

# KLASIFIKASI TEXT ULASAN PENGGUNA APLIKASI WONDR BY BNI MENGGUNAKAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES*

Fitria Ratna Sari<sup>1</sup>, Tukino<sup>2</sup>, Shofa Shofiah Hilabi<sup>3</sup>, Bayu Priyatna<sup>4</sup>

1,2,3,4) Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Indonesia

Article Info	ABSTRACT
<p><b>Article history:</b></p> <p>Received: 14 Juni 2025            Revised: 20 Juni 2025            Accepted: 07 Juli 2025</p>	<p style="text-align: center;"><b>Abstrak</b></p> <p>Penelitian ini berfokus pada proses klasifikasi ulasan pengguna aplikasi <i>Wondr by BNI</i> dengan menerapkan algoritma <i>Naïve Bayes</i>. Data yang digunakan berasal dari platform <i>Kaggle</i>, terdiri dari 1.500 data ulasan pengguna aplikasi yang telah melewati tahapan pre-processing seperti cleansing, tokenization, transform cases, stopwords, dan filter tokens. Ulasan tersebut kemudian diberi label secara manual ke dalam kategori label cepat, biasa saja, lambat, dan tidak responsif. Setelah itu label akan di buat otomatis oleh <i>Naïve Bayes</i>. Dataset dibagi menjadi 80:20, lalu di proses menggunakan model klasifikasi berbasis probabilitas <i>Naïve Bayes</i>. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma <i>Naïve Bayes</i> mampu mengklasifikasikan ulasan pengguna dengan tingkat akurasi sebesar 95%. Evaluasi model berdasarkan precision, recall, dan f1-score menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik pada setiap kategori ulasan. Visualisasi hasil klasifikasi menggunakan confusion matrix, diagram batang, dan wordcloud memberikan pemahaman lebih mendalam terhadap pola ulasan pengguna. Temuan ini membuktikan bahwa algoritma <i>Naïve Bayes</i> efektif dalam menangani teks tidak terstruktur dan dapat diandalkan untuk mendukung analisis evaluasi layanan digital berbasis umpan balik pengguna.</p> <p><b>Kata Kunci:</b> Klasifikasi Teks, <i>Naïve Bayes</i>, Ulasan Pengguna, <i>Kaggle</i>, <i>Wondr by BNI</i></p> <p style="text-align: center;"><b>Abstract</b></p> <p>This study focuses on the classification process of user reviews of <i>Wondr by BNI</i> application by applying <i>Naïve Bayes</i> algorithm. The data used comes from the <i>Kaggle</i> platform, consisting of 1,500 application user review data that has passed pre-processing stages such as cleansing, tokenization, transform cases, stopwords, and filter tokens. The reviews are then manually labeled into the label categories fast, mediocre, slow, and unresponsive. After that the label will be created automatically by <i>Naïve Bayes</i>. The Dataset is divided into 80:20, then in the process using a probabilistic classification model based on <i>Naïve Bayes</i>. The test results showed that the <i>Naïve Bayes</i> algorithm was able to classify user reviews with an accuracy rate of 95%. Model evaluation based on precision, recall, and f1-score showed excellent classification performance in each review category. Visualization of classification results using confusion matrix, bar charts, and wordcloud provides a deeper understanding of user review patterns. These findings prove that the <i>Naïve Bayes</i> algorithm is effective in handling unstructured text and can be relied upon to support user feedback-based digital service evaluation analysis.</p> <p><b>Keywords:</b> Text Classification, <i>Naïve Bayes</i>, user reviews, <i>Kaggle</i>, <i>Wondr by BNI</i></p> <p>Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercial ShareAlike 4.0 (<a href="https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/">CC-BY-NC-SA</a>).</p>



## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong transformasi bantuan perbankan lewat kehadiran aplikasi m-banking yang semakin memudahkan masyarakat dalam menjalankan transaksi keuangan[1]. Aplikasi ini dirancang untuk memberikan pengalaman transaksi yang lebih efisien melalui berbagai fitur seperti pembayaran menggunakan *Qris*, pembayaran tagihan, hingga pengelolaan keuangan pribadi. Salah satu aplikasi yang dikembangkan untuk menjawab kebutuhan tersebut adalah Wondr by BNI.

