

# REGRESI DENGAN EKSTRAKSI FITUR NEURAL BAG OF WORDS PADA ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BANK DIGITAL SYARIAH

Cholisa Rosanti<sup>1)</sup>, Fenilinas Adi Artanto<sup>\*2)</sup>, Reza Edi Saputra<sup>3)</sup>

1. Ekonomi Syariah, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Muhammadiyah Pekajangan Pekalongan, Indonesia
2. Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Pekajangan Pekalongan, Indonesia
3. Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Pekajangan Pekalongan, Indonesia

## Article Info

**Kata Kunci:** Akurasi Model; Aplikasi bank Syariah; Bag of Words (BoW); Support Vector Regression (SVR).

**Keywords:** *Bag of Words (BoW); Islamic Banking Applications; Model Accuracy; Support Vector Regression (SVR).*

## Article history:

Received 23 August 2024

Revised 10 September 2024

Accepted 5 October 2024

Available online 1 September 2025

## DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i3.6508>

\* Corresponding author.

Fenilinas Adi Artanto

E-mail address:

[fenilinasadi@gmail.com](mailto:fenilinasadi@gmail.com)

## ABSTRAK

Penelitian ini untuk menguji keefektifan metode Neural Bag of Words (NBOW) dan Support Vector Regression (SVR) dalam memprediksi sentimen pengguna aplikasi bank digital syariah. Data berasal dari ulasan pengguna di Google Play Store pada aplikasi Bank Jago Syariah, Bank Aladin Syariah, Bank Syariah Indonesia, dan Muamalat Din, dengan periode pengambilan data 4 Juli 2023 - 4 Juli 2024, menghasilkan 160,026 ulasan. Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan, seleksi, dan pelabelan data sesuai dengan skor bintang dari ulasan, yang merupakan langkah dalam Knowledge Discovery in Databases (KDD). Setelah itu, dilakukan preprocessing dengan menghilangkan kata yang tidak relevan dan mengubah kalimat menjadi bentuk baku. Data diekstraksi dengan fitur Bag of Words (BoW) yang diimplementasikan Scikit-Learn, menghasilkan matriks frekuensi kata. lalu, data dibagi menjadi set pelatihan dan uji dengan rasio 8:2, dan model SVR dilatih dengan data pelatihan. Didapatkan hasil akurasi rata-rata 98.3%, dengan akurasi tertinggi pada data Bank Aladin Syariah (98.54%) dan akurasi terendah pada data Bank Jago Syariah (98.30%). Regresi linier menunjukkan bahwa peningkatan jumlah data berbanding lurus dengan peningkatan akurasi model NBOW, dengan rumus  $y = 2.10^{(-7)} x + 98.308$ . Hasil ini lebih baik dari penelitian sebelumnya yang menggunakan metode CNN+SURF, yang mencapai akurasi 84%. Temuan lain adalah kemunculan kata-kata seperti "ribet" dan "aplikasi error" dalam sentimen negatif, menunjukkan perlunya peningkatan kemudahan penggunaan dan pengoptimalan aplikasi.

## ABSTRACT

*This research is to test the effectiveness of the Neural Bag of Words (NBOW) and Support Vector Regression (SVR) methods in predicting the sentiment of users of sharia digital banking applications. Data comes from user reviews on the Google Play Store on the Bank Jago Syariah, Bank Aladin Syariah, Bank Syariah Indonesia, and Muamalat Din applications, with a data collection period of 4 July 2023 - 4 July 2024, resulting in 160,026 reviews. This research begins with collecting, selecting, and labeling data according to the star scores of reviews, which is a step in Knowledge Discovery in Databases (KDD). After that, preprocessing is carried out by removing irrelevant words and changing the sentences into standard form. Data was extracted with the Bag of Words (BoW) feature implemented by Scikit-Learn, producing a word frequency matrix. then, the data is divided into training and test sets with a ratio of 8:2, and the SVR model is trained with the training data. An average accuracy result of 98.3% was obtained, with the highest accuracy in Bank Aladin Syariah data (98.54%) and the lowest accuracy in Bank Jago Syariah data (98.30%). Linear regression shows that increasing the amount of data is directly proportional to increasing the accuracy of the NBOW model, with the formula  $y = 2.10^{(-7)} x + 98.308$ . This result is better than previous research using the CNN+SURF method, which achieved 84% accuracy. Another finding was the emergence of words such as "complicated" and "application error" in negative sentiment, indicating the need to improve ease of use and optimization of applications.*

