

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI JAGO BANK DIGITAL MENGUNAKAN MULTI LAYER PERCEPTRON

SENTIMENT ANALYSIS OF JAGO BANK DIGITAL APPLICATION USING MULTI LAYER PERCEPTRON

Ramadhan Chandraditio¹, Garno², Jajam Haerul Jaman³

Fakultas Ilmu Komputer Universitas Singaperbangsa Karawang^{1,2,3}

1910631170118@student.unsika.ac.id¹, garno@unsika.ac.id², jajamhaeruljaman@unsika.ac.id³

ABSTRACT

Bank Jago is an online banking app with over 5 million downloads and a 4.6 rating on Google Play Store, encounters challenges in effectively interpreting user feedback due to mismatches between ratings and review content. Among the 5,174 reviews analyzed, 3,629 are positive, and 1,499 are negative, highlighting diverse opinions from unstructured Google Play Store data. This research addresses a critical gap, as previous studies often prioritized numerical ratings while neglecting the contextual insights found in textual reviews. To resolve these issues, sentiment analysis using the Multi-Layer Perceptron (MLP) algorithm was applied, achieving an impressive accuracy of 91.82%, with a Precision of 94.42%, Recall of 92.47%, and F1-score of 93.43%. The findings provide a novel and essential approach to decoding user sentiments, enabling developers to bridge the gap between ratings and reviews, improve app quality, and enhance the overall user experience effectively.

Keywords: *Sentiment Analysis, Multi Layer Perceptron, Jago Bank, E-Banking, Data Mining*

ABSTRAK

Bank Jago merupakan aplikasi perbankan online dengan lebih dari 5 juta unduhan dan rating 4.6 di *Google Play Store*, menghadapi tantangan dalam memahami masukan pengguna secara efektif karena ketidaksesuaian antara rating dan isi ulasan. Dari 5.174 ulasan yang dianalisis, 3.629 di antaranya positif dan 1.499 negatif, mencerminkan beragam opini dari data yang tidak terstruktur di *Google Play Store*. Penelitian ini mengatasi kesenjangan penting, di mana studi sebelumnya lebih banyak berfokus pada rating numerik tanpa menggali wawasan kontekstual dari ulasan teks. Untuk menyelesaikan masalah ini, analisis sentimen menggunakan algoritma *Multi-Layer Perceptron* (MLP) diterapkan, menghasilkan akurasi yang mengesankan sebesar 91,82%, dengan *Precision* 94,42%, *Recall* 92,47%, dan *F1-score* 93,43%. Hasil penelitian ini memberikan pendekatan baru yang penting untuk memahami sentimen pengguna, menjembatani kesenjangan antara rating dan ulasan, meningkatkan kualitas aplikasi, serta memperkuat pengalaman pengguna secara keseluruhan.

Kata Kunci: *Analisis Sentimen, Multi Layer Perceptron, Jago Bank, E-Banking, Data Mining*

PENDAHULUAN

Perkembangan pesat di sektor keuangan dalam satu dekade terakhir melahirkan transformasi digital, termasuk perbankan digital yang mengubah cara masyarakat mengakses layanan keuangan. Salah satu aplikasi yang menonjol adalah Jago/Jago Syariah Digital Bank dari PT Bank Jago Tbk, yang telah diunduh lebih dari 5 juta kali di *Google Play Store* dengan rating 4,6. Meskipun demikian, anomali sering terjadi antara rating dan isi ulasan pengguna, yang menyulitkan pengembang untuk memahami persepsi pengguna secara mendalam. Menurut Satria et.al pada tahun 2020 Anomali dapat terjadi dalam kasus tertentu, saat peringkat

menyimpang dari konten ulasan yang sebenarnya.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang dikombinasikan dengan TF-IDF memberikan akurasi tinggi dalam analisis sentimen, seperti ditunjukkan oleh Akmal et al. (74,51%) dan Ferdinand et al. (81,2%). Namun, masalah dimensi fitur tinggi masih menghambat efisiensi proses klasifikasi. Menurut Liu (2021) Analisis ini mencakup pemeriksaan penilaian, emosi, sikap, pendapat, dan evaluasi yang terkait dengan berbagai entitas, termasuk produk, layanan, organisasi, individu, isu, acara, topik, dan atribut.

Analisis sentimen menghasilkan hasil positif dan negatif. Nilai setiap fitur dihitung untuk mendapatkan output tersebut. Namun, banyak dimensi fitur dapat mengganggu proses klasifikasi dan membuatnya tidak efisien (Fanissa dkk., 2021).