Wondr by BNI merupakan layanan perbankan digital yang dikembangkan oleh PT Bank Negara Indonesia (Persero) Tbk dan resmi diperkenalkan pada 5 Juli 2024. Aplikasi ini menawarkan berbagai fitur inovatif yang dirancang untuk memberikan kemudahan dan efisiensi bagi pengguna[2].

Dengan semakin luasnya aplikasi Wondr by BNI, ulasan pengguna yang tersedia di platform seperti *Kaggle* termasuk bagian sumber data relevan untuk mengevaluasi performa aplikasi tersebut. Ulasan ini mencerminkan opini, persepsi, serta pengalaman langsung pengguna dalam berinteraksi dengan aplikasi[3]. Namun demikian, sebagian besar data ulasan bersifat tidak terstruktur, sehingga menyulitkan proses analisis manual dalam jumlah besar [4]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis yang dapat mengelompokkan dan menganalisis ulasan-ulasan tersebut secara sistematis.

Penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi Wondr by BNI berdasarkan kategori yang di ambil yaitu seperti *cepat, lambat, biasa saja, dan tidak responsif*. Sebagian besar ulasan membahas mengenai proses *verifikasi* dan *transaksi* dalam aplikasi. Algoritma ini dipilih karena efektivitasnya dalam mengolah data teks serta kemampuannya dalam melakukan klasifikasi berbasis probabilistik secara cepat dan efisien [5][6]. Sumber data yang digunakan berasal dari platform *Kaggle*, yang menyediakan dataset ulasan pengguna dalam jumlah besar dan siap untuk dianalisis[7].

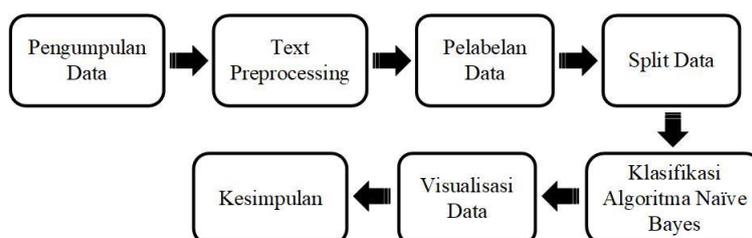
Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah bagaimana mengelompokkan ulasan pengguna aplikasi Wondr by BNI secara otomatis dan manual, serta mengevaluasi efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dalam klasifikasi opini pengguna aplikasi Wondr by BNI, serta seberapa efektif algoritma *Naïve Bayes* dalam melakukan

klasifikasi prediktif terhadap ulasan tersebut. Penelitian ini juga akan menyajikan visualisasi data dalam bentuk confusion matrix, diagram batang, dan wordcloud untuk memahami pola-pola ulasan pengguna lebih mendalam.

Berdasarkan permasalahan diatas, maka penelitian ini bertujuan untuk, mengukur efektivitas metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan opini pengguna, dan menyajikan hasil evaluasi analisis dalam bentuk visualisasi.

## 2. METODE PENELITIAN

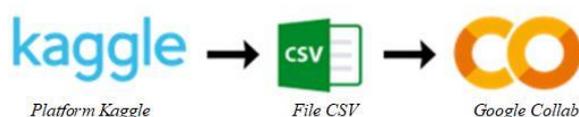
Metodelogi penelitian ini dijabarkan secara sistematis guna menunjukkan cara pendekatan yang dipakai untuk memecahkan persoalan yang telah di jelaskan. Melalui metode klasifikasi *Naïve Bayes* untuk memprediksi dan mengelompokkan ulasan pengguna ke dalam kategori seperti cepat, lambat, biasa saja, dan tidak responsif. Berikut ini adalah gambar tahapan alur penelitian:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

