



Ranah Research
Journal of Multidisciplinary Research and Development

E-ISSN: 2655-0865

082170743613 | ranahresearch@gmail.com | <https://jurnal.ranahresearch.com>

DOI: <https://doi.org/10.38035/rrj.v7i6>
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Byond by BSI Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Ian Frederick Wijaya¹, dan Dionisia Bhisetya Rarasati²

¹ Universitas Bunda Mulia, s32210079@student.ubm.ac.id

² Universitas Bunda Mulia, 11783@lecturer.ubm.ac.id

Corresponding Author: s32210079@student.ubm.ac.id¹

Abstract: *This study aims to analyze user sentiment toward the Byond by BSI application developed by Bank Syariah Indonesia. The analysis was conducted by classifying user reviews from the Google Play Store into positive or negative categories using the Naïve Bayes algorithm with a TF-IDF feature weighting approach. Data was collected through web scraping techniques, resulting in 26,547 reviews, which were then subjected to preprocessing steps such as case folding, filtering, normalization, tokenization, stop word removal, and stemming. The classification model was evaluated using two data split scenarios: 80:20 and 70:30. The results showed that in the 80:20 scenario, the model achieved 89% accuracy, while in the 70:30 scenario, it achieved 88%. The evaluation was conducted using a confusion matrix that included metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. Further analysis revealed that users tended to have positive sentiments about the interface design and ease of navigation, while negative sentiment was mostly directed at technical performance, such as slowness and frequent errors. Thus, the Naïve Bayes method combined with TF-IDF proved effective in classifying sentiment in mobile banking app reviews. These findings can serve as a basis for developers and management of Bank Syariah Indonesia in designing strategies to improve the service quality and user experience of the Byond by BSI app.*

Keyword: *Sentiment Analysis, Naïve Bayes, TF-IDF, Mobile Banking Application, Byond by BSI.*

Abstrak: Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Byond by BSI yang dikembangkan oleh Bank Syariah Indonesia. Analisis dilakukan dengan mengklasifikasikan ulasan pengguna dari Google Play Store ke dalam kategori positif atau negatif menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan pendekatan pembobotan fitur TF-IDF. Data dikumpulkan melalui teknik web scraping, menghasilkan 26.547 ulasan yang kemudian diproses melalui tahapan preprocessing seperti case folding, filtering, normalisasi, tokenisasi, penghapusan stop words, dan stemming. Model klasifikasi dievaluasi menggunakan dua skenario pembagian data: 80:20 dan 70:30. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada skenario 80:20, model mencapai akurasi sebesar 89%, sedangkan pada skenario 70:30 mencapai 88%. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix yang mencakup metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Analisis lebih lanjut mengungkap bahwa pengguna

cenderung memberikan sentimen positif terhadap desain antarmuka dan kemudahan navigasi, sementara sentimen negatif banyak diarahkan pada performa teknis seperti lambat dan sering error. Dengan demikian, metode Naïve Bayes yang dipadukan dengan TF-IDF terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi mobile banking. Temuan ini dapat menjadi dasar bagi pengembang dan manajemen Bank Syariah Indonesia dalam merancang strategi peningkatan kualitas layanan dan pengalaman pengguna aplikasi Byond by BSI.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, TF-IDF, Aplikasi Mobile Banking, Byond by BSI.

PENDAHULUAN

Era digital telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk dalam sektor perbankan. Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi, terutama melalui internet dan aplikasi seluler, telah mendorong digitalisasi layanan perbankan secara masif. Di Indonesia, hal ini turut mendorong bank-bank, termasuk bank syariah, untuk mengadopsi inovasi digital guna memenuhi kebutuhan nasabah yang semakin menginginkan kemudahan, kecepatan, dan keamanan dalam bertransaksi. Salah satu bentuk inovasi tersebut adalah kehadiran aplikasi *Byond by BSI* dari Bank Syariah Indonesia, yang menawarkan layanan seperti *mobile banking*, investasi syariah, dan pembayaran digital, dengan target utama generasi muda yang akrab dengan teknologi.

