



Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Pada Aplikasi Wondr By BNI Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma Naïve Bayes

Zainul Arif, Irwansyah*

Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Teknologi Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. DR. Hamka, Jakarta
Jl. Tanah Merdeka, No 20, Rambutan, Kec. Ciracas, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia

Email: ¹zainularif869@gmail.com, ²*Irwansyah@uhamka.ac.id

Email Penulis Korespondensi: Irwansyah@uhamka.ac.id

Submitted: 08/03/2025; Accepted: 02/04/2025; Published: 06/04/2025

Abstrak—Untuk melayani nasabah dengan baik dan mempermudah transaksi keuangan. Bank BNI mengembangkan Wondr by BNI, salah satu bentuk inovasi digital di industri perbankan. Pengguna dapat mengakses dan mengunduh aplikasi Wondr by BNI melalui app store untuk perangkat iOS dan Google Play Store untuk perangkat android. Untuk mengukur kegunaan aplikasi, ulasan diperlukan, dan ulasan dapat sangat mempengaruhi pembaruan aplikasi di masa mendatang. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah untuk memastikan, dengan analisis sentimen, apakah ulasan aplikasi Wondr by BNI bersifat positif atau negatif. Data yang digunakan untuk penelitian ini berasal dari Google Play Store, dan diberi label menggunakan microsoft excel untuk mendapatkan jumlah ulasan positif dan negatif. Kemudian, diproses dengan data preprocessing, dan kemudian dilakukan pembobotan dengan TF-IDF untuk mendapatkan jumlah kata. Data tersebut kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma naïve bayes, dan terakhir, dievaluasi untuk mengetahui seberapa akurat hasilnya. Tanggal pelaksanaan studi ini adalah 23 September 2024 sampai dengan 10 Januari 2025. Berdasarkan data naïve bayes menghasilkan prediksi yang cukup akurat, dengan recall 86,55%, precision 80,85%, dan accuracy rating 83,03%. Berkat recall yang kuat, model ini berhasil mengidentifikasi sejumlah kecil kasus positif yang sebenarnya.

Kata Kunci: Naïve Bayes; Ulasan; Analisis Sentimen; Wondr by BNI; Aplikasi

Abstract—To better serve its customers and make financial transactions easier, BNI Bank developed Wondr by BNI, a type of digital innovation in the banking industry. Users may access and download the Wondr by BNI application via the App Store for iOS devices and the Google Play Store for Android devices. To gauge the app's usefulness, reviews are required, and reviews can greatly impact the app's future updates. Consequently, the purpose of this research is to ascertain, by sentiment analysis, if reviews of the Wonder by BNI application are favorable or negative. The data used for this study came from the Google Play Store, and it was labeled using Microsoft Excel to get the positive and negative review counts. Then, it was processed with Data Preprocessing, and then weighting was done with TF-IDF to get the word counts. The data was then classified using the Naïve Bayes algorithm, and finally, it was evaluated to find out how accurate the results were. The dates of this study's execution are September 23, 2024, and January 10, 2025. Based on the data, Naïve Bayes produced rather accurate predictions, with a recall of 86.55%, a precision of 80.85%, and an accuracy rating of 83.03%. Because of its strong recall, the model was successful in identifying a small number of genuine positive cases.

Keywords: Naïve Bayes; Review; Sentiment Analysis; Wondr by BNI; Application

1. PENDAHULUAN

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi (TI), industri perbankan mengalami perubahan yang dramatis, perbankan kini telah memasuki era digital, menjauhi layanan berbasis cabang tradisional. Era baru dalam perbankan telah dimulai dengan munculnya perbankan seluler, di mana teknologi memainkan peran penting dalam memberikan respons yang lebih individual dan cepat [1].

Pada tahun 1996, BUMN menjadi perusahaan publik pertama di Indonesia dengan menerbitkan saham di pasar saham Jakarta dan Surabaya; perusahaan tersebut memiliki BNI, salah satu bank terbesar di negara ini. Sebagai bank yang terkemuka di Indonesia, BNI menikmati reputasi solid dan manfaat lainnya dalam industri perbankan [2]. Banyak individu memilih m-banking karena memungkingkan untuk mengelola akun dan transaksi mereka dari mana saja menggunakan satu aplikasi yang ada di telepon pintar mereka masing-masing. Salah satunya adalah pengguna aplikasi Wondr by BNI untuk perbankan seluler. Meskipun setiap aplikasi memiliki serangkaian pro dan kontranya sendiri, pengguna pasti akan berbagi pengalaman mereka dengan aplikasi tersebut dalam bentuk ulasan yang menyentuh mulai dari kebahagiaan hingga kesedihan [3].

