

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI DANA DAN LINKAJA MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES

Agnes Novita Sianipar¹, Yuhelmi², Mariza Devega³

(Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Lancang Kuning)
(Jl. Yos Sudarso KM. 8 Rumbai, Pekanbaru, Riau, telp. 0811 753 2015)
e-mail: ¹agnesnovita1210@gmail.com, ²yuhelmi@unilak.ac.id, ³marizadevega@unilak.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi telah mempercepat transformasi kehidupan manusia, terutama dalam bidang keuangan dengan munculnya dompet digital atau Fintech (Financial Technology). Fenomena ini mengakibatkan peningkatan signifikan penggunaan dompet digital, yang pada gilirannya memicu meningkatnya jumlah komentar atau pendapat dari pengguna. Komentar-komentar ini menjadi sumber informasi krusial bagi pengguna lain yang hendak memilih aplikasi. Contoh nyata terdapat pada aplikasi Dana dan LinkAja di Indonesia, yang mendapat tanggapan positif dan negatif dari pengguna di platform distribusi Google Play Store. Analisis Sentimen atau Opinion Mining menjadi teknik yang relevan dalam menganalisis pendapat dan sentimen pengguna terhadap suatu topik, termasuk produk atau layanan. Dalam penelitian ini, metode Naive Bayes dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam mengklasifikasikan teks, terutama pada dataset teks besar, dengan tingkat akurasi yang memuaskan.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, LinkAja, Dana, Ulasan

Abstract

Technological developments have accelerated the transformation of human life, especially in the financial sector with the emergence of digital wallets or Fintech (Financial Technology). This phenomenon has resulted in a significant increase in the use of digital wallets, which in turn triggers an increasing number of comments or opinions from users. These comments are a crucial source of information for other users who want to choose the app. A clear example is the Dana and LinkAja applications in Indonesia, which received both positive and negative responses from users on the Google Play Store distribution platform. Sentiment Analysis or Opinion Mining is a relevant technique in analyzing user opinions and sentiments on a topic, including products or services. In this study, the Naive Bayes method was chosen because of its effective ability to classify text, especially on large text datasets, with a satisfactory level of accuracy.