Pada proses perolehan data ini, berupa opini dari pengguna aplikasi *Wondr by BNI*. Dataset tersebut diperoleh melalui platform *open source* yaitu *Kaggle*[8], sebuah website populer yang menyediakan beragam dataset publik untuk mendukung riset berbasis data. Proses pengumpulan data ulasan dilakukan dengan mengunduh dataset dari *kaggle* dalam format *CSV (Comma Separated Values)* dengan *keyword "Wondr By BNI"*. Format ini dipilih karena mempermudah proses pengolahan data pada tahapan berikutnya, terutama saat menggunakan Perangkat bantu seperti *Google Collab* dengan bantuan pustaka pendukung seperti *Pandas* dan *NumPy*. Berikut gambar tahapan dari pengumpulan data:



Gambar 2. Tahap Pengumpulan Data

Gambar diatas secara ringkas menggambarkan alur kerja: data dari Platform Kaggle disimpan dalam format File CSV, yang kemudian digunakan di Google Collab.

## 2.2 Text Pre-processing

Pada tahap ini, dataset akan dipersiapkan dan dibersihkan agar layak digunakan untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Adapun tahapan pre-processing sebagai berikut :



Gambar 3. Tahapan Pre-processing

Tujuan dari tahapan ini adalah untuk memastikan data ulasan berkualitas tinggi dan siap untuk analisis lebih lanjut.

### a. Cleansing

Cleansing merupakan salah satu tahap penting dalam pre-processing teks yang berfungsi untuk pembersihan data dari elemen-elemen yang tidak penting atau dapat mengganggu proses analisis selanjutnya[9].

### b. Tokenization

Tokenization merupakan tahapan dalam pengolahan teks yang bertujuan untuk memisahkan kalimat menjadi unit-unit kecil yang disebut *token*, biasanya berupa kata. Dalam implementasinya pada penelitian ini, proses tersebut dilakukan dengan memecah kalimat ulasan menjadi kata-kata secara terpisah menggunakan fungsi seperti *word\_tokenize()* dari pustaka *Python*[10].

### c. Transform Cases

Transform Cases adalah langkah mengubah kata ke dalam format yang seragam seperti lowercase (huruf kecil). Proses ini agar analisis tidak sensitif terhadap perbedaan kata[11].

### d. Stopwords

Stopword digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang sering muncul tetapi tidak memiliki makna signifikan dalam analisis teks. Proses Stopword removal bertujuan untuk meningkatkan kualitas dataset dengan membuang kata-kata yang dianggap tidak relevan [12].

### e. Filter Tokens (*stemming*)

Tahap filter token (*stemming*) merupakan proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya dengan menghapus awalan atau akhiran. Dalam penelitian ini, digunakan pustaka *Sastrawi* yang khusus menangani bahasa Indonesia. Contohnya, kata "*penggunaannya*" menjadi "*guna*", dan "*dipercepat*" menjadi "*cepat*". Tahapan ini berguna untuk menyederhanakan data teks dan menjaga konsistensi dalam proses analisis serta klasifikasi[13].

## 2.3 Pelabelan Data

Proses pelabelan dapat dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu manual dan otomatis. Sebanyak 1.500 data ulasan diberi label secara manual berdasarkan kategori yang telah ditentukan. Klasifikasi ini telah menjadikan otomatisasi menggunakan model *Naïve Bayes* dan hasil akan menunjukkan perbandingan anatara pelabelan manual dan otomatis.

### a. Pelabelan Manual

Pelabelan manual dilakukan oleh peneliti dengan melihat konteks kalimat, kata-kata penting yang sering muncul, serta kesan dari ulasan pengguna. Dengan kategori yang dibutuhkan, seperti:

- 1) Cepat: ulasan menyebutkan kemudahan atau kecepatan.
- 2) Lambat: menyebutkan keterlambatan, kegagalan transaksi.
- 3) Biasa saja: ulasan netral tanpa pujian atau keluhan.
- 4) Tidak responsif: menyebutkan kekecewaan atau tidak adanya respon dari aplikasi.

### b. Pelabelan Otomatis

Metode ini menggunakan pendekatan berbasis aturan (*rule-based labelling*) dengan bantuan skrip *Python* atau metode sentiment analysis untuk mempercepat proses klasifikasi.