Pengguna dapat membagi pemikiran dan pendapat mereka tentang aplikasi yang mereka gunakan menggunakan fitur ulasan dan penilaian Google Play Store. Kebanyakan orang menganggap bahwa aplikasi terbaik adalah aplikasi yang memiliki banyak unduhan dan peringkat yang baik [4]. Untuk mengetahui seberapa puas pengguna dengan aplikasi Wondr by BNI, penelitian ini akan melihat ulasan dan melihat bagaimana perasaan mereka tentang aplikasi tersebut. Algoritma klasifikasi naïve bayes digunakan dalam proses ini.

Metode statistik untuk membuat prediksi, algoritma naïve bayes bergantung pada probabilitas dasar. Jika dibandingkan dengan model atau klasifikasi lain, algoritma naïve bayes menunjukkan tingkat akurasi yang relatif tinggi, algoritma naïve bayes memiliki manfaat menghasilkan hasil yang akurat dengan data yang tidak terlalu besar. Teorema bayes, tingkat klasifikasi yang sebanding dengan jaringan saraf tiruan (JST) atau pohon keputusan, dikenal sebagai klasifikasi bayes [5].

Mengenai penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [6]. SVM dan algoritma naïve bayes diperbandingkan. Prediksi kedua pengklasifikasian sebuah pola data digunakan untuk memberikan label pada

kumpulan data. Mengenai nilai presisi, menurut temuan, algoritma naïve bayes 89,28%, tetapi SVM 90,95%. Metode naïve bayes juga mencapai akurasi 91,48%. Naïve Bayes mencapai nilai recall 91,58%, tetapi SVM mencapai nilai sekadar 76,18% saja. Algoritma naïve bayes mencapai hasil yang lebih baik daripada SVM karena kemampuannya memberikan prediksinya yang lebih akurat dan tepat, seperti yang ditunjukkan oleh temuan ini.

Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, analisis sentimen primaku menggunakan kombinasi algoritma random forest dan teknik SMOTE [7]. Dengan akurasi awal 86%, presisi 84%, recall 82%, dan F1-Score 83%, temuannya menjanjikan. Accuracy naik menjadi 88%, presisi menjadi 85%, recall menjadi 86%, dan F1-Score menjadi 85% setelah menggunakan metodologi SMOTE sebagai alat penyeimbang data; ada kenaikan 2% secara keseluruhan. Hasilnya menunjukkan bahwa teknik SMOTE dan algoritma random forest bekerja sama dengan baik untuk meningkatkan akurasi analisis sentimen.

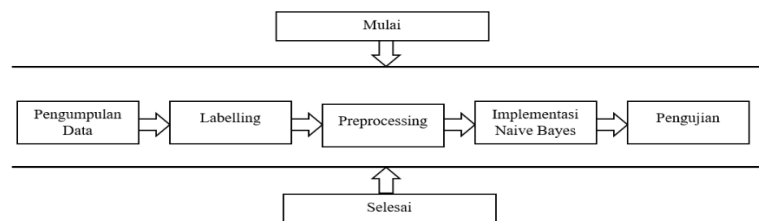
Pada penelitian lainya penggunaan algoritma naïve bayes pada analisis sentimen ulasan aplikasi akademi [8]. Evaluasi kinerja algoritma naïve bayes mengungkapkan tingkat akurasi sebesar 84,55%, yang diiringi dengan presisi 83%, dan recall 86%. Dalam konteks perhitungan negatif, akurasi mencapai 86,13%, dengan 276 kasus teridentifikasi true negative (TN) dan teridentifikasinya kasus 1714 true positive (TP). Sementara, untuk perhitungan positif, akurasi tercatat 82,96%, dengan 1651 teridentifikasinya kasus true negative (TN) dan 399 kasus true positive (TP). Ini dapat disimpulkan bahwa metode algoritma naïve bayes menunjukkan model performa yang kompeten dalam tugas klasifikasi data.