## I. PENDAHULUAN

DENGAN berkembangnya teknologi informasi dan komunikasi, layanan perbankan semakin beralih ke platform digital. Salah satu bidang yang semakin berkembang adalah bank digital syariah, yang menawarkan layanan finansial sesuai dengan prinsip syariah. Dalam konteks ini, penting bagi penyedia layanan untuk memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi mereka guna meningkatkan pengalaman pengguna dan kepuasan pelanggan. Dengan memanfaatkan data ulasan pengguna di media sosial dan platform seperti Google Play Store, bank digital syariah dapat memperoleh wawasan berharga tentang preferensi dan masukan pengguna [1]. Data ulasan di klasifikasikan kedalam 3 kategori yakni, positif, netral dan negatif. Pengelolaan data ulasan dapat dilakukan dengan menggunakan analisis sentimen [2]. Analisis sentimen atau *opinion mining* merupakan proses pengolahan data secara otomatis untuk mendapatkan informasi sentimen pada suatu kalimat opini [3]. Pada penelitian ini data ulasan yang diklasifikasikan kedalam kelas netral tidak dimasukkan kedalam proses pengujian karena proses analisa ini dilakukan untuk mengetahui kecenderungan opini seseorang terhadap suatu objek, apakah cenderung beropini positif atau negatif [4] [5] [6][7].

Banyak sekali fitur yang bisa digunakan untuk mengekstrak data khususnya dalam bentuk teks, salah satunya adalah *Bag of Word* (BoW). Fitur BoW telah digunakan untuk menyelesaikan kasus ekstraksi data teks seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Prasetyo [8]. Prasetyo mengklasifikasikan *review* pada *mobile app store* dengan memanfaatkan *Github Issue Tracker*. Proses ekstraksi data BoW menghasilkan keluaran *Bag of Words unigram* dan *bigram*, yang kemudian akan diklasifikasikan dan diuji serta dievaluasi. Kantong kata *unigram* menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan kantong kata *bigram* [8]. Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya yang dikutip di atas, penulis dapat mengambil beberapa kesimpulan bahwa penggunaan fitur BoW membantu dalam mengekstraksi data dan menghitung bobot frekuensi teks. Dari penelitian yang dikutip di atas, BoW dapat digunakan untuk mengekstraksi teks, seperti review aplikasi yang dilakukan oleh Prasetyo [8]. Pada penelitian Arifiyanti [9] menunjukkan bahwa metode regresi SVR dapat digunakan dalam melakukan regresi dengan evaluasi yang baik.

Bagaimana cara efektif untuk memprediksi sentimen pengguna terhadap aplikasi, Apakah penggunaan metode *Neural Bag of Words* dan *Support Vector Regression* lebih efektif dalam memprediksi sentimen pengguna daripada pendekatan *deep learning* yang lebih kompleks seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN) atau *Recurrent Neural Networks* (RNN), dan Bagaimana hasil prediksi sentimen pengguna ini dapat dimanfaatkan oleh penyedia layanan bank digital syariah untuk meningkatkan kualitas layanan mereka adalah fokus utama penelitian ini.

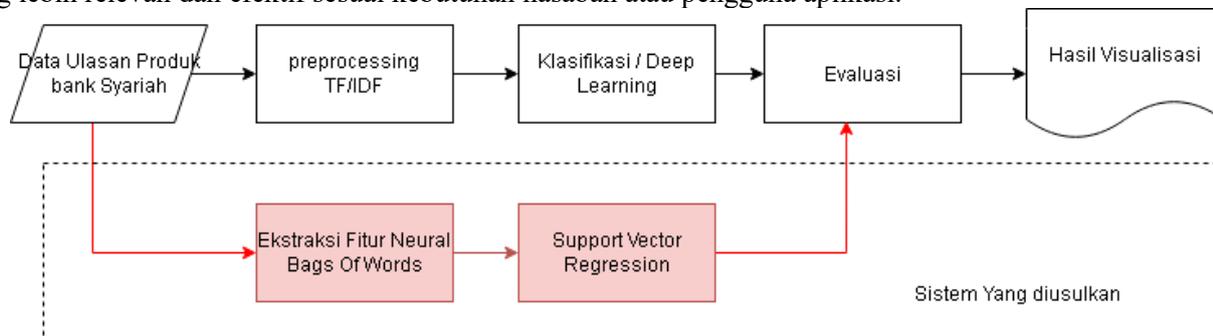
NBOW dan SVR merupakan metode yang cukup sederhana namun efektif dalam melakukan tugas prediksi sentimen. Meskipun tidak sekompleks algoritma *deep learning* seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN) atau *Recurrent Neural Networks* (RNN), NBOW dan SVR dapat memberikan kinerja yang baik dalam memodelkan data teks tanpa memerlukan kompleksitas komputasi yang tinggi [10]. NBOW adalah metode yang terbukti efektif dalam mengonversi data teks menjadi representasi vektor yang dapat digunakan dalam proses pembelajaran mesin. Dengan menggunakan NBOW, kita dapat mengatasi masalah representasi teks yang merupakan karakteristik utama dalam analisis sentimen [11].