Namun, pesatnya pertumbuhan aplikasi digital di sektor perbankan menyebabkan persaingan yang semakin ketat. Dalam kondisi ini, kepuasan pengguna menjadi faktor penting yang menentukan keberlangsungan dan loyalitas nasabah terhadap suatu aplikasi. Beberapa faktor yang memengaruhi kepuasan tersebut meliputi kemudahan penggunaan, keandalan sistem, dan keamanan data. Oleh karena itu, bank perlu terus memantau pengalaman pengguna guna memastikan kualitas layanan tetap optimal. Salah satu metode yang efektif untuk melakukan evaluasi ini adalah melalui analisis sentimen terhadap ulasan pengguna, khususnya yang tersedia secara publik di platform seperti Google Play Store.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah yang diidentifikasi dalam penelitian ini adalah tingkat akurasi algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi Byond by BSI berdasarkan ulasan di Google Play Store dan tingkat kepuasan pengguna aplikasi Byond by BSI berdasarkan analisis sentimen terhadap ulasan di Google Play Store.

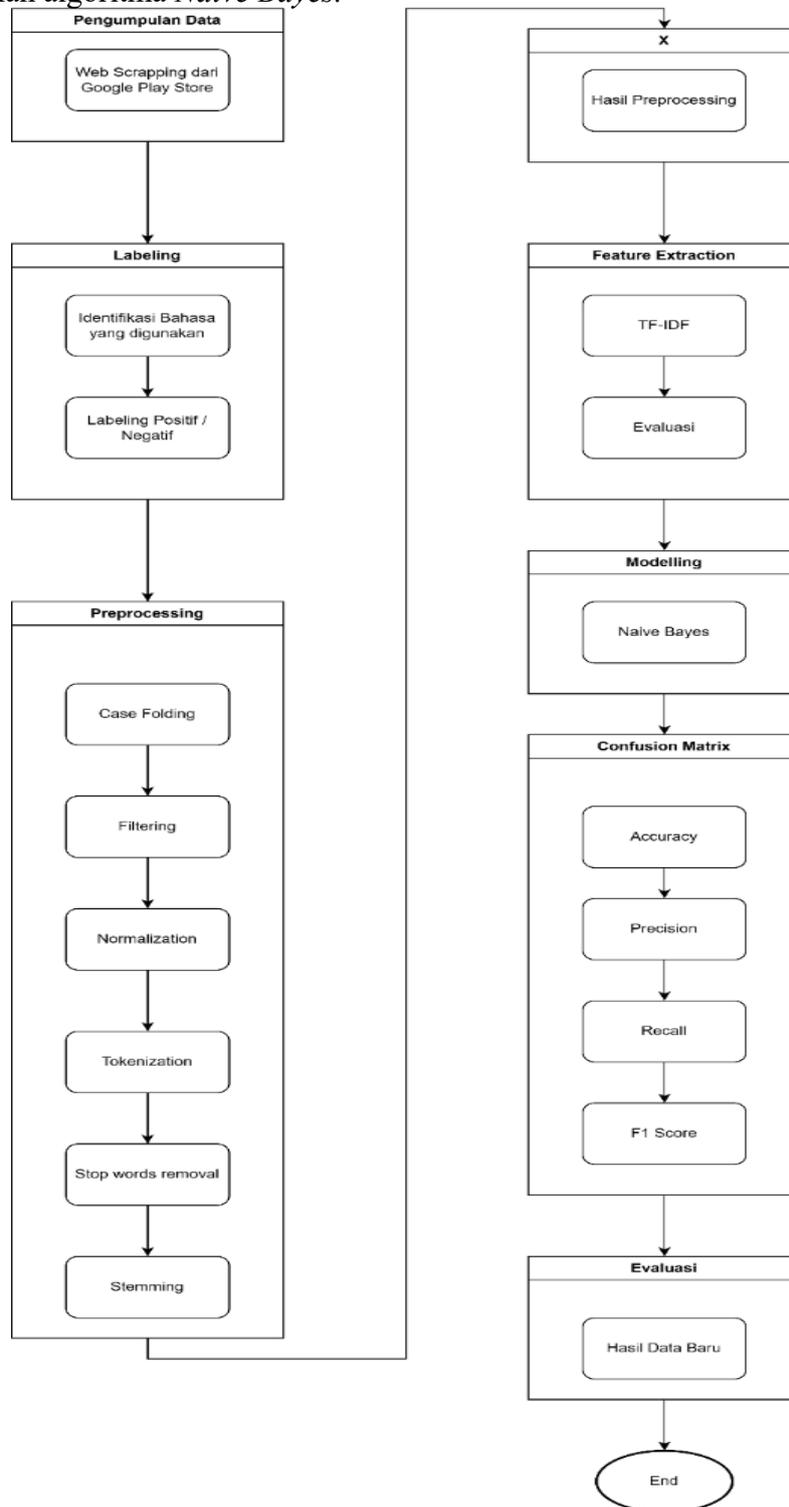
Adapun penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *Byond by BSI* dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, yang dikenal efektif dan efisien dalam mengklasifikasikan data teks. Ulasan yang dianalisis akan dikelompokkan ke dalam tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan bagi Bank Syariah Indonesia mengenai kekuatan dan kelemahan dari aplikasi *Byond by BSI*, sekaligus menjadi dasar untuk perbaikan strategis guna meningkatkan kualitas layanan. Lebih jauh, temuan dari penelitian ini juga diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan perbankan syariah digital di Indonesia secara lebih luas.