Setelah poin penjelasan diatas, metode naïve bayes menunjukkan kinerja yang lebih unggul dalam mengklasifikasi data, sementara SMOTE digunakan guna mengintegrasikan penyeimbang data untuk meningkatkan performa model. Tujuan dari studi ini adalah untuk meningkatkan akurasi analisis reaksi pengguna untuk aplikasi Wondr by BNI di Google Play Store dengan menggunakan algoritma klasifikasi naïve bayes untuk analisis sentimen. Oleh karena itu, SMOTE disarankan sebagai cara untuk mencapai keseimbangan data dan meningkatkan kinerja model. Metode ini akan memungkinkan peneliti mengetahui apa yang orang pikirkan tentang aplikasi Wondr by BNI, baik dan buruk.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tujuan dari prosedur penelitian ini adalah untuk menerapkan algoritma naïve bayes sebagai klasifikasi untuk memeriksa reaksi evaluasi pengguna terhadap aplikasi Wondr by BNI. Seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Untuk mengkompilasi data ulasan, disini menggunakan google colab untuk melakukan web scrapping. Dengan metode ini, dapat mengumpulkan hingga seribu evaluasi pengguna untuk aplikasi Wondr by BNI yang dapat di temukan di Google Play Store. Data yang terkumpul disimpan dalam format CSV untuk memudahkan pemrosesan scrapping sampai selesai. Selanjutnya, RapidMiner memproses data untuk analisis.

2.3 Labelling Data

Yang terpenting, prosedur pelabelan data memutuskan apakah ulasan tersebut termasuk dalam kategori “positif” atau “negatif” (klasifikasi ulasan dokumen). Ulasan yang ditulis oleh pengguna aplikasi yang dipenuhi kegembiraan, kepuasan, pujian, atau kebahagiaan termasuk dalam kategori positif. Sebaliknya, evaluasi yang menyampaikan ketidakpuasan, ketidaksenangan, ketidaknyamanan termasuk dalam kelompok negatif [9]. Excel digunakan untuk memberi label data CSV yang dihasilkan secara manual.

2.4 Preprocessing

Meningkatkan kualitas data teks sebelum menggunakannya dalam tahap klasifikasi merupakan bagian penting dari praproses. Pembersihan dan transformasi data merupakan bagian dari tahap ini, bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan relevansi keluaran model klasifikasi [10]. Salah satu alat untuk mencapai tujuan ini adalah RapidMiner. Diantara banyak langkah untuk membentuk point ini adalah:

- Cleansing, langkah pertama adalah menghapus elemen asing dari konten termasuk tautan (url), nama pengguna, emotikon, terminologi spam, dan bahas gaul [11]. Tujuannya adalah untuk mempercepat proses analisis dan mencapai hasil yang lebih tepat.

- b. Selanjutnya untuk mengubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil [12]. Dengan menggunakan fungsi “Transform Case”.
- c. Tokenize, yang berarti membagi kata-kata menjadi bagian-bagian yang lebih kecil untuk analisis per kata yang lebih baik [13].
- d. Pada Langkah ini “Filter Stopword”, menghapus kata-kata umum dan tidak relevan [14].
- e. Fungsi Filter Token by Length, di sini menggunakan kata-kata yang panjangnya 4 hingga 25 kata secara eksklusif [15].

2.5 Implementasi Naïve Bayes

Untuk tahap ini, data yang disiapkan untuk di proses menjalani pemodelan kategorisasi. Data di proses dan di beri bobot menggunakan teknik TF-IDF sebelum dimasukkan ke dalam langkah pemodelan. Analisis teks menggunakan TF-IDF, pendekatan pembobotan, untuk memastikan kepentingan relatif kata dan frasa dalam dokumen tertentu. Selanjutnya, metode SMOTE UPSAMPLING digunakan untuk memastikan bahwa data seimbang. Selanjutnya 90% data digunakan untuk tujuan pengujian dan 10% untuk tujuan pelatihan di setiap iterasi [16].