Metode *MLP* adalah salah satu komponen dari jaringan saraf buatan (JST) yang sederhana tetapi dapat menghasilkan hasil yang akurat (Khan et al., 2022). Penelitian ini menggunakan *MLP* untuk melakukan analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Jago/Jago Syariah Digital Bank di Google Play Store.

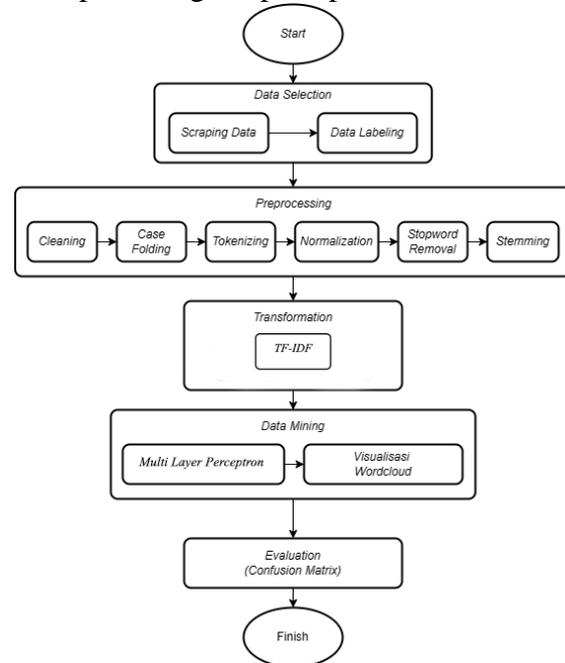
Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Jago dengan algoritma *MLP* untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam, membantu pengembang meningkatkan kualitas aplikasi, serta meningkatkan kepuasan pengguna.

METODE

Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) untuk menganalisis data. KDD (Knowledge Discovery in Database) adalah tahap mengidentifikasi pola secara teratur dari dataset yang rumit sehingga data yang digunakan mudah dimengerti (Ramos dkk., 2021). Proses dimulai dengan tahap pemilihan data (*data selection*), di mana data yang telah dikumpulkan akan dipilih dan disimpan dalam sebuah file. Kemudian, tahap preprocessing dilakukan, yang meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *normalization*, penghapusan *stopword*, dan *stemming*. Setelah tahap preprocessing, data akan diproses lebih lanjut dalam tahap transformasi untuk menyesuaikan format data dengan kebutuhan analisis. Selanjutnya, pada tahap *Data Mining*, dilakukan klasifikasi menggunakan metode *Multi-Layer Perceptron*. Untuk mengevaluasi kinerja model, digunakan *confusion matrix* untuk menilai sejauh mana keberhasilan model tersebut. Ulasan pengguna merupakan teks yang tidak

terstruktur yang dapat berisi beberapa informasi berguna (Noei & Lyons, 2020).

Adapun rancangan penelitian yang akan dilakukan berdasarkan metodologi *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang telah dideskripsikan sebelumnya, dalam pelaksanaannya terdapat 5 langkah pada penelitian.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menganalisis sentimen dengan menerapkan algoritma *MLP* untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi Bank Jago di *Google Play Store*. Untuk mengevaluasi kinerja model *MLP*, digunakan *confusion matrix* dan beberapa metrik evaluasi untuk menilai kualitas model secara lebih mendalam. Hasil klasifikasi kemudian divisualisasikan dalam bentuk *Wordcloud*, sedangkan perbandingan akurasi antar model *MLP* disajikan dalam tabel.

1. Data Selection

Pada tahap ini, data ulasan aplikasi Bank Jago diambil dari *Google Play Store* menggunakan teknik *scraping*, dengan bantuan *library google-play-scraper*. Ulasan yang dikumpulkan disaring untuk yang berbahasa Indonesia dan berasal dari pengguna di Indonesia. Total data diperoleh sebanyak 5174 ulasan.

Gambar 2. Hasil Scraping Data Ulasan

2. Preprocessing

Preprocessing dilakukan untuk mengolah data dengan tujuan meningkatkan kualitas model dalam melakukan klasifikasi pada tahap Data Mining. Diawali dengan tahap cleaning yang akan merubah setiap kata data set menjadi huruf kecil (Case Folding) serta penghapusan seperti tanda baca, symbol, link, dan angka yang tidak berpengaruh.