Dengan mempertimbangkan faktor-faktor di atas, penggunaan NBOW dan SVR dalam penelitian ini diharapkan dapat memberikan keseimbangan yang baik antara kinerja prediksi, interpretabilitas, dan efisiensi komputasi dalam memahami sentimen pengguna terhadap aplikasi bank digital syariah.

Berdasarkan penelitian terdahulu, terdapat beberapa metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur media sosial seperti penggunaan *Decision Tree* sebagai penunjang keputusan rekomendasi tempat berdasarkan banyaknya kata per konten pada label tertentu sehingga dihasilkan akurasi dengan algoritma C4.5 sebesar 92% [12]. Penelitian lain yang menggunakan *Decision Tree* berbasis SMOTE juga menunjukkan hasil akurasi sebesar 66% saja saat digunakan untuk penggunaan analisis sentimen penggunaan *Artificial Intelligence* untuk Skripsi pada media sosial twitter [13]. Penelitian lain mengenai akurasi data dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk menentukan tingkat kemacetan pada suatu lokasi menggunakan data twitter dihasilkan tingkat akurasi mencapai 97% [14]. Hasil akurasi tersebut didapatkan pada labelling manual dengan dua kelas (+) dan (-), sehingga ketika diaplikasikan pada data unigram dengan multilabel didapatkan penurunan akurasi menjadi 74% pada C4.5 dan 83% pada SVM [15]. Metode terbaru untuk analisis data text dengan multilabel dengan skip-gram hubungan antar kata yang diperkenalkan oleh google yaitu *Neural bag of Words* [11]. NBOW tidak memperhitungkan urutan kata atau konteks dalam kalimat. Ini hanya mengonversi setiap kata dalam kalimat menjadi representasi vektor yang berdiri sendiri, dan kemudian agregat (misalnya dengan mengambil rata-rata) vektor-vektor kata tersebut untuk mendapatkan representasi vektor keseluruhan dari kalimat [16]. Salah satu kelebihan utama model NBOW adalah model ini merepresentasikan fitur sebagai vektor padat daripada representasi renggang konvensional yang

umumnya mampu mengatasi masalah sinonim dan homonim yang sering dijumpai pada tugas NLP sehingga metode ini menghasilkan akurasi sebesar 89% [17].