Dalam penelitian ini, ulasan pengguna dikelompokkan ke dalam beberapa kategori labelling *cepat*, *lambat*, *biasa saja*, dan *tidak responsif*.

## 2.4 Split Data

Pembagian data (*split data*), yang bertujuan untuk memisahkan dataset yang sudah diolah ini dibagi dua bagian, yaitu 80% digunakan untuk pelatihan model, dan 20% untuk

pengujian. Data pelatihan guna membangun dan melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengukur kinerja model tersebut. Tujuannya adalah untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum dikenali dalam proses sebelumnya.

## 2.5 Klasifikasi Algoritma *Naïve Bayes*

*Naïve Bayes* merupakan metode klasifikasi berbasis probabilistik yang bekerja dengan prinsip *teorema Bayes*. Algoritma ini efektif untuk masalah klasifikasi teks, seperti ulasan aplikasi. Metode ini didasarkan pada prinsip probabilitas sederhana, dengan menghitung frekuensi kemunculan dan nilai gabungan dari data yang ada [14][15][16]. Hasil dari proses klasifikasi ini akan dianalisis menggunakan confusion matrix dan visualisasi data, yang menjadi elemen penting dalam menghitung berbagai metrik evaluasi model, yang bertujuan untuk menilai sejauh mana kinerja model dalam memprediksi kategori data dengan tepat, serta sejauh mana model mampu meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian data [17].

$$P(w_i | c) = \frac{n_{ci} + mp}{n + m}$$

Dengan:

$P(w_i | c)$  = Probabilitas kata  $w_i$  muncul dalam kelas  $c$ ,

$n_{ci}$  = Frekuensi suatu kata  $w_i$  dalam kategori  $c$ ,

$n$  = Keseluruhan kata di kategori  $c$ ,

$m$  = Jumlah parameter atau keseluruhan keadaan,

$P$  = Probabilitas dari kata  $w_i$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### a. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, dataset diperoleh melalui situs platform **Kaggle** ([www.kaggle.com](http://www.kaggle.com)) dengan menggunakan kata kunci "**Wondr by BNI**". Dari total 8.000 data ulasan yang tersedia di **Kaggle**, sebanyak 1.500 ulasan dipilih untuk dianalisis. Data tersebut kemudian disimpan dalam format CSV agar lebih mudah diolah dan dianalisis. Berikut ini adalah cuplikan data ulasan aplikasi Wondr by BNI yang diambil dari **Kaggle**:

Table 1. Data mentah ulasan dari Kaggle

No.	Content
1.	Dengan wondr menjadikan transaksi lebih mudah dan lebih cepat.
2.	Wondr by BNI tampilan lebih keren dan banyak fitur" yang memudahkan kita untuk transaksi dengan cepat. Cocok buat aku
3.	Aplikasi terbaru yang lebih mudah dalam Transaksi. Smga lebih lengkap fitur-fiturnyaa dan cepat aksesnya ðŸˆšðŸˆšðŸˆš
1.500	Untuk pembayaran PLN ataupun Quiris nyalebih cepat Semoga bisa lebih komplit lagi menu nya dr yg sebelum nya, dan semoga kedepan nya bisa juga pembayaran PDAM juga di wonder

## b. Text Pre-pocessing

Berikut ini merupakan hasil dari tahapan text pre-processing yang telah dilakukan:

### 1. Cleansing

Berikut adalah hasil dari proses cleansing, yang mana kata dan simbol telah dihilangkan.

Table 2. Hasil Cleansing Data

Content	Hasil cleansing
Lebih cepat untuk transaksi dan lebih mudah penggunaannya. TOP ðŸˆšðŸˆšðŸˆš»	Lebih cepat untuk transaksi dan lebih mudah penggunaannya TOP

### 2. Tokenization

Berikut adalah hasil dari proses Tokenization, yang mana kata tersebut terpisah diambil kata per kata.