Tabel 1. Hasil Cleaning dan Case Folding

Hasil Scraping	Setelah Case folding
Ah ribet mau ganti nomor hp yg hilang saja harus pakai surat perjanjian,padahal bisa melalui video call,tinggal kita tunjukkan apa yg di minta,bank digital apa bank kuno yg kaya gini!!!!	ah ribet mau ganti nomor hp yg hilang saja harus pakai surat perjanjian,padahal bisa melalui video call,tinggal kita tunjukkan apa yg di minta bank digital apa bank kuno yg kaya gini!!!!
Sangat baik	sangat baik
Kalo nomor sudah tidak aktif ribet engga ada fitur cara lain kaya menerima kode OTP lewat email	kalo nomor sudah tidak aktif ribet engga ada fitur cara lain kaya menerima kode otp lewat email

Setelah data bersih, akan dilakukan tahap Tokenizing yang akan memproses data yang sebelumnya berbentuk kalimat menjadi kata perkata.

Tabel 2. Sampel Data Hasil Tokenizing

content_tokens
['ah', 'ribet', 'mau', 'ganti', 'nomor', 'hp', 'yg', 'hilang', 'saja', 'harus', 'pakai', 'surat', 'perjanjian', 'padahal', 'bisa', 'melalui', 'video', 'call', 'tinggal', 'kita', 'tunjukkan', 'apa', 'yang', 'di', 'minta', 'bank', 'digital', 'apa', 'bank', 'kuno', 'yg', 'kaya', 'gini']
['kalo', 'nomor', 'sudah', 'tidak', 'aktif', 'ribet', 'engga', 'ada', 'fitur', 'cara', 'lain', 'kaya', 'menerima', 'kode', 'otp', 'lewat', 'email']

Proses Data Mining dilanjutkan dengan tahap normalisasi yang bertujuan untuk memperbaiki kata yang salah yang tidak sesuai dengan KBBI.

Tabel 3. Sampel Data Hasil Normalisasi

content_tokens
['ah', 'ribet', 'mau', 'ganti', 'nomor', 'hp', 'yang', 'hilang', 'saja', 'harus', 'pakai', 'surat', 'perjanjian', 'padahal', 'bisa', 'melalui', 'video', 'call', 'tinggal', 'kita', 'tunjukkan', 'apa', 'yang', 'di', 'minta', 'bank', 'digital', 'apa', 'bank', 'kuno', 'yang', 'kaya', 'kayak', 'begini']
['kalo', 'nomor', 'sudah', 'tidak', 'aktif', 'ribet', 'enggak', 'ada', 'fitur', 'cara', 'lain', 'kayak', 'menerima', 'kode', 'otp', 'lewat', 'email']

Setelah data sesuai, tahap selanjutnya adalah Filtering dan Stopword Removal. Pada tahap ini data akan bersih dari kata – kata yang dianggap tidak relevan untuk proses klasifikasi selanjutnya. Contohnya adalah stopwords seperti "dan", "atau", "namun", dan lain-

lain dalam bahasa Indonesia. Untuk melakukannya, digunakan library nltk yang 31 tersedia pada bahasa pemrograman Python dan difilter kembali secara manual untuk mengoptimalkan hasil.

Tabel 4. Sampel Data Hasil Stopword Removal

content_filters
['ah', 'ribet', 'ganti', 'nomor', 'hp', 'hilang', 'pakai', 'surat', 'perjanjian', 'video', 'call', 'tinggal', 'tunjukkan', 'bank', 'digital', 'bank', 'kuno', 'kayak']
['nomor', 'aktif', 'ribet', 'fitur', 'kayak', 'menerima', 'kode', 'otp', 'email']
['download', 'ya']

Dalam proses pre-processing, tahap terakhir adalah stemming yang bertujuan untuk mengurangi frekuensi dari sebuah kata turunan dengan melakukan penghapusan imbuhan dalam sebuah kata yang terdapat pada awal, akhir, ataupun kombinasi dari keduanya. Untuk melakukan tahap stemming pada data content yang telah melalui tahap sebelumnya, digunakan library Sastrawi pada bahasa pemrograman Python.

Tabel 5. Sampel Data Hasil Stemming

['ah', 'ribet', 'ganti', 'nomor', 'hp', 'hilang', 'pakai', 'surat', 'janji', 'video', 'call', 'tinggal', 'tunjuk', 'bank', 'digital', 'bank', 'kuno', 'kayak']
['nomor', 'aktif', 'ribet', 'fitur', 'kayak', 'terima', 'kode', 'otp', 'email']
['download', 'ya']

3. Transformation

Selanjutnya, setelah tahap pre-processing selesai dilakukan, dilanjutkan dengan proses pembobotan sentimen guna pelabelan data. Proses ini dilakukan dengan cara melakukan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency) yang diimplementasikan dengan menggunakan fungsi TfidfVectorizer yang terdapat pada library sklearn.