Pada tahun 2020 Polap melakukan penelitian tentang Penggunaan *Bags of Word* pada klasifikasi data [10]. Polap menggunakan Tf-Idf sebagai fitur ekstraksi data teks, kemudian hasil ekstraksi data teks selanjutnya akan diolah dengan Klasifikasi Teks. Sebelum dilakukan Klasifikasi Teks, Polap melakukan Split Data Text yaitu membagi Data Pelatihan dan juga Data Uji. Polap menggunakan KNN dan Pengklasifikasi SVM dalam Teks Klasifikasi. RMSE (*Root Mean Square Error*), merupakan *evaluator* yang fungsinya menghitung jumlah error atau kesalahan yang terjadi pada algoritma, selisih dari perkiraan nilai sebenarnya dan mencari rata-rata jumlah kuadrat kesalahan. Dari hasil ekstraksi dan klasifikasi yang telah dilakukan oleh Polap, selanjutnya masuk ke tahap evaluasi RMSE untuk menghitung nilai error yang diperoleh dari hasil ekstraksi dan evaluasi yang telah dilakukan. Penelitian yang dilakukan oleh Arifiyanti [9] melakukan perbaikan terhadap penelitian yang dilakukan oleh Polap [10]. Arifiyanti melakukan eksperimen untuk mengetahui kinerja model pembelajaran yang tepat dengan melakukan perbandingan menggunakan metode SMOTE *oversampling* dan beberapa metode regresi terbaik menggunakan *Support Vector Regression* (SVR), *Logistic Regression* (LR), dan *Multi-Layer Perceptron Regressor* (MLP). -R). Dengan menggunakan fitur ekstraksi TF-IDF sebagai fitur ekstraksi data teks, dan RMSE sebagai nilai evaluasi, nilai evaluasi tersebut digunakan untuk membandingkan hasil penelitian sebelumnya [18]. Berdasarkan penelitian yang diteliti oleh Polap [10], hal tersebut menunjukkan bahwa metode klasifikasi SVM menunjukkan nilai RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan metode klasifikasi KNN dan KNN menggunakan LSA. Penelitian Arifiyanti [9] membandingkan dan memperoleh peningkatan dibandingkan penelitian Polap [10]. Dalam penelitiannya Arifiyanti menunjukkan bahwa metode Regresi SVR mempunyai RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan metode SVM Polap. Nilai RMSE masing-masing metode sebesar 2,730 untuk RMSE Polap dengan menggunakan klasifikasi SVM dan 2.166 untuk RMSE Arifiyanti menggunakan regresi SVR yang menunjukkan nilai RMSE lebih rendah. Metode regresi SVR terbukti menurunkan nilai RMSE dibandingkan metode klasifikasi SVM. Gambar 1 Menunjukkan Sistem yang diusulkan. Dengan adanya penelitian analisis sentiment terhadap aplikasi bank syariah, maka akan memberikan implikasi dalam pengembangan aplikasi bank syariah dan juga upaya peningkatan layanan pada aplikasi bank syariah. Secara keseluruhan analisis sentiment akan memberikan panduan yang jelas kepada aplikasi-aplikasi digital syariah dalam mengembangkan produk dan layanan yang lebih relevan dan efektif sesuai kebutuhan nasabah atau pengguna aplikasi.

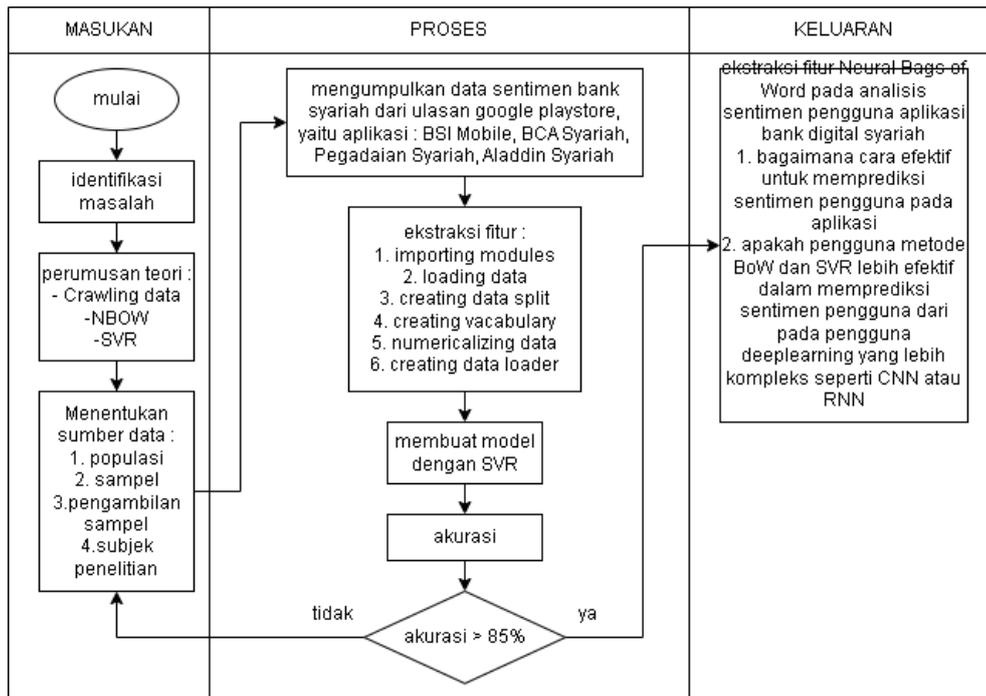


Gambar 1. Gagasan riset dan kebaruan konsep

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini adalah penelitian empiris karena melibatkan pengumpulan dan analisis data empiris yang diperoleh dari ulasan pengguna di media sosial dan platform online seperti Google Play Store. Penelitian empiris bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang mendalam tentang fenomena yang diamati atau untuk menguji hipotesis empiris dengan menggunakan data empiris yang relevan.