Table 3. Hasil Tokenization Data

Content hasil cleansing	Hasil Tokenization
Lebih cepat untuk transaksi dan lebih mudah penggunaannya TOP	['Lebih', 'cepat', 'untuk', 'transaksi', 'dan', 'lebih', 'mudah', 'penggunaannya', 'TOP']

### 3. Transform Cases

Berikut adalah hasil dari proses Transfom cases, yang mana kata tersebut menjadikannya huruf kecil semua.

Table 4. Hasil Transform Cases

Content hasil Tokenization	Hasil Transform Cases
['Lebih', 'cepat', 'untuk', 'transaksi', 'dan', 'lebih', 'mudah', 'penggunaannya', 'TOP']	['lebih', 'cepat', 'untuk', 'transaksi', 'dan', 'lebih', 'mudah', 'penggunaannya', 'top']

#### 4. Stopwords

Berikut adalah hasil dari proses Stopwords, beberapa kata tersebut hilang contohnya: “*lebih*”, “*untuk*”, “*dan*”.

Table 5. Hasil Stopwords Data

Content hasil Transform Cases	Hasil Stopwords
['lebih', 'cepat', 'untuk', 'transaksi', 'dan', 'lebih', 'mudah', 'penggunaannya', 'top']	cepat transaksi mudah penggunaannya top

#### 5. Filter Tokens(stemming)

Berikut adalah hasil dari proses Filter Tokens, yang dimana kata berimbuhan ada yang hilang contohnya: penggunaannya → guna.

Table 6. Hasil Filter Tokens

Content hasil Stopwodrs	Hasil stemming
cepat transaksi mudah penggunaannya top	cepat transaksi mudah guna top

#### c. Pelabelan Data

Setelah melewati pre-processing, data ulasan pengguna yang telah terkumpul akan diberikan label sesuai dengan kategori labeling yang telah ditetapkan. Proses pelabelan dapat dilakukan dengan proses manual dengan dataset 1.500 data. Hasil pelabelan manual kemudian dibandingkan dengan hasil pelabelan otomatis untuk melihat konsistensinya.

#### d. Split Data

Sebelum menerapkan algoritma *Naïve Bayes*, Dataset yang sudah dipraproses dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan operator Split Data. Tujuannya agar model dapat dilatih dan diuji secara objektif untuk menghindari overfitting.

Data latih: 1200 data Contoh data latih: 382    aplikasinya kercepat praktissimplefiturnya m... 538    selama menggunakan aplikasi wondr by bnkita c... 1493    aplikasi baru ini semakin mudah utk dibuka mau... 1112    otp gagal masuk berkali-kali proses verifikasi ... 324    tampilan eyecatching dengan warna yang menarik... Name: content, dtype: object	Data uji: 300 data Contoh data uji: 1116    selalu ada masalah pas verifikasi padahal siny... 1368    pengalaman saya kurang menyenangkan karena apl... 422    bagus bngt dan mempermudah proses transaksi pe... 413    transaksinya cepat tanpa ribet bni pokonya mantap 451    semakin mudah bertransaksi di mana saja dan ka... Name: content, dtype: object
---	--

Gambar 4. Hasil dari Data Latih dan Data Uji

### e. Klasifikasi Algoritma *Naïve Bayes*

Tahap ini merupakan inti penelitian, yaitu klasifikasi data menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, metode berbasis probabilitas yang cocok untuk klasifikasi teks seperti ulasan aplikasi. Hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix dan visualisasi data sebagai ukuran kinerja model. Adapun hasil yang label otomatis yang sebelumnya sudah dibuat manual.

Table 7. Hasil dari label otomatis

No.	content	Label_manual	Predicted_label
1.	dengan wondr menjadikan transaksi lebih mudah dan lebih cepat	Cepat	<b>Cepat</b>
2.	aplikasinya mantab mudah dan cepat untuk transaksi qris	Cepat	<b>Cepat</b>
3.	transaksinya biasa saja sesuai harapan	Biasa saja	<b>Biasa saja</b>
4.	terlalu susah untuk verifikasi wajah lambat banget kecewa	Lambat	<b>Lambat</b>
5.	saya isi pulsa rb transaksi gagal tapi saldo saya terpotong bagaimana ini	Tidak responsif	<b>Tidak responsif</b>