2.6 Pengujian

Pada titik terakhir dari proses klasifikasi, yang dikenal sebagai evaluasi atau pengujian model, kinerja model yang telah diuji dan dilatih akan diuji. Melalui evaluasi penerapan data kategorisasi dengan membandingkannya dengan data sebenarnya dapat memprediksi akurat berdasarkan ulasan [17]. Untuk tahap sekarang bisa membuat kriteria penilaian, akurasi, presisi, dan recall, yang semuanya dinyatakan dalam bentuk (%) persentase.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

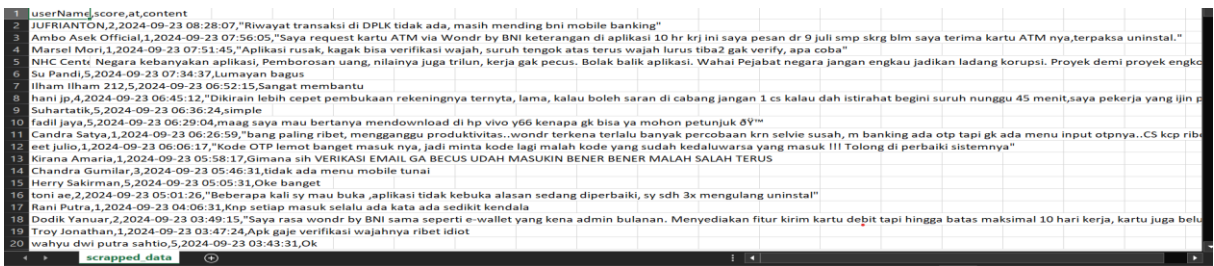
3.1 Pengumpulan Data

Tiba pada saat bagian pengumpulan data, menggunakan platform google colab, dengan mencari dan mengumpulkan data yang diperlukan. Kami menelusuri web untuk mendapatkan datanya.



Gambar 2. Proses Pengumpulan Data

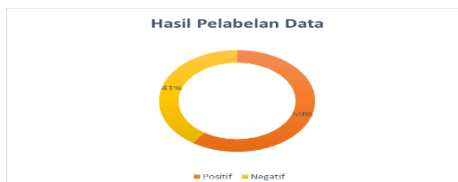
Untuk mulai mengumpulkan informasi, kami mencari ulasan pengguna di Google Play Store. Untuk memulai, luncurkan aplikasi Wondr by BNI pada tanggal 24 September 2024, salin URL, lalu buka Google Colab. Setelah itu, kami mengekstrak informasi terbaru dari seribu ulasan (TERBARU) dan menyimpannya sebagai file CSV.



Gambar 3. Hasil Dari Pengumpulan Data

3.2 Labelling

Peneliti memberikan label pada setiap komentar yang diambil dari web scraping selama tahap pelabelan data. Label positif dan negatif diterapkan. Analisis komentar pada aplikasi Wondr by BNI untuk sentimen mengungkapkan umpan balik positif dan negatif. Peneliti memberi label data secara manual menggunakan leksikon InSet (Sentiment Indonesia) menggunakan Microsoft Excel 2019 [18].

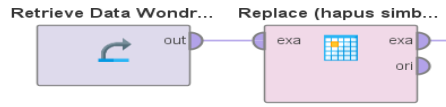


Gambar 4. Visualisasi Dari Labelling

Metode pelabelan data menghasilkan 595 ulasan baik atau 51% dan 41% ulasan buruk dari 405 data, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, menggunakan 1000 data ulasan.

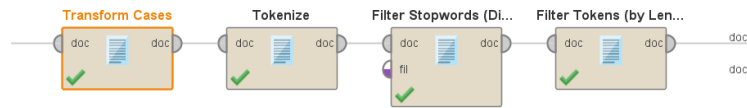
3.3 Preprocessing

Setelah pelabelan data selesai, langkah selanjutnya kami membersihkan dokumen untuk membuang istilah-istilah yang tidak diperlukan menggunakan perangkat RapidMiner.



Gambar 5. Pembersihan Data

Untuk memuat data, pengambilan data diambil dari operator retrieve, dan nilai baru ditambahkan ke data yang ada menggunakan operator replace. Untuk menghilangkan simbol yang berlebihan menggunakan operator replace dengan regex (reguler expresi) yang unik. Data dibersihkan dan disiapkan untuk analisis yang akurat pada langkah ini.



Gambar 6. Operator Pada Preprocessing Data

Gambar 6 menggambarkan persiapan data dalam studi ini dan bagaimana beberapa operator di RapidMiner digunakan untuk pemrosesan dokumen. Dalam konteks ini, operator seperti “filter stopword”, filter token by length”, “tokenize”, dan “transform cases” digunakan. Bagian berikut ini menampilkan hasil dari proses praproses.