Keywords: Sentiment Analysis, Naïve Bayes, LinkAja, Dana, Reviews

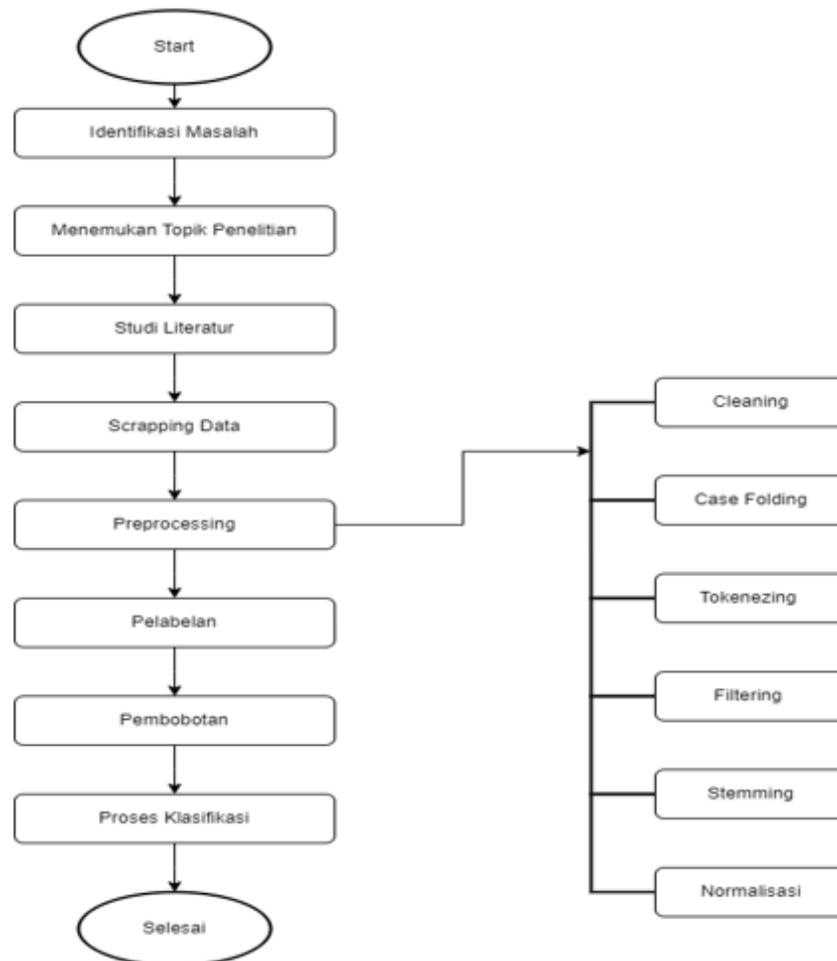
1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi keuangan, seperti dompet digital atau Fintech, semakin pesat dengan meningkatnya jumlah pengguna [1]. Dana dan LinkAja adalah contoh dompet digital yang mendapat beragam tanggapan dari pengguna di Google Play Store. Meskipun LinkAja memiliki fitur yang lengkap, tidak semua pengguna memberikan tanggapan positif [2]. Google Play Store memungkinkan pengguna untuk memberikan ulasan, yang dapat menjadi sumber informasi bagi pengguna lain [3]. Analisis Sentimen atau Opinion Mining digunakan untuk menganalisis pendapat pengguna terhadap suatu topik, seperti aplikasi dompet digital. Dalam penelitian ini, metode Naive Bayes digunakan karena keefektifannya dalam mengklasifikasikan teks dan kemampuannya menangani data besar. Metode ini dikenal memiliki tingkat akurasi yang memuaskan dalam prediksi sentiment [4].

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini proses yang dijalankan yaitu melakukan klasifikasi sebuah sentimen dari ulasan yang telah didapat dan diimplementasikan dengan Algoritma Naïve Bayes sehingga dapat dihasilkan hasil akurasi dari sebuah sentimen. Data diproses menggunakan website Google Colab untuk mengambil data ulasan dan menjalankan proses klasifikasi data.

Berikut akan ditampilkan alur dari penelitian ini:



Gambar. 1 Tahapan Penelitian

Dari gambar akan dijelaskan lebih rinci detail dari tahapan penelitian sebagai berikut:

Pertama, Identifikasi masalah, sebelum melakukan penelitian, penulis lebih dahulu mengidentifikasi permasalahan yang terjadi mengenai topik penelitian yang akan dilakukan. **Kedua**, Menentukan topik penelitian. Pada tahap ini penulis mengamati dan mengidentifikasi permasalahan yang terdapat pada ulasan-ulasan yang diberi oleh pengguna Aplikasi Dana dan LinkAja yang menjadi subjek penelitian ini [5]. Selanjutnya tahap **ketiga** yaitu studi literatur, pada tahap ini penulis melakukan pengumpulan informasi yang berkaitan dengan topik yang diteliti agar mendukung penelitian. Setelah itu langkah yang **keempat** yaitu *scrapping data*, pada tahap ini penulis mengumpulkan data yang didapatkan hasil *crawling* di media sosial ataupun platform lainnya [6].