METODE

Penelitian ini menerapkan algoritma *Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi *Byond by BSI*. *Naïve Bayes* adalah algoritma klasifikasi probabilistik yang didasarkan pada *Teorema Bayes*, yang menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan distribusi fitur dalam data pelatihan. Meskipun *Naïve Bayes* memiliki kelemahan dalam asumsi independensi antar fitur, kelemahan ini dapat diminimalkan melalui teknik pra-pemrosesan teks yang tepat, seperti *stemming*, *stopword removal*, dan pemilihan fitur yang relevan. Algoritma ini dipilih karena efisiensi dalam pengolahan teks dan kemampuannya

melakukan klasifikasi berbasis probabilitas, sehingga cocok untuk data ulasan yang beragam dan tidak terstruktur. Model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* serta metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score untuk menilai performa klasifikasi secara komprehensif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi *Naïve Bayes* dan metode evaluasi tersebut mampu menghasilkan analisis sentimen yang akurat, memberikan wawasan penting bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas aplikasi.

Perancangan proses merupakan acuan yang digunakan dalam implementasi. Gambar 1. berikut adalah *flowchart* perancangan sistem analisis sentimen pengguna aplikasi *Beyond by BSI* menggunakan algoritma *Naïve Bayes*.



Gambar 1. Kerangka Perancangan Proses

Tahapan dalam perancangan sistem analisis sentimen pengguna aplikasi *Byond by BSI* menggunakan algoritma *Naïve Bayes* adalah sebagai berikut.

1. Pengumpulan Data

Penelitian ini mengumpulkan 26.547 ulasan pengguna aplikasi *Byond by BSI* dari Google Play Store melalui *web scraping* menggunakan *Python*. Data dikumpulkan dari periode 9 November 2024 hingga 9 Februari 2025, yang mencakup nama pengguna, *rating* dengan skala (1-5), tanggal ulasan, dan isi ulasan. Informasi ini digunakan untuk menganalisis sentimen, pola opini, dan topik yang sering muncul dalam ulasan, guna memahami pengalaman dan kepuasan pengguna terhadap aplikasi. Gambar 2. berikut menunjukkan data yang diperoleh:

Username	Score	Time	Review
Pengguna Google	1	2025-02-09 16:10:49	Kebanyakan pemeliharaan sistem.. Sering error + lambat juga.. Gimana cerita didaerah cuma ada BSI.. Pas lagi butuh malah error..
Pengguna Google	5	2025-02-04 05:04:32	Aplikasinya baguss bnget
Pengguna Google	1	2025-02-03 10:31:29	Aplikasi jelek mau transaksi aja susah sering gagal atau gk bisa
Pengguna Google	3	2025-02-06 12:14:42	Kadang cek saldo, transfer, mau bayar terjadi kesalahan teruss