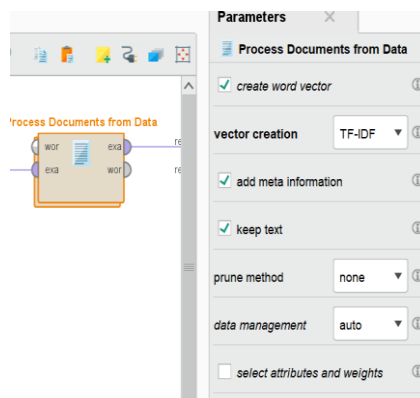
Tabel 1. Hasil Dari Preprocessing

Tahap Preprocessing	Hasil
Data awal yang diambil	Sudah bagus sekali, tapi lebih bagus lagi kalau ada opsi pengajuan pinjaman dan syarat”nya, bisa mengajukan secara online
Cleansing	Sudah bagus sekali tapi lebih bagus lagi kalau ada opsi pengajuan pinjaman dan syaratnya bisa mengajukan secara online
Transform Cases	sudah bagus sekali tapi lebih bagus lagi kalau ada opsi pengajuan pinjaman dan syaratnya bisa mengajukan secara online
Tokenize	sudah, bagus, sekali, tapi, lebih, bagus, lagi, kalau, ada, opsi, pengajuan, pinjaman, dan, syaratnya, bisa mengajukan, secara, online,
Filter Stopword	bagus, bagus, opsi, pengajuan, pinjaman, syaratnya, mengajukan, online,
Filter Token by Length	bagus, bagus, opsi, pengajuan, pinjaman, syaratnya, mengajukan, online,

3.4 Implementasi

3.4.1 Pembobotan TF-IDF

Implementasi dimulai dengan pembobotan TF-IDF, yang menetapkan nilai untuk setiap kata dalam dokumen. Dokumentasi proses operator data RapidMiner adalah salah satu pendekatan untuk pembobotan TF-IDF. Para peneliti mengoordinasikan banyak langkah praproses dalam metode ini. Langkah-langkah berikut dapat diambil untuk mengimplementasikan teknik pembobotan TF-IDF menggunakan RapidMiner:



Gambar 7. Proses Pembobotan TF-IDF

text	aaamaazing	abalabal	abankku	abis	access	accessories	adain	adakah
verifikasi waj...	0	0	0	0	0	0	0	0
sulit verifikasi...	0	0	0	0	0	0	0	0
muantapp	0	0	0	0	0	0	0	0
pindah fitur ta...	0	0	0	0	0	0	0	0
aplikasi tolol ...	0	0	0	0	0	0.323	0	0
bagus tarik tu...	0	0	0	0	0	0	0	0
uang masuk r...	0	0	0	0	0	0	0	0
konfirmasi em...	0	0	0	0	0	0	0	0
mantap	0	0	0	0	0	0	0	0
minsaya aktiv...	0	0	0	0	0	0	0	0
aplikasi leng...	0	0	0	0	0	0	0	0
repot prifikasi...	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 8. Hasil Dari Proses Pembobotan TF-IDF

3.4.2 Visualisasi Data

Pada tahap ini akan kata atau word cloud representasi teks dimana kata-kata yang paling umum ditampilkan lebih besar dan kata-kata yang jarang ditampilkan lebih kecil untuk awan kata yang akan ditampilkan [19].



Gambar 9. Tampilan Visualisasi Proses Data Word Cloud

Prosedur visualisasi data diilustrasikan dalam grafik diatas. Agar semuanya berjalan lancar, dijalkannya data tinjauan melalui operator retrieve data. Setelah itu, diubah daftar kata melalui format operator wordlist to data. Untuk hasilnya mengurutkan data dengan operator sort lalu filter example range contoh berkas pengurutan memungkinkan untuk melihat istilah yang paling sering muncul.

Tabel 2. Jumlah Kata Terbanyak yang Muncul

Row No	Word	In documents	Total	In class (negatif)	In class (positif)
1	aplikasi	200	233	135	98
2	verifikasi	111	133	128	5
3	transaksi	111	127	50	77
4	mudah	115	116	7	109
5	bagus	106	109	28	81
6	wondr	81	93	36	57
7	tunai	70	87	50	37
8	mobile	70	86	59	27
9	wajah	74	84	82	2
10	fitur	71	73	46	27



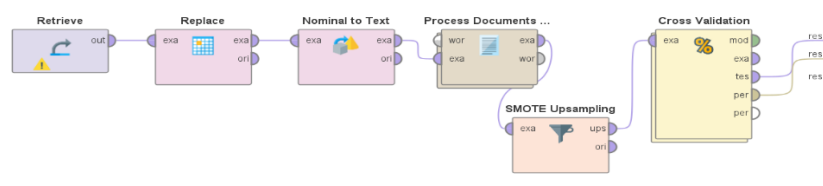
Gambar 10. Output dari Word Cloud

Gambar 10 menunjukkan Kumpulan kata-kata yang paling umum ditemukan dalam evaluasi aplikasi Wondr by BNI. Kata “aplikasi” disorot menggunakan font terbesar karena paling sering muncul.