Tahap yang **kelima**, yaitu *preprocessing*. Dalam *Preprocessing* terdapat 6 proses yaitu: Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Filtering, Stemming dan normalisasi. Setelah tahapan *preprocessing* selanjutnya masuk ke tahap **keenam**, yaitu pelabelan. Pelabelan pada dataset ini dibagi menjadi positif, negatif dan netral [7]. Pelabelan pada dataset positif ditandai dengan label positif yang dimana isi data tersebut berisi tentang hal baik mengenai aplikasi Dana dan LinkAja, kemudian untuk pelabelan pada dataset negatif ditandai dengan label negatif yang dimana isi data tersebut berisi tentang

hal buruk mengenai aplikasi Dana dan LinkAja, sedangkan untuk pelabelan pada dataset netral yaitu dimana isi data tersebut tidak berisi dari kedua pelabelan tersebut (positif dan negatif). Setelah proses pelabelan pada tahap keenam selanjutnya masuk ketahap **ketujuh**, yaitu pembobotan. Pada proses ini dilakukan pembobotan TF-IDF dengan gabungan dua konsep yaitu TF(Term Frequency) dan IDF(Inverse Document Frequency) [8]. TF(Term Frequency) memiliki konsep menampilkan kata yang paling banyak muncul dan memiliki jumlah yang sebanding dengan bobot kata yang mana semakin sering muncul maka semakin besar bobotnya [9]. IDF(Inverse Document Frequency) memiliki konsep menampilkan bobot pada suatu kata [10]. Terakhir, tahap **kedelapan**, yaitu klasifikasi. Dalam proses klasifikasi inilah Algoritma Naïve Bayes digunakan. Pada prosesnya data di *training* (latih) dan selanjutnya dilakukan testing (pengujian) dari data latih tersebut.

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi dalam pembelajaran mesin yang didasarkan pada Teorema Bayes dan asumsi bahwa setiap fitur dalam data pelatihan saling independent [11] [12]. Algoritma ini menghasilkan model klasifikasi dari data pelatihan untuk memprediksi label kelas pada data baru [13]. Dalam Naïve Bayes, probabilitas kelas target dan fitur-fitur diberikan kondisi kelas target dihitung, serta probabilitas kelas target diberikan fitur-fitur yang ada [14]. Saat pengujian, algoritma ini memprediksi kelas target dari data baru dengan mempertimbangkan probabilitas yang dihitung selama pelatihan [15]. Metode ini dipilih karena kemudahannya dalam implementasi dan independensinya antara fitur-fitur dalam data.

$$P(H/X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)}$$

Diketahui:

X: Data dengan class yang belum diketahui

H: Hipotesis data merupakan suatu *class* spesifik

P(H/X): Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (*posteritori probabilitas*)

P(H): Probabilitas hipotesis H (*perior probabilitas*)

P(X/H): Probabilitas X berdasarkan kondisi pada Hipotesis H

P(X): Probabilitas X

Pada penelitian ini, algoritma *naïve bayes* disesuaikan dengan kelas yang cocok dengan data yang akan diklasifikasi. Berikut adalah rumus *naïve bayes* yang sudah disesuaikan yaitu:

$$P(Wk|Ci) = \frac{nk + 1}{n + |\text{vocabulary}|}$$

Diketahui:

P(Wk): Probabilitas (peluang) Kemunculan kata

Ci: Kategori Kelas

P(Wk/Ci): Probabilitas kemunculan kata (Wk) pada suatu dokumen dengan category kelas (Ci)

nk: Nilai Kemunculan kata pada kategori Ci

n: Jumlah keseluruhan kata pada category Ci

Vocabulary: Jumlah keseluruhan kata

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Tabel 1. Hasil

Objek	Testing	Training	Akurasi	Precision			Recall			f1 Score		
				Positif	Netral	Negatif	Positif	Netral	Negatif	Positif	Netral	Negatif
Dana	20%	80%	91%	100%	90%	83%	67%	100%	42%	80%	95%	56%
	30%	70%	90%	100%	89%	89%	58%	100%	47%	74%	94%	62%
LinkAja	20%	80%	96%	92%	98%	100%	97%	97%	33%	95%	98%	50%
	30%	70%	95%	93%	97%	100%	95%	97%	20%	94%	97%	33%