Gambar 2. Data Hasil *Web Scraping*

2. Pelabelan

Pada tahap ini, peneliti akan memberikan label secara manual terhadap masing-masing ulasan yang berasal dari pengguna aplikasi *Byond by BSI*. Dalam klasifikasinya, sentimen dibagi menjadi dua kategori utama: sentimen positif yang diberi label angka 1 (satu) dan sentimen negatif yang diberi label angka -1. Meskipun sentimen netral tidak digunakan dalam analisis utama, ulasan yang dianggap netral tetap akan ditandai dengan angka 3 (tiga) pada saat proses pelabelan berlangsung.

3. Data Preprocessing

Tahap data *preprocessing* merupakan langkah krusial dalam penelitian ini yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan analisis sentimen. Data yang diperoleh dari Google Play Store dalam bentuk teks ulasan pengguna sering kali mengandung berbagai elemen yang tidak relevan, seperti tanda baca, angka, atau kata-kata yang tidak memiliki makna signifikan dalam klasifikasi sentimen. Proses data *preprocessing* mencakup beberapa tahapan mulai dari *Casefolding*, *Filtering*, *Normalization*, *Tokenization*, *Stop words removal*, dan *Stemming*.

4. TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)

TF-IDF merupakan metode pembobotan kata yang digunakan untuk menilai seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap kumpulan dokumen lainnya. Metode ini menggabungkan dua komponen, yaitu frekuensi kemunculan kata dalam dokumen (*term frequency*) dan pembalikan frekuensi dokumen (*inverse document frequency*), yang bersama-sama memberikan skor relevansi setiap kata.

5. TF (Term Frequency)

TF (*Term Frequency*) merupakan ukuran yang digunakan untuk menyatakan seberapa sering suatu *term* (kata) muncul dalam sebuah dokumen. Nilai ini digunakan untuk merepresentasikan kepentingan relatif sebuah term terhadap dokumen tertentu. Pendekatan logaritmik digunakan untuk mereduksi pengaruh kata-kata yang memiliki frekuensi tinggi tetapi tidak signifikan secara semantik.

$$tf_{t,d} = \frac{f_{t,d}}{\sum_k f_{k,d}}$$

Dengan:

$f_{t,d}$: frekuensi kemunculan term t dalam dokumen d

$\sum_k f_{k,d}$: jumlah total seluruh term t pada dokumen d

6. IDF (Inverse Document Frequency)

IDF (*Inverse Document Frequency*) digunakan untuk mengukur seberapa penting suatu term dalam keseluruhan korpus dokumen. Secara umum, IDF menurunkan bobot dari term yang sering muncul di banyak dokumen karena dianggap memiliki nilai diskriminatif yang rendah.

$$idf_t = \log_{10} \left(\frac{N}{n_t} \right)$$

Dengan:

N = jumlah total dokumen dalam korpus

n_t = jumlah dokumen yang mengandung term t_j

7. Perhitungan TF-IDF

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) merupakan gabungan dari dua metrik yaitu TF dan IDF. Nilai ini digunakan untuk menilai pentingnya sebuah term dalam suatu dokumen relatif terhadap keseluruhan korpus. Secara matematis, TF-IDF merepresentasikan bobot numerik yang menunjukkan kekhasan suatu term terhadap sebuah dokumen.

$$TF - IDF_{(t,d)} = TF_{(t,d)} \times IDF_{(t)}$$

Dengan:

$TF_{(t,d)}$: frekuensi banyaknya t kata yang muncul dalam dokumen d

$IDF_{(t)}$: logaritma dari total dokumen dibagi jumlah dokumen yang mengandung kata t

$TF - IDF_{(t,d)}$: hasil kali nilai TF-IDF (bobot dokumen ke- d terhadap kata ke- x).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Adapun hasil implementasi sistem pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

Implementasi *Preprocessing*

Tahapan pemrograman yang dilakukan dalam *preprocessing* yang akan menghasilkan data yang digunakan untuk proses selanjutnya.