Dalam penelitian ini, data ulasan pengguna digunakan untuk menguji keefektifan metode NBOW dan SVR dalam memprediksi sentimen pengguna terhadap aplikasi bank digital syariah. Pada tahap ini, dilakukan pengumpulan, seleksi, dan pelabelan data, yang merupakan langkah pertama dalam *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Data yang digunakan diambil dari situs Google Play Store pada aplikasi Bank Jago Syariah, Bank Aladin Syariah, Bank Syariah Indonesia, dan muamalat din, mulai dari tanggal 4 Juli 2023 hingga 4 Juli 2024.



Gambar 2 Metode Penelitian yang digunakan

Penjelasan lebih lanjut mengenai tahapan penelitian pada Gambar 2 adalah sebagai berikut:

1. Input, melakukan input dataset Isi dari data berupa tanggal input, nama pengguna, kalimat ulasan, dan rating bintang (1 sampai 5) dan data disimpan di file Excel (\*.csv). Data ulasan dan sentimen dijadikan sebagai masukan untuk mendapatkan akurasi dengan implentasi *pseudocode* pada Gambar 3.
2. Fitur Ekstraksi, ekstraksi data menggunakan fitur *Bag of Word* yang diimplementasikan menggunakan *Scikit-Learn*. Dilakukan *preprocessing* dengan cara mengubah huruf menjadi huruf kecil (*Lowercasing*), menghapus tanda baca yang tidak digunakan seperti titik, koma, tanda seru (*Remove Punctuation*), memecah teks menjadi unit-unit kata (*Tokenization*), menghapus kata-kata umum seperti dan, atau, di (*Stop Words*). Selain itu dilakukan *stemming* untuk memisahkan antar kata pada kalimat. Hasil ekstraksi fitur akan berupa matriks dengan jumlah baris sesuai dengan jumlah ulasan dan jumlah kolom sesuai dengan jumlah kata unik di seluruh ulasan. Setiap elemen dalam matriks ini mewakili frekuensi kemunculan kata tertentu dalam ulasan
3. Pemisahan Data, membagi kumpulan data menjadi pelatihan data dan Uji Data
4. Regresi, menggunakan metode *Support Vector Regression (SVR)* yang diimplementasikan menggunakan *Scikit-Learn*. Model SVR diinisialisasi dan dilatih menggunakan data pelatihan. Prediksi dilakukan pada data pengujian dan dievaluasi menggunakan *Mean Squared Error (MSE)*. Gambar 3 merupakan *pseudocode* untuk proses dari ekstraksi fitur menggunakan *Continuous Bag of Words (CBOW)* digunakan karena sederhana dan membutuhkan dataset yang kecil hingga penerapan *Support Vector Regression (SVR)* untuk memprediksi sentimen pengguna.

```
# Pisahkan ulasan, sentimen, dan rating
reviews = [review for review, sentiment, rating in data]
sentiments = [sentiment for review, sentiment, rating in data]
ratings = [rating for review, sentiment, rating in data]

# Step 2: Ekstraksi Fitur dengan CBOW
# Inisialisasi model Word2Vec untuk CBOW
cbow_model = Word2Vec(sentences=reviews, vector_size=100, window=5, min_count=1, sg=0)
# sg=0 for CBOW

# Fungsi untuk mendapatkan rata-rata vektor dari setiap ulasan
function get_average_vector(review, model):
    vectors = []
    for word in review.split():
        if word in model.wv:
            vectors.append(model.wv[word])
    if vectors:
        return mean(vectors, axis=0)
    else:
        return zeros(model.vector_size)

# Ekstraksi fitur untuk setiap ulasan
features = []
for review in reviews:
    features.append(get_average_vector(review, cbow_model))

# Step 3: Pembagian Data
X_train, X_test, y_train_rating, y_test_rating = train_test_split(features, ratings, test_size=0.2,
    random_state=42)
y_train_sentiment, y_test_sentiment = train_test_split(features, sentiments, test_size=0.2,
    random_state=42)

# Step 4: Regresi dengan SVR (Kernel Polinomial) untuk Rating
# Inisialisasi model SVR dengan kernel polinomial
svr_poly = SVR(kernel='poly', degree=3, C=1.0, epsilon=0.1)

# Latih model SVR
svr_poly.fit(X_train, y_train_rating)

# Prediksi rating pada data pengujian
y_pred_rating = svr_poly.predict(X_test)

# Step 5: Klasifikasi dengan SVM untuk Sentimen
# Inisialisasi model SVM untuk klasifikasi sentimen
svm_sentiment = SVC(kernel='linear', C=1.0)
# Latih model SVM
svm_sentiment.fit(X_train, y_train_sentiment)

# Prediksi sentimen pada data pengujian
y_pred_sentiment = svm_sentiment.predict(X_test)

# Step 6: Evaluasi Model
# Menghitung Root Mean Square Error (RMSE) untuk prediksi rating
rmse = sqrt(mean_squared_error(y_test_rating, y_pred_rating))
```