Gambar 3. Hasil Transformation

4. Data Mining

Setelah tahap transformasi dilakukan tahap data mining. Tahap ini merupakan

proses klasifikasi data yang dilakukan dengan menggunakan model dari algoritma *MLP* yang disebut *MLP Classifier*. Untuk mengimplementasikan model *MLP*, kita dapat menggunakan library `sklearn.neural_network` yang tersedia di bahasa pemrograman Python. Library ini menyediakan kelas bernama *MLP Classifier* yang dapat digunakan untuk melatih dan membuat model *MLP*. Dalam proses implementasi, kita perlu menyiapkan data training dan data testing yang akan digunakan untuk melatih dan menguji model.

```
mlp = MLPClassifier().fit(X_train, y_train)
y_pred = mlp.predict(X_test)
y_pred_train = mlp.predict(X_train)
```

Gambar 4. Implementasi Algoritma MLP

Setelah di implementasikan pada data testing algoritma *MLP* menghasilkan sebanyak 60.66% sentimen positif dan 39,34% sentimen negative.

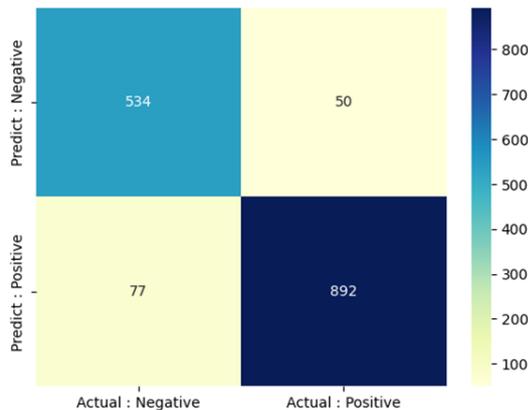
```
total = TP + TN + FP + FN
positif = TP+FP
negatif = TN+FN
print('Sentimen Positif :', positif, 'review atau {(0:0.4f)}.format((positif/total)*100, '%')
print('Sentimen Negatif :', negatif, 'review atau {(0:0.4f)}.format((negatif/total)*100, '%')

Sentimen Positif : 942 review atau 60.6568 %
Sentimen Negatif : 611 review atau 39.3432 %
```

Gambar 5. Jumlah sentimen pengujian MLP

5. Evaluation

Tahap terakhir setelah klasifikasi adalah evaluasi, di mana performa model yang telah diimplementasikan diukur. Untuk tujuan penelitian ini, parameter yang digunakan adalah akurasi yang dihitung menggunakan *confusion matrix*



Gambar 6. Hasil Confusion Matrix Model MLP

Dari hasil *confusion matrix* yang ditunjukkan pada gambar diatas dapat

diketahui nilai akurasi dari model. Adapun perhitungan nilai accuracy berdasarkan *confusion matrix* di atas yaitu :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} = \frac{892 + 50 + 534 + 77}{1426} = \frac{1553}{1426} = 0.9182 \text{ atau } 91.82\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{892}{892 + 50} = \frac{892}{942} = 94.69\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{892}{892 + 77} = \frac{892}{969} = 92.05\%$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} = 2 \times \frac{(\frac{892}{942} \times \frac{892}{969})}{(\frac{892}{942} + \frac{892}{969})} = 93.35\%$$

Selain dengan melakukan perhitungan manual seperti di atas, nilai accuracy dan lainnya dilihat melalui *classification report*.

```
Classification accuracy : 0.9182
Classification precision : 0.9469
Classification recall : 0.9205
Classification f1 : 0.9335
```

Gambar 7. Hasil Evaluasi Model MLP

Hasil klasifikasi sentimen data ulasan aplikasi jago divisualisasikan dalam bentuk *Wordcloud* dengan menggunakan library *Wordcloud* pada *Python* untuk mengetahui gambaran atau informasi mengenai data ulasan pengguna aplikasi Bank Jago pada situs *Google Play Store*. Gambar 8 merupakan *Wordcloud* dari masing-masing kelas sentimen ulasan.