3.4.3 Implementasi Naïve Bayes

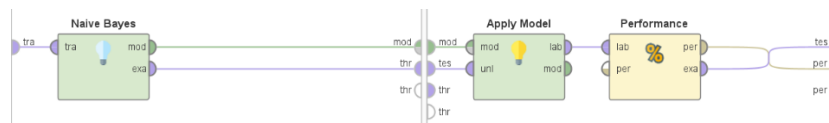
Algoritma naïve bayes digunakan untuk mempresentasikan kategorisasi teks dalam implementasi ini. Dengan fold cross validation sebesar 10, peneliti membagi 90% pengujian dan 10% pelatihan di setiap iterasi menggunakan

operator cross validation. Dengan menggunakan pendekatan SMOTE UPSAMPLING, pastikan bahwa data seimbang sebelum melanjutkan proses kategorisasi. Dengan mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset, strategi ini berupaya untuk meningkatkan akurasi model secara keseluruhan. Tujuan dari tahap ini adalah untuk meningkatkan akurasi dan presisi temuan kategorisasi.



Gambar 11. Proses Klasifikasi Dengan RapidMiner

Operator cross validation menerapkan model pada data dan menggunakan operator kinerja (performance) untuk mengevaluasi kinerja, dengan demikian menerapkan prosedur bayes naif.



Gambar 12. Operator Pada Cross Validation

Setelah diimplementasikan sebagai pengkalsifikasi, metode naïve bayes digunakan untuk membuat prediksi sentimen dengan menerapkannya pada data uji menggunakan operator model apply. Selanjutnya, membandingkan output model menggunakan ukuran akurasi, presisi dan recall.

3.4.4 Confusion Matrix

Pengujian dilakukan untuk mengetahui kinerja algoritma naïve bayes, confusion matrix digunakan untuk pengujian dalam penelitian ini. Matriks konfusi adalah alat komputasi untuk menampilkan akurasi klasifikasi data yang dihitung dan untuk memperoleh nilai kinerja dari temuan tersebut [20].

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	487	76
pred. Positif	108	519

Gambar 13. Perhitungan Confusion matrix

Hasil penilaian model yang diperoleh menggunakan operator performance RapidMiner ditampilkan pada Gambar 13. Ada 487 True Negatives (TN), 76 False Negatives (FN), 108 False Positives (FP), 519 True Positives (TP) yang diidentifikasi dari matriks konfusi yang dihasilkan. Matriks evaluasi presisi, akurasi, dan recall akan dihitung menggunakan nilai berikut;

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{519+487}{519+487+108+76} \times 100\% = 84,54\% \tag{1}$$

$$precision = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% = \frac{519}{108+519} \times 100\% = 82,78\% \tag{2}$$

$$recall = \frac{TP}{FN+TP} \times 100\% = \frac{519}{76+519} \times 100\% = 87,23\% \tag{3}$$

4. KESIMPULAN

Dari hasil analisis sentimen diperoleh hasil informasi berupa pengguna aplikasi Wondr by BNI memberikan respon positif lebih banyak daripada yang memberikan ulasan negatif, yaitu dengan ulasan positif 519 data berdasarkan True Positive dan ulasan negatif sebanyak 487 data berdasarkan False Negative, didapat dari seribu data yang digunakan, dengan pembagian data testing sebesar 90% dan data training 10% periterasinya. Algoritma naïve bayes mampu digunakan untuk mengukur analisis sentimen dengan baik yaitu dengan hasil accuracy sebesar 84,54%, precision 82,78%, dan recall 87,23%. Dengan recall yang tinggi, model berhasil mengidentifikasi sebagian kasus positif yang sebenarnya dan hasil dari keseluruhan ini menunjukkan tingkat kepuasan yang baik dari pengguna aplikasi Wondr by BNI.