Gambar 3. Pseudocode CBOW dengan SVR

*Bag of Word* memproses setiap dokumen yang telah diinput dengan menghitung berapa kali setiap kata muncul. BoW mengabaikan urutan kata pada setiap dokumen, struktur sintaksis dokumen dan kalimat [19]. Dari teks pernyataan di atas dapat disusun menjadi sebuah BoW dengan menggunakan kata-kata unik yang muncul direpresentasikan hanya satu kali saja, sehingga membentuk susunan kata unik yang berbeda, kemudian dihitung berapa kali kata unik tersebut muncul. Penelitian ini menggunakan *Scikit Library* (sklearn) untuk ekstraksi fitur menggunakan *Bag of Word*. Di *Sklearn*, fitur ekstraksi *Bag of Word* dapat diimplementasikan menggunakan modul *Count Vectorizer*. Di *sklearn*, *Bag of Words* adalah *Count Vectorizer*, *Count vectorizer* membuat matriks dengan dokumen dan sejumlah token (*bag of term/tokens*).

*Count Vectorizer* mengimplementasikan tokenisasi dan menghitung kejadian dalam satu kelas. Setelah data teks diekstraksi, dataset dibagi secara acak menjadi data latih dan data uji, dengan perbandingan perbandingan data 8:2. Rasio 8 untuk data latih sebagai model fit dan data uji, kemudian rasio 2 untuk data uji sebagai data penilai dari hasil model fit. Pada tahap Split Data, data latih dan data uji ditentukan secara acak menggunakan fitur random state. Keadaan acak ini merupakan parameter yang bertugas menginisialisasi generator secara acak, yang menentukan data terpilih untuk dijadikan data latih atau data uji. SVR merupakan algoritma pengembangan dari teori penerapan *Machine Learning Support Vector Machine* (SVM) pada kasus Regresi yang menghasilkan angka keluaran yang nyata dan berkesinambungan [20]. Oleh karena itu, pada penelitian ini random state yang digunakan adalah pola random 42.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dapat dilihat dari tabel 1 menunjukkan data yang diambil dari ulasan pengguna pada 4 Januari 2024 hingga 4 Juli 2024 dengan total data sebanyak 160,026 yang didapatkan dengan library *google\_play\_scraper* pada *google collab* ([link](#)).

TABEL I.  
 JUMLAH DATA ULASAN (4/6/2023 – 4/6/2024)

Aplikasi Bank Syariah	Data Ulasan	Banyak Unduh
BSIMobile	93.854	>10juta
BCA Syariah	3.599	<500rb
Mega Syariah	1.434	<100rb
Jago Syariah	34.669	>10juta
Pegadaian Syariah	2.658	<500rb
Aladin Syariah	23.812	<1jt

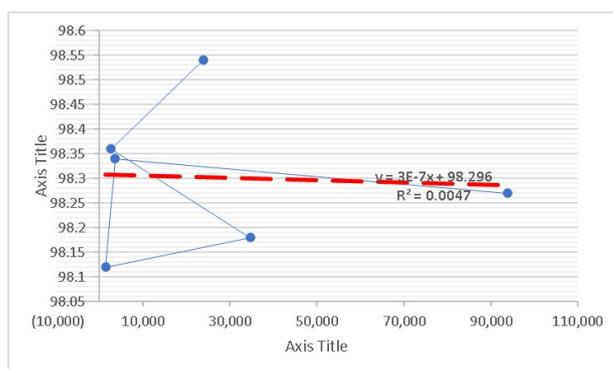
Dari Tabel 1 dapat dilihat apabila Aplikasi BSI Mobile memiliki ulasan paling banyak sesuai dengan data banyaknya unduhan pada aplikasi ini playstore yaitu lebih dari 10 juta kali, dilanjutkan Jago Syariah dan Aladin Syariah.