a. *Case Folding*

Proses *casefolding* yang bertujuan untuk mengubah teks dari huruf kapital menjadi huruf kecil.

b. *Filtering*

Proses *filtering* ini bertujuan untuk mengurangi karakter yang berulang, menghapus tanda baca yang berulang, menghapus karakter non-alfabet, menghapus kata yang berulang, dan menghapus spasi ganda.

c. *Normalization*

Proses mengubah kata non-baku (slang) menjadi kata baku dalam *text preprocessing* disebut dengan *normalization*. Pada tahap ini, penulis menggunakan 16.116 kamus slang

word yang merupakan gabungan dari kamus slang dan hasil kustomisasi penulis.

d. *Tokenization*

Pada tahap ini, teks akan diubah menjadi potongan kata yang terdiri dari satu kata yang disebut token.

e. *Stop words removal*

Pada tahap ini dilakukan penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki makna dan tidak berpengaruh ke tahap berikutnya, dapat berupa kata hubungi, kata bantu, dan kata umum lainnya.

f. *Stemming*

Pada tahap ini dilakukan proses mengubah kata berimbuhan (seperti kata kerja, kata benda, atau kata sifat yang mendapat awalan/akhiran) menjadi bentuk dasarnya. Berikut merupakan *source code* yang digunakan, gambar 8. menunjukkan hasil *stemming*.

Implementasi TF-IDF

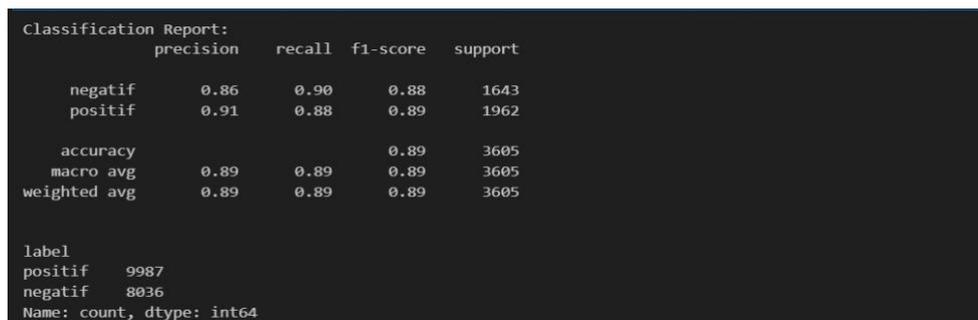
Berikut merupakan proses transformasi data teks menjadi bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF. Data yang telah dibersihkan pada kolom `'clean_data'` diubah menjadi matriks TF-IDF melalui objek `'TfidfVectorizer()'``. Nilai kosong diatasi dengan `'fillna("")`` agar tidak menimbulkan *error*. Hasil transformasi disimpan dalam variabel `'tfidf_matrix`` sebagai data fitur, sementara label klasifikasi diambil dari kolom `'label`` dan disimpan dalam variabel `'y``. Tahap ini penting sebagai langkah awal sebelum data dimasukkan ke dalam model pembelajaran mesin.

Implementasi Modelling

Penelitian ini menggunakan dua skenario pembagian data latih dan data uji untuk melatih dan menguji performa model klasifikasi sentimen. Dua rasio yang digunakan adalah 80:20 dan 70:30, di mana masing-masing menyatakan persentase data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian. Pembagian ini dilakukan dengan menggunakan fungsi `train_test_split` dari library `scikit-learn`, dengan pengaturan `test_size=0.2` untuk rasio 80:20 dan `test_size=0.3` untuk rasio 70:30. Selain itu, parameter `random_state` diset ke nilai tetap (42) guna menjaga konsistensi hasil eksperimen. Tujuan dari penggunaan dua rasio ini adalah untuk membandingkan kinerja model klasifikasi yang dibangun dengan algoritma *Multinomial Naive Bayes* terhadap variasi jumlah data latih dan data uji.