Gambar 8. Visualisasi WordCloud

SIMPULAN

Setelah penelitian yang dilakukan terdapat beberapa kekurangan seperti pelabelan yang dilakukan secara manual, belum adanya optimasi pada algoritma yang digunakan, ada pula kelebihan yang di miliki yaitu kata dan kalimat dapat di nilai secara kontekstual, penulis menemukan beberapa poin-poin yang dapat diambil pada sesi kali ini dan, berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan yaitu :

1. Dalam analisis sentiment terhadap aplikasi Bank Jago menggunakan algoritma *Multi Layer Perceptron Classifier* berhasil diimplementasikan dengan menerapkan pembagian data 70:30 untuk data training dan data testing menunjukkan hasil 60,66% ulasan dari pengguna google bersifat positif kepada aplikasi Jago Bank Digital dan 39,33% negatif
2. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai akurasi sebesar 0.9182 atau setara dengan 91,82% untuk model yang dibuat pada sentiment analysis terhadap aplikasi Bank Jago Digital dengan pembagian 70% data training dan 30% data testing.

DAFTAR PUSTAKA

Abdelaziz, A., Santos, V., & Dias, M. S. (2021). Machine learning techniques in the energy consumption of buildings: A systematic literature review using text mining and bibliometric analysis. *Energies*, 14(22). <https://doi.org/10.3390/en14227810>

Aini, S. H. A., Sari, Y. A., & Arwan, A. (2018). Seleksi Fitur Information Gain untuk Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Kombinasi Metode K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(9), 2546–2554. <http://j-ptiik.ub.ac.id>

Andika, L. A., Azizah, P. A. N., & Respatiwan, R. (2019). Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Hasil Quick Count Pemilihan Presiden Indonesia 2019 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 2(1), 34. <https://doi.org/10.13057/ijas.v2i1.29998>

Arsi, P., & Waluyo, R. (2021). Analisis Sentimen Wacana Pindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput*, 8(1), 147.

Chingmuankim, N. (2022). A comparative study of Naive Bayes Classifiers with improved technique on Text Classification. *TechRxiv*, 1–8. <https://doi.org/10.36227/techrxiv.19918360.v1>

Databoks. (2021). Pengguna Smartphone diperkirakan Mencapai 89% Populasi pada 2025 (15 September 2020). Diakses pada 10 Maret 2022. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2020/09/15/pengguna-smartphone-diperkirakan-mencapai-89-populasi-pada-2025>

Fathonah, F., & Herliana, A. (2021). Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Covid-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Sains dan Informatika*, 7(2), 155-164.

Fransiska, S., & Irham Gufroni, A. (2020). Sentiment Analysis Provider by.U on Google Play Store Reviews with TF-IDF and Support Vector Machine (SVM) Method. *Scientific Journal of Informatics*, 7(2), 2407–7658. <http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/sji>

Isnanda, A., Umaidah, Y., & Jaman, J. H. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Information Gain Pada Analisis Sentimen Penggunaan E-Wallet Saat Pandemi. *Jurnal Teknologi Informatika Dan*

- Komputer, 7(2), 144–153.
<https://doi.org/10.37012/jtik.v7i2.648>
- Kurniasari, R., Santoso, R., & Prahutama, A. (2021). Analisis Kecenderungan Laporan Masyarakat Pada “Laporgub..!” Provinsi Jawa Tengah Menggunakan Text Mining Dengan Fuzzy C-Means Clustering. *Jurnal Gaussian*, 10(4), 544–553.
<https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i4.33101>
- Putro, H. F., Vlandari, R. T., & Saptomo, W. L. Y. (2020). Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Pelanggan. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKomSiN)*, 8(2).
<https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i2.500>
- Ramos, S., Soares, J., Cembranel, S. S., Tavares, I., Foroozandeh, Z., Vale, Z., & Fernandes, R. (2021). Data mining techniques for electricity customer characterization. *Procedia Computer Science*, 186, 475–488.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.04.168>
- Reza Satria, A., & Adinugroho, S. (2020). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mobile menggunakan Algoritma Gabungan Naive Bayes dan C4.5 berbasis Normalisasi Kata Levenshtein Distance. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 4(11), 4154–4163. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Salsabila, S. M., Alim Murtopo, A., & Fadhilah, N. (2022). Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Minfo Polgan*, 11(2), 30–35.
<https://doi.org/10.33395/jmp.v11i2.11640>
- Wardani, N. S., Prahutama, A., & Kartikasari, P. (2020). Analisis Sentimen Peminjaman Ibu Kota Negara Dengan Klasifikasi Naive Bayes Untuk Model Bernoulli Dan Multinomial. *Jurnal Gaussian*, 9(3), 237–246.
<https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.27963>