, T., & Sunan Gunung Djati Bandung, U. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Bank Digital Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Journal of Computer Science and Information Technology E-ISSN*, 4(2), 60–68.
- Munandar, D., Afdal, M., Zarnelly, Z., & Novita, R. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Banking Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 7(3), 1309–1318. <https://doi.org/10.32493/jtsi.v7i3.41409>
- Pertiwi, D., & Suyitno, A. (2023). Bank Digital Sebagai Peradaban Lembaga Keuangan Syariah di Indonesia. *INASJIF Indonesian Scientific Journal of Islamic Finance*, 1(2), 172–182.
- Putra, T. W., Triayudi, A., & Andrianingsih, A. (2022). Analisis Sentimen Pembelajaran Daring Menggunakan Metode Naive Bayes, KNN, dan Decision Tree. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 6(1), 20–26. <https://doi.org/10.35870/jtik.v6i1.368>
- Tsakila, N. F., Wirahadi, M. A., Fadilah, A. A., & Simanjuntak, H. (2024). Analisis Dampak Fintech terhadap Kinerja dan Inovasi Perbankan di Era Ekonomi Digital. *Indonesian Journal of Law and Justice*, 1(4), 1–11. <https://doi.org/10.47134/ijlj.v1i4.2787>