Hasil Evaluasi

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian model dengan dua skenario pembagian data, yaitu rasio 80:20 dan 70:30, diperoleh hasil evaluasi performa model klasifikasi sentimen. Pada rasio 80:20, model menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.89, dengan nilai *precision* dan *recall* rata-rata masing-masing sebesar 0.89. F1-score untuk kelas negatif adalah 0.88, sedangkan untuk kelas positif sebesar 0.89. Jumlah total data uji pada skenario ini adalah 3.605 data. Gambar 3. berikut menunjukkan hasil evaluasi model dengan rasio 80:20:



```
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

negatif      0.86      0.90      0.88      1643
positif      0.91      0.88      0.89      1962

accuracy          0.89          3605
macro avg      0.89      0.89      0.89          3605
weighted avg   0.89      0.89      0.89          3605

label
positif      9987
negatif      8036
Name: count, dtype: int64
```

Gambar 3. Hasil Evaluasi Model Dengan Rasio 80:20

Sementara itu, pada rasio 70:30, model memperoleh akurasi sebesar 0.88, dengan nilai precision sebesar 0.89 dan recall sebesar 0.88. F1-score untuk kelas negatif adalah 0.87, dan untuk kelas positif sebesar 0.89, dari total data uji sebanyak 5.407 data. Gambar 4. berikut menunjukkan hasil evaluasi model dengan rasio 70:30.

```

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   negatif    0.85     0.89     0.87     2420
   positif    0.91     0.88     0.89     2987

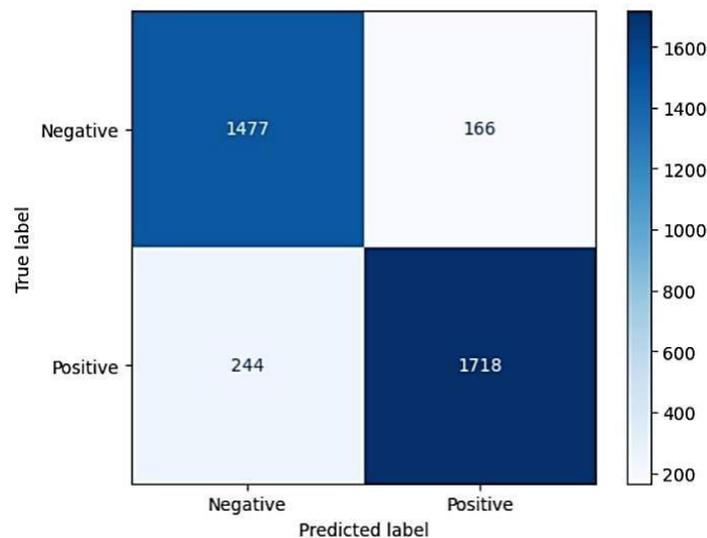
 accuracy    0.88
 macro avg   0.88     0.89     0.88     5407
 weighted avg 0.89     0.88     0.88     5407

label
positif    9987
negatif    8036
Name: count, dtype: int64
    
```

Gambar 4. Hasil Evaluasi Model Dengan Rasio 70:30

Dari hasil tersebut, terlihat bahwa meskipun kedua rasio menunjukkan performa model yang baik, rasio 80:20 menghasilkan akurasi dan konsistensi metrik yang sedikit lebih tinggi dibandingkan rasio 70:30. Oleh karena itu, rasio 80:20 dipilih sebagai konfigurasi akhir dalam pelatihan model, karena memberikan hasil yang paling optimal dalam hal keseimbangan antara akurasi, precision, recall, dan F1-score.

Gambar 5 berikut merupakan confusion matrix dari performa model di atas.