Pada table 7, terdapat hasil dari labelling otomatis yang dilakukan oleh model *Naïve Bayes*, setelah labelling otomatis maka akan ada hasil dari evaluasi model, dengan pada gambar di bawah ini:

```

=== Classification Report ===
              precision    recall  f1-score   support

   cepat         0.85      0.99      0.91       218
  biasa saja     0.99      0.97      0.98       573
   lambat       0.98      0.93      0.95       554
 tidak responsif 0.90      0.97      0.93       155

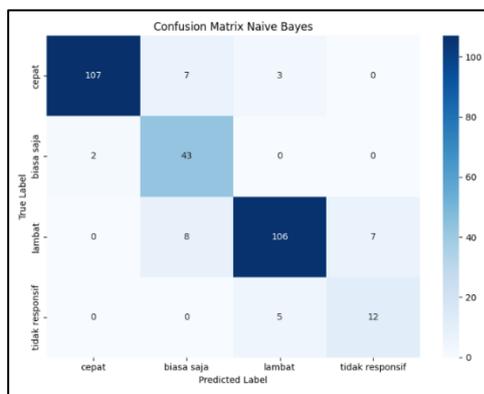
 accuracy                   0.95      1500
 macro avg                 0.93      0.96      0.94      1500
 weighted avg              0.96      0.95      0.95      1500

```

Gambar 5. Hasil Evaluasi Model

Pada gambar di atas tersebut didapatkan hasil perhitungan akurasi yaitu sebesar 95%. Dengan akurasi 95%, model ini menunjukkan performa sangat baik dalam klasifikasi, hanya melakukan kesalahan prediksi sekitar 5% pada data uji. Dalam evaluasi tersebut terdapat presisi, recall, dan f1-score hasil berikut

menunjukkan ketepatan dalam kategori label "Cepat": Presisi 85% (prediksi benar), Recall 99% (teridentifikasi), F1-Score 91% (keseimbangan baik). Adapun hasil dari confusion matrix sebagai berikut:



Gambar 6. Hasil Confusion Matrix *Naive Bayes*

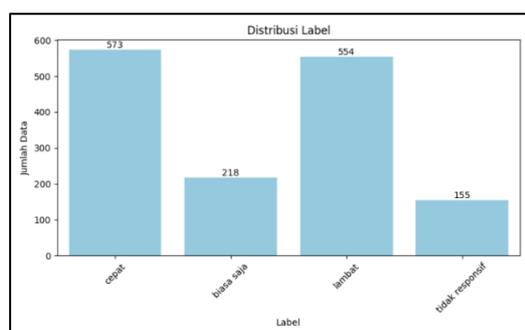
Berdasarkan hasil confusion matrix pada gambar 8. Model *Naive Bayes* berhasil melakukan klasifikasi dengan hasil yang cukup baik, khususnya dalam memprediksi kategori "*cepat*" dan "*lambat*". Meskipun masih terdapat kesalahan dalam membedakan antara "*lambat*" dan "*tidak responsif*", secara keseluruhan model mampu mengklasifikasikan ulasan dengan tingkat akurasi yang memuaskan.

#### f. Visualisasi Data

Visualisasi data bertujuan untuk menyajikan informasi dari hasil pengolahan data dalam bentuk grafik atau tampilan visual lainnya. Pada penelitian ini, data yang diperoleh dari ulasan aplikasi Wondr by BNI divisualisasikan dalam beberapa bentuk untuk mempermudah pemahaman, antara lain sebagai berikut:

##### 1. Diagram Batang

Diagram batang di bawah ini memberikan gambaran visual berdasarkan hasil data yang sudah diolah pada fase sebelumnya.