Selanjutnya dilakukan pelabelan pada ulasan sesuai dengan *score* bintang dari tiap ulasan. Dimana apabila skor < 2 bernilai negatif, skor 3 bernilai netral, dan skor > 4 bintang bernilai positif. Selanjutnya dilakukan *preprocessing* untuk menghilangkan kata yang tidak penting (*stopword*, *hastag*, dll) untuk kemudian dilakukan pembobotan dengan *vectorizer*. Dapat dilihat dari Tabel 2 menunjukkan nilai dari akurasi dibandingkan dengan data pada tiap-tiap aplikasi bank syariah.

TABEL II.  
 AKURASI SISTEM DAN JUMLAH DATA

Aplikasi Bank Syariah	Total Ulasan	Akurasi (%)
BSI	93.854	98,27
BCA Syariah	3.599	98,34
Mega Syariah	1.434	98,12
Jago Syariah	34.669	98,18
Pegadaian Syariah	2.658	98,36
Aladin Syariah	23.812	98,54

Dapat dilihat dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa akurasi rata – rata adalah 98.3% dengan akurasi pada data Jago syariah memiliki akurasi paling kecil (98,30%) sesuai dengan jumlah data yang didapat. Kemudian naik secara signifikan pada akurasi dengan data Aladdin Syariah 98.54% dengan data 16 kali lebih banyak. Akurasi tersebut lebih tinggi dari akurasi yang dilakukan pada penelitian Polap [10] dimana akurasi dengan CNN+SURF adalah 84%. Selanjutnya dilakukan penarikan garis secara linier untuk mendapatkan tingkat kenaikan antara data dengan akurasi. Gambar 3 menunjukkan grafik akurasi dengan regresi *Neural Bag of Words* dibandingkan dengan jumlah data yang diambil



Gambar 4. Akurasi sistem dibandingkan data

Dapat dilihat dari Gambar 4 dapat dilihat bahwa kenaikan akurasi dibandingkan banyak data (x) dengan regresi *Neural Bag of Words* mengikuti rumus

$$y = 2 \cdot 10^{-7}x + 98.308 \tag{1}$$

Sehingga dengan lebih banyak data maka akurasi akan menjadi semakin baik pada Regresi *Neural Bags of Word*.

Dapat dilihat dari Gambar 5 menunjukkan banyak kata yang sering muncul pada sentimen Aplikasi Bank Syariah.



unduhannya yang lebih dari 10 juta kali di Playstore. Ulasan pengguna kemudian diberi label berdasarkan skor bintang, di mana skor kurang dari 2 dianggap negatif, skor 3 netral, dan skor lebih dari 4 dianggap positif.

Proses preprocessing dilakukan untuk membersihkan data dengan menghilangkan kata-kata yang tidak penting, sebelum dilakukan pembobotan menggunakan vectorizer. Hasilnya, akurasi rata-rata dari model yang digunakan adalah 98.3%. Aplikasi Jago Syariah menunjukkan akurasi terendah, sementara aplikasi Aladin Syariah memiliki akurasi yang lebih tinggi, dengan data 16 kali lebih banyak. Akurasi ini lebih baik dibandingkan dengan penelitian sebelumnya oleh Polap yang hanya mencapai 84% menggunakan CNN+SURF.