Gambar 5. Confusion Matrix

Dari hasil *confusion matrix* pada Gambar 5, dapat dilakukan perhitungan seperti ditunjukkan dalam Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Evaluasi Confusion Matrix

		Predicted	
		Negative (N)	Positive (P)
Actual	Negative	1477	166
	Positive	244	1718

Tingkat Akurasi Model

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \\ \text{Accuracy} &= \frac{1718 + 1477}{1718 + 1477 + 166 + 244} \\ \text{Accuracy} &= \frac{3195}{3605} = 0.886 = 89\% \end{aligned}$$

Tingkat precision model:

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \frac{TP}{TP + FP} \\ \text{Precision} &= \frac{1718}{1718 + 166} \\ \text{Precision} &= \frac{1718}{1884} = 0.91 = 91\% \end{aligned}$$

Tingkat recall model:

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} \\ \text{Recall} &= \frac{1718}{1718 + 244} \\ \text{Recall} &= \frac{1718}{1962} = 0.875 = 88\% \end{aligned}$$

Tingkat F1-Score model:

$$\begin{aligned} \text{F1-Score} &= 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \\ \text{F1-Score} &= 2 \times \frac{0.91 \times 0.875}{0.91 + 0.875} \\ \text{F1-Score} &= 2 \times \frac{0.796}{1.785} = 0.893 = 89\% \end{aligned}$$

KESIMPULAN

Model analisis sentimen yang diterapkan pada ulasan pengguna aplikasi *Beyond by BSI* menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*. Model ini mencapai akurasi tertinggi sebesar 89% pada skenario pembagian data latih dan uji sebesar 80:20. Evaluasi terhadap *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang seimbang pada sentimen positif dan negatif menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan ulasan secara akurat dan konsisten. Hasil ini membuktikan bahwa pendekatan yang digunakan efektif dalam menganalisis persepsi pengguna terhadap aplikasi, serta memiliki potensi untuk diterapkan sebagai sistem evaluasi otomatis di platform seperti Google Play Store Berdasarkan hasil tersebut, disarankan agar Bank Syariah Indonesia (BSI) memanfaatkan analisis sentimen ini sebagai bahan evaluasi strategis untuk meningkatkan layanan digital, misalnya dengan membentuk tim khusus yang memantau ulasan secara

berkala. Bagi peneliti selanjutnya, pengembangan dapat dilakukan dengan memperluas sumber data dari platform lain atau media sosial, serta mencoba algoritma pembandingan seperti *Support Vector Machine* atau *Random Forest* untuk peningkatan akurasi. Selain itu, pendekatan klasifikasi multi-label atau analisis emosi juga bisa dijajaki untuk mendapatkan hasil yang lebih mendalam dan komprehensif.

REFERENSI

- Tahar, A., Riyadh, H. A., Sofyani, H., & Purnomo, W. E. (2020). Perceived ease of use, perceived usefulness, perceived security and intention to use e-filing: The role of technology readiness. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(9), 537–547.
- Bhatara, D. W., & Suryono, R. R. (2024). Analisis sentimen aplikasi BCA Mobile menggunakan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(4), 1907–1917.
- Tannady, H., Andry, J. F., & Honni, H. (2024). Analisis Big Data Spotify dengan metode data mining. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 7(2).
- Mastan, I. A., & Toni, Y. (2020). Analisis sentimen terhadap tempat kuliner Ayam Gedebuk dari komentar pengunjung dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 3(1).
- Insan, M. K. K., Hayati, U., & Nurdiawan, O. (2023). Analisis sentimen aplikasi Brimo pada ulasan pengguna di Google Play menggunakan algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 478–483.
- Chandra, R., & Sipayung, E. M. (2024). Analisis sentimen ulasan aplikasi Samsat Digital Nasional menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 10(3), 156–164.
- Wibowo, R. Y. A., Wijoyo, S. H., & Rokhmawati, R. I. (2019). Analisis pengalaman pengguna pada aplikasi mobile banking di Indonesia dengan menggunakan usability testing dan User Experience Questionnaire (UEQ) (Studi pada JakOne Mobile dan BCA Mobile). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(6), 5666–5673.
- Alam, S., & Sulisty, M. I. (2023). Analisis sentimen berdasarkan ulasan pengguna aplikasi MyPertamina pada Google Playstore menggunakan metode Naïve Bayes. *Storage: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, 2(3), 100–108.
- Asri, Y., Suliyanti, W. N., Kuswardani, D., & Fajri, M. (2022). Analisis sentimen pelabelan otomatis Lexicon Vader dan klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile: Analisis sentimen.