REFERENCES

- [1] R. Mufti and T. Suropto, “Analisa Minat Mahasiswa Terhadap Penggunaan Layanan Internet Banking Bank BNI Syariah,” JESI (Jurnal Ekon. Syariah Indones., vol. 10, no. 1, p. 55, 2020, doi: 10.21927/jesi.2020.10
- [2] A. R. Khalifah, D. Triwardhani, and N. Syarif, “Keputusan Penggunaan BNI Mobile (Studi Kasus Pada Pengguna BNI



- Mobile Di Jakarta),” *Konf. Ris. Nas. Ekon. Manajemen, dan Akunt.*, vol. 2, pp. 962–980, 2021.
- [3] A. P. Giovani, A. Ardiansyah, T. Haryanti, L. Kurniawati, and W. Gata, “Analisis Sentimen Aplikasi Ruang Guru Di Twitter Menggunakan Algoritma Klasifikasi,” *J. Teknoinfo*, vol. 14, no. 2, p. 115, 2020, doi: 10.33365/jti.v14i2.679.
- [4] A. Nurian, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naïve Bayes,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, pp. 829–835, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3348.
- [5] S. Bayulianto, I. Purnamasari, and M. Jajuli, “Prediksi Tingkat Kemenangan Mobile Legends Profesional League Indonesia Season 9 Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 538–550, 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i2.3562.
- [6] T. T. Widowati and M. Sadikin, “Analisis Sentimen Twitter terhadap Tokoh Publik dengan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 626–636, 2021, doi: 10.24176/simet.v11i2.4568.
- [7] R. Aryanti, T. Misriati, and A. Sagiyanto, “Analisis Sentimen Aplikasi Primaku Menggunakan Algoritma Random Forest dan SMOTE untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Data,” *J. Comput. Syst. Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 218–227, 2023, doi: 10.47065/josyc.v5i1.4562.
- [8] E. Eviyanti, B. Irawan, and A. Bahtiar, “Penggunaan Algoritma Naïve Bayes Dalam Menganalisis Sentimen Ulasan Aplikasi Adakami Di Google Play Store,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3879–3885, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8272.
- [9] R. A. Saputra et al., “Analisis Sentimen Aplikasi Tokocrypto Berdasarkan Ulasan Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 2028–2036, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i4.1707.
- [10] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19),” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 406, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [11] S. Mujahidin, B. Prasetio, and M. C. C. Utomo, “Implementasi Analisis Sentimen Masyarakat Mengenai Kenaikan Harga BBM Pada Komentar Youtube Dengan Metode Gaussian naïve bayes,” *Voteteknika (Vocational Tek. Elektron. dan Inform.*, vol. 10, no. 3, p. 17, 2022, doi: 10.24036/voteteknika.v10i3.118299.
- [12] Q. Wang, “Support Vector Machine Algorithm in Machine Learning,” 2022 IEEE Int. Conf. Artif. Intell. Comput. Appl. ICAICA 2022, vol. 3, no. 1, pp. 750–756, 2022, doi: 10.1109/ICAICA54878.2022.9844516.
- [13] H. Dhery, A. Assyam, and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Perpindahan Ibu Kota Negara Ke IKN Nusantara Menggunakan Orange Data Mining,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 341–349, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.957.
- [14] I. P. Rahayu, A. Fauzi, and J. Indra, “Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 296, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5381.
- [15] M. Y. Siregar, R. A. Saputra, and A. D. Wiranata, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Canva Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 5, pp. 2419–2429, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9139.
- [16] A. Komarudin and A. M. Hilda, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Pada Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 28–36, 2024, doi: 10.31294/coscience.v4i1.2955.
- [17] H. Hajaroh, T. Suprpti, and R. Narasati, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Makanan Dan Minuman Di Tokopedia,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 111–118, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8237.
- [18] D. Wijaya, R. A. Saputra, and F. Irwiensyah, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Samsat Digital Nasional Pada Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 2369–2380, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8708.
- [19] M. Gamma, A. Hakim, and F. Irwiensyah, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Pada Aplikasi BCA Mobile Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 5, no. 4, pp. 911–921, 2024, doi: 10.47065/josh.v5i4.5343.
- [20] E. R. Subhiyakto, Y. P. Astuti, N. Alexander, and E. Kartikadarma, “Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naïve Bayes Untuk Mengetahui Respon Masyarakat Terhadap Vaksinasi,” *J. Ilm. Intech Inf. Technol. J. UMUS*, vol. 4, no. 02, pp. 179–188, 2022, doi: 10.46772/intech.v4i02.864.