Regresi linier menunjukkan bahwa peningkatan jumlah data berbanding lurus dengan peningkatan akurasi, mengikuti rumus  $y = 2.10^{(-7)} x + 98.308$ . Ini menunjukkan bahwa dengan lebih banyak data, akurasi model *Regresi Neural Bag of Words* akan semakin baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Eskiyaturrofikoh and R. R. Suryono, "Analisis Sentimen Aplikasi X Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM)," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 9, no. 3, pp. 1408–1419, 2024, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.5392>.
- [2] D. H. Bangkalang, "Opinion mining of regional heads in indonesia using the support vector machine (SVM) method," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 9, no. 3, pp. 1622–1627, 2024, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.5381>.
- [3] R. N. Fahmi, N. Nursyifa, and A. Primajaya, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kasus Penembakan Laskar Fpi Oleh Polri Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 5, no. 2, pp. 61–66, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/437/0>
- [4] A. A. Sorokin and T. O. Shavrina, "Automatic spelling correction for Russian social media texts," *Komp'juternaja Lingvistika i Intellektual'nye Tehnol.*, pp. 688–701, 2016.
- [5] F. A. Artanto, "Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Anggota KPPS," *J. FASILKOM (teknologi Inf. dan Ilmu KOMputer)*, vol. 14, no. 1, pp. 75–79, 2024, doi: <https://doi.org/10.37859/jf.v14i1.6795>.
- [6] A. N. Puspitasari, Y. Findawati, and Y. Rahmawati, "Analisis sentimen tweet pengguna e-commerce dengan menggunakan metode klasifikasi naive bayes," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 9, no. 3, pp. 1123–1132, 2024, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.4939>.
- [7] F. A. Artanto, "Analisis Sentimen Opini Publik terhadap Fenomena Bunuh Diri Mahasiswa di Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Satesi J. Sains Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 70–76, 2024, doi: 10.54259/satesi.v4i1.2908.
- [8] J. Prasetyo and D. O. Siahaan, "Klasifikasi Ulasan Aplikasi Pada Toko Aplikasi Bergerak Dengan Memanfaatkan Issue Tracker Github," *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 15, no. 2, p. 206, 2017, doi: 10.12962/j24068535.v15i2.a666.
- [9] A. A. Arifiyanti, N. R. Shantika, and A. O. Syafira, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Bsi Mobile Pada Google Play Dengan Pendekatan Supervised Learning," *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 3, pp. 283–288, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i3.1003.
- [10] D. Polap and M. Włodarczyk-Sielicka, "Classification of non-conventional ships using a neural bag-of-words mechanism," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 6, 2020, doi: 10.3390/s20061608.
- [11] Y. Yoshikawa, "Non-Linear Regression for Bag-of-Words Data via Gaussian Process Latent Variable Set Model," pp. 3129–3135, 2015.
- [12] E. Subowo, I. Rosyadi, and H. H. Kusumawardhani, "Twitter Data as Decision Tree Parameter for Analysis of Tourism Potential Policies," vol. 436, pp. 474–478, 2020, doi: 10.2991/assehr.k.200529.099.
- [13] A. Fatkhudin, F. A. Artanto, N. A. Safli, and D. Wibowo, "Decision Tree Berbasis SMOTE dalam Analisis Sentimen Penggunaan Artificial Intelligence untuk Skripsi," *Remik Ris. dan E-Jurnal Manaj. Inform. Komput.*, vol. 8, no. April, pp. 494–505, 2024, doi: 10.33395/remik.v8i2.13531.
- [14] E. Subowo, E. Sedyono, and Farikhin, "Ant Colony Algorithm for Determining Dynamic Travel Routes Based on Traffic Information from Twitter," *E3S Web Conf.*, vol. 125, no. 201 9, 2019, doi: 10.1051/e3sconf/201912523012.
- [15] A. Krouska, C. Troussas, and M. Virvou, "The effect of preprocessing techniques on Twitter sentiment analysis," *IISA 2016 - 7th Int. Conf. Information, Intell. Syst. Appl.*, no. July, 2016, doi: 10.1109/IISA.2016.7785373.
- [16] I. Sheikh *et al.*, "Learning Word Importance with the Neural Bag-of-Words Model To cite this version : HAL Id : hal-01331720 Learning Word Importance with the Neural Bag-of-Words Model," 2016.
- [17] R. P. Nawangsari, R. Kusumaningrum, and A. Wibowo, "Word2vec for Indonesian sentiment analysis towards hotel reviews: An evaluation study," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 157, pp. 360–366, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.08.178.
- [18] A. Richard and J. Gall, "A Bag-of-Words Equivalent Recurrent Neural Network for Action Recognition," 2017.
- [19] E. Subowo, F. Adi Artanto, I. Putri, and W. Umaedi, "BLTSM untuk analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi belanja online dengan cicilan," *J. Fasilkom*, vol. XII, no. Ii, pp. 132–140, 2022.
- [20] E. Subowo, A. Feriansyah, and I. Putri, "Analisis Media Sosial terhadap Perilaku Parkir Mobil Menggunakan Similarity Based Clustering," *J. Surya Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 19–23, 2023, doi: 10.48144/suryainformatika.v13i1.1602.