Gambar 7. Hasil Visualisasi Diagram Batang



**REFERENCES**

- [1] M. Ikhwan, "Analisis Sentimen Publik Terhadap Aplikasi MyPertamina Pada Google Playstore," *J. Manaj. Perbank. Keuang. Nitro*, vol. 8, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: 10.56858/jmpkn.v8i1.390.
- [2] E. Iskandarsjah, "Wondr by BNI, Aplikasi untuk Pengelolaan Keuangan yang Komprehensif," 2024. <https://www.marketeers.com/wondr-by-bni-aplikasi-untuk-pengelolaan-keuangan-yang-komprehensif/> (accessed Apr. 20, 2025).
- [3] A. Syafa'aturrohman, O. Nurdiawan, F. M. Basysyar, and M. Sulaeman, "Naive Bayes Meningkatkan Model Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi DANA Di Playstore Indonesia," *Inf. Manag. Educ. Prof.*, vol. 9, no. 2, pp. 171–180, 2024.
- [4] D. Nurwahidah, G. Dwilestari, N. D. Nuris, and R. Narasati, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi Google Kelas Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3673–3678, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i6.8245.
- [5] 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.
- [6] E. Martantoh and N. Yanih, "Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Karakteristik Kepribadian Siswa Di Sekolah MTS Darussa'adah Menggunakan Php MySQL," *J. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 166–175, 2022, doi: 10.35957/jtsi.v3i2.2896.
- [7] A. Pangestu, Y. Tajul Arifin, and R. Ade Safitri, "Analisis Sentimen Review Publik Pengguna Game Online Pada Platform Steam Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3106–3113, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i6.8829.
- [8] N. Cahyono, "Ulasan Aplikasi Wondr by BNI," 2024. <https://www.kaggle.com/datasets/nuricahyono/ulasan-aplikasi-wondr-by-bni> (accessed Dec. 15, 2024).
- [9] M. Y. Siregar, A. Davy Wiranata, and R. A. Saputra, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Streaming Vidio Menggunakan Metode Naive Bayes," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 5, pp. 2419–2429, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i5.1787.
- [10] R. Hidayat, M. Fikry, Yusra, F. Yanto, and E. P. Cynthia, "Penerapan Naive Bayes Classifier dalam Klasifikasi Sentimen Publik di Twitter terhadap Puan Maharani," *JUKI J. Komput. dan Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 100–108, 2024, doi: 10.53842/juki.v6i1.479.
- [11] M. I. Ahmadi, D. Gustian, and F. Sembiring, "Analisis Sentiment Masyarakat terhadap Kasus Covid-19 pada Media Sosial Youtube dengan Metode Naive bayes," *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 807–814, 2021.
- [12] S. J. Angelina, A. B. P. Negara, and H. Muhandi, "Analisis Pengaruh Penerapan Stopword Removal Pada Performa Klasifikasi Sentimen Tweet Bahasa Indonesia," *JUARA (Jurnal Apl. dan Ris. Inform.)*, vol. 02, no. 1, pp. 165–173, 2023, doi: 10.26418/juara.v2i1.69680.
- [13] T. Ridwansyah, "Implementasi Text Mining Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dunia Di Twitter Terhadap Kota Medan Menggunakan K-Fold Cross Validation Dan Naive Bayes Classifier," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 5, pp. 178–185, 2022, doi: 10.30865/klik.v2i5.362.
- [14] Kusneti, Ratu, and Wijaya, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi LinkedIn Dalam Google Play Store Dengan Model Naive Bayes," *Djtechno J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 374–385, 2023, doi: 10.46576/djtechno.
- [15] S. S. Hilabi and Priati, "Analisis Kepuasan Pengguna Terhadap Layanan Aplikasi Media Sosial WhatsApp Mobile Online," *Buana Ilmu*, vol. 3, no. 1, pp. 119–136, 2018, doi: 10.36805/bi.v3i1.461.
- [16] Tukino, A. Hananto, R. A. Nanda, E. Novalia, E. Sedyono, and J. Sanjaya, "LSTM and Word Embedding: Classification and Prediction of Puskesmas Reviews Via Twitter," *E3S Web Conf.*, vol. 500, pp. 1–10, 2024, doi: 10.1051/e3sconf/202450001018.
- [17] W. Irmayani, "Visualisasi Data Pada Data Mining Menggunakan Metode Klasifikasi Naive Bayes," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. IX, no. I, pp. 68–72, 2021.