Dalam penelitian ini peneliti menggunakan dua jenis data yaitu data Testing dan data Training. Untuk aplikasi Dana peneliti mencoba menggunakan data Testing 20% dan data Training 80% sehingga

hasil Akurasi sebesar 91% dan Precision Positif 100%, Netral 90%, dan Negatif 83%, kemudian Recallnya pada kelas Positif 67%, Netral 100% dan Negatif 42%, selanjutnya F1 Score Positif 80%, Netral 95% dan negatif 56%. dan peneliti juga mencoba menggunakan data Testing 30% dan data Training 70% maka hasil tingkat Akurasinya 90%, dan mendapatkan nilai Precision Positif 100%, Netral 89%, Negatif 89%, dan Hasil Recall Positif 58%, Netral 100%, Negatif 47%, dan F1 Score Positif 74%, Netral 94% dan Negatif 62%.

Kemudian pada Aplikasi LinkAja peneliti juga menggunakan dua jenis Data yaitu Data Testing dan Data Training. Yang pertama peneliti menggunakan 20% dari seluruh data yang digunakan dijadikan Data Testing dan 80% data Training maka Hasil Akurasinya 96% dengan Nilai Precision Positif 92%, Netral 98% dan Negatif 100%, kemudian hasil Recall Positif 97%, Netral 97% dan Negatif 33%, kemudian hasil F1 Score Positif 95%, Netral 98% dan Negatif 50%, yang terakhir peneliti menggunakan data Testing 30% dari seluruh data dan 70% sisanya digunakan untuk Data Training maka nilai Akurasinya 95% dengan nilai Precision Positif 93%, Netral 97% dan Negatif 100%, kemudian hasil Recall Positif 95%, Netral 97% dan Negatif 20%, terakhir hasil F1 Score Positif 94%, Netral 97% dan Negatif 33%. Pada penelitian di aplikasi LinkAja saat pengujian di Data Testing 20% dan 30% disini memiliki Akurasi yang sama namun memiliki nilai presentase yang berbeda pada nilai Precision, Recall dan F1 Score nya.

3.2 Pembahasan

3.2.1 Pengambilan data

Pengambilan data pada penelitian ini dilaksanakan dengan *Scrapping* data memakai API (Application Programming Interface) key Google Play Store yang merupakan penerjemah komunikasi antara Google Play Store dengan text editor Google Colab berbahasa pemrograman Python. Penelitian ini menggunakan 1000 data set, dimana terdapat 59 data yang bersifat negatif dan 806 data yang bersifat netral dan 135 data yang bersifat positif.

3.2.2 Pelabelan data

Pada proses pelabelan data dilakukan secara otomatis menggunakan tools TextBloop sesuai dengan sentimen yang terkandung didalam library Sastrawi serta label yang dipakai yaitu positif, netral, dan negatif.

Tabel 2. Contoh kata dalam Proses Pelabelan

Positif	Netral	Negatif
Bagus	Keseimbangan	Buruk
Baik	jumlah kata	Lama
Terimakasih	antara	Susah
Membantu	sentimen	Lemot
Lancar	negatif dan netral dalam satu ulasan.	Gagal

3.2.3 Text Processing

Pada tahap preprocessing dilakukan beberapa tahap untuk mendapatkan data acuan yang siap untuk diproses. Tahap yang dilakukan sebagai berikut :

1. Cleansing, proses proses *Cleaning* untuk menghilangkan *noise* atau simbol yang ada pada data ulasan.

Tabel 3. Tabel Cleansing

Sebelum <i>Cleaning</i>	Sesudah <i>Cleaning</i>
Ulasan Dari Aplikasi Dana	
tidak bisa melakukan transfer dll, selalu jringan bermasalah, sdh coba pake wifi dan i ternet pribadi tpi tidak bisa . sgra dilakukan perbaikan	tidak bisa melakukan transfer dll selalu jringan bermasalah sdh coba pake wifi dan i ternet pribadi tpi tidak bisa sgra dilakukan perbaikan
Ulasan dari Aplikasi LinkAja	

parah ni aplikasi, beli pulsa nominal sama atas nomor sama kebaca cm satu kali transaksi, saldo dah kepotong. Auto hapus... ga ada perbaikan sistem, ini kedua kalinya terjadi	parah ni aplikasi beli pulsa nominal sama atas nomor sama kebaca cm satu kali transaksi saldo dah kepotong Auto hapus ga ada perbaikan sistem ini kedua kalinya terjadi
--	---

2. Tahapan kedua yaitu melakukan proses *Case Folding* mengubah semua ulasan menjadi huruf kecil.

Tabel 4. Case Folding

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Ulasan Dari Aplikasi Dana	
tidak bisa melakukan transfer dll selalu jringan bermasalah sdh coba pake wifi dan i ternet pribadi tpi tidak bisa sgra dilakukan perbaikan	tidak bisa melakukan transfer dll selalu jringan bermasalah sdh coba pake wifi dan i ternet pribadi tpi tidak bisa sgra dilakukan perbaikan
Ulasan dari Aplikasi LinkAja	
parah ni aplikasi beli pulsa nominal sama atas nomor sama kebaca cm satu kali transaksi saldo dah kepotong Auto hapus ga ada perbaikan sistem ini kedua kalinya terjadi	parah ni aplikasi beli pulsa nominal sama atas nomor sama kebaca cm satu kali transaksi saldo dah kepotong auto hapus ga ada perbaikan sistem ini kedua kalinya terjadi

3. Kemudian tahapan yang ketiga yaitu proses *Tokenizing* memotong kalimat menjadi kata tunggal.

Tabel 5. Tokenizing

Sebelum Tokenizing	Sesudah Tokenizing
Ulasan Dari Aplikasi Dana	
tidak bisa melakukan transfer dll selalu jringan bermasalah sdh coba pake wifi dan i ternet pribadi tpi tidak bisa sgra dilakukan perbaikan	['tidak', 'bisa', 'melakukan', 'transfer', 'dll', 'selalu', 'jringan', 'bermasalah', 'sdh', 'coba', 'pake', 'wifi', 'dan', 'i', 'ternet', 'pribadi', 'tpi', 'tidak', 'bisa', 'sgra', 'dilakukan', 'perbaikan']
Ulasan dari Aplikasi LinkAja	
parah ni aplikasi beli pulsa nominal sama atas nomor sama kebaca cm satu kali transaksi saldo dah kepotong auto hapus ga ada perbaikan sistem ini kedua kalinya terjadi	['parah', 'ni', 'aplikasi', 'beli', 'pulsa', 'nominal', 'sama', 'atas', 'nomor', 'satu', 'kali', 'transaksi', 'saldo', 'dah', 'kepotong', 'auto', 'hapus', 'ga', 'ada', 'perbaikan', 'sistem', 'ini', 'kedua', 'kalinya', 'terjadi']

4. Kemudian tahapan *Filtering* yaitu menghilangkan kata yang tidak relevan.

Tabel 6. Filtering

Sebelum <i>Filtering</i>	Sesudah <i>Filtering</i>
Ulasan Dari Aplikasi Dana	
['tidak', 'bisa', 'melakukan', 'transfer', 'dll', 'selalu', 'jringan', 'bermasalah', 'sdh', 'coba', 'pake', 'wifi', 'dan', 'i', 'ternet', 'pribadi', 'tpi', 'tidak', 'bisa', 'sgra', 'dilakukan', 'perbaikan']	['melakukan', 'transfer', 'selalu', 'jringan', 'bermasalah', 'sdh', 'coba', 'pake', 'wifi', 'i', 'ternet', 'pribadi', 'tpi', 'sgra', 'dilakukan', 'perbaikan']
Ulasan dari Aplikasi LinkAja	

['parah', 'ni', 'aplikasi', 'beli', 'pulsa', 'nominal', 'sama', 'atas', 'nomor', 'sama', 'kebaca', 'cm', 'satu', 'kali', 'transaksi', 'saldo', 'dah', 'kepotong', 'auto', 'hapus', 'ga', 'ada', 'perbaikan', 'sistem', 'ini', 'kedua', 'kalinya', 'terjadi']	['parah', 'ni', 'aplikasi', 'beli', 'pulsa', 'nominal', 'sama', 'atas', 'nomor', 'sama', 'kebaca', 'cm', 'satu', 'kali', 'transaksi', 'saldo', 'dah', 'kepotong', 'auto', 'hapus', 'ga', 'perbaikan', 'sistem', 'kedua', 'kalinya', 'terjadi']
--	--

5. Selanjutnya tahapan *stemming* yaitu mengubah kata imbuhan menjadi kata dasar.

Tabel 7. Stemming

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
Ulasan Dari Aplikasi Dana	
['melakukan', 'transfer', 'selalu', 'jringan', 'bermasalah', 'sdh', 'coba', 'pake', 'wifi', 'i', 'ternet', 'pribadi', 'tpi', 'sgra', 'dilakukan', 'perbaikan']	['laku', 'transfer', 'selalu', 'jringan', 'masalah', 'sdh', 'coba', 'pake', 'wifi', 'i', 'net', 'pribadi', 'tpi', 'sgra', 'laku', 'baik']
Ulasan dari Aplikasi LinkAja	
['parah', 'ni', 'aplikasi', 'beli', 'pulsa', 'nominal', 'sama', 'atas', 'nomor', 'sama', 'kebaca', 'cm', 'satu', 'kali', 'transaksi', 'saldo', 'dah', 'kepotong', 'auto', 'hapus', 'ga', 'perbaikan', 'sistem', 'kedua', 'kalinya', 'terjadi']	['parah', 'ni', 'aplikasi', 'beli', 'pulsa', 'nominal', 'sama', 'atas', 'nomor', 'sama', 'baca', 'cm', 'satu', 'kali', 'transaksi', 'saldo', 'dah', 'potong', 'auto', 'hapus', 'ga', 'baik', 'sistem', 'dua', 'kali', 'jadi']

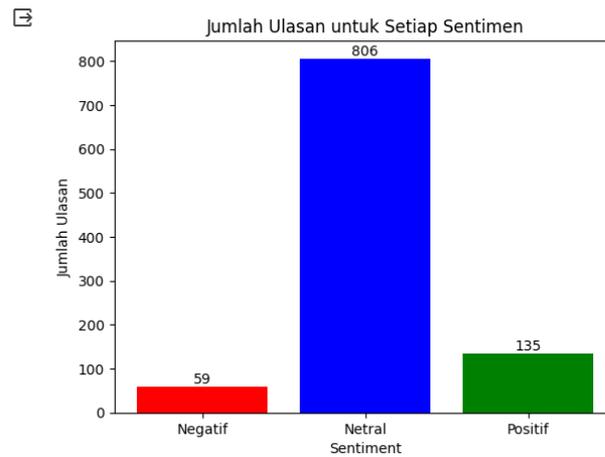
6. Tahap terakhir dari tahapan *pre-processing* yaitu *Normalisasi* yang digunakan untuk mengubah teks kedalam bentuk standar atau normal sehingga memudahkan dalam analisis.

Tabel 8. Normalisasi

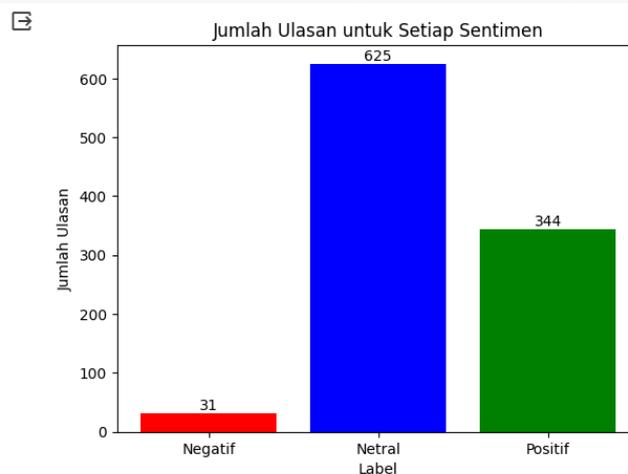
Sebelum <i>Normalisasi</i>	Sesudah <i>Normalisasi</i>
Ulasan Dari Aplikasi Dana	
['laku', 'transfer', 'selalu', 'jringan', 'masalah', 'sdh', 'coba', 'pake', 'wifi', 'i', 'net', 'pribadi', 'tpi', 'sgra', 'laku', 'baik']	transfer dll jringan sdh coba pake wifi i net pribadi tpi sgra
Ulasan dari Aplikasi LinkAja	
['parah', 'ni', 'aplikasi', 'beli', 'pulsa', 'nominal', 'sama', 'atas', 'nomor', 'sama', 'baca', 'cm', 'satu', 'kali', 'transaksi', 'saldo', 'dah', 'potong', 'auto', 'hapus', 'ga', 'baik', 'sistem', 'dua', 'kali', 'jadi']	parah ni aplikasi beli pulsa nominal sama atas nomor sama baca cm satu kali transaksi saldo dah potong auto hapus ga baik sistem dua kali jadi

3.2.4 Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dan LinkAja Menggunakan Metode Naive Bayes

1. Jumlah Ulasan Berdasarkan sentiment



Gambar 2. Jumlah Ulasan Aplikasi Dana Setiap Sentimen



Gambar 3. Jumlah ulasan Aplikasi LinkAja Berdasarkan Sentiment

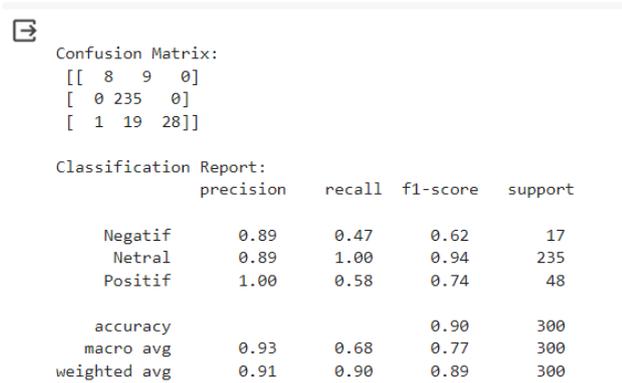
2. Evaluasi

Tahap evaluasi menggunakan metode confusion matrix yang akan membentuk matriks untuk mengukur performa algoritma melalui parameter yang terdiri dari accuracy, recall, precision, dan f-measure.

a. Evaluasi Confusion Matrix data Dana dengan metode Naive Bayes

Hasil akurasi dari tahap evaluasi naive Bayes dapat dilihat dari gambar dibawah ini. Dimana terdapat data positif yang diprediksi benar sebanyak 8 data dan terdapat 9 data negatif yang diprediksi salah dan 0 data negatif yang diprediksi salah (Negatif) dan terdapat data negatif yang di prediksi salah sebanyak 0 dan terdapat data positif yang di prediksi benar sebanyak 235 dan terdapat 0 data negatif yang diprediksi salah(Netral) . Kemudian terdapat data negatif yang diprediksi salah sebanyak 1 data dan terdapat 19 data negatif yang diprediksi salah dan terdapat 28 data positif yang diprediksi benar (Positif). Evaluasi confusion matrix metode Naive Bayes ini mendapatkan hasil akurasi sebesar 0.90 atau 90%. Dengan perhitungan seperti berikut:

$$\begin{aligned}
 Accuracy &= TP/(TP+FN)*100 \\
 &= 271/(271+29)*100 \\
 &= 90\%
 \end{aligned}$$



Gambar 4. Evaluasi Confusion Matrix

Perhitungan akurasi, presisi, recall dan f1- score untuk evaluasi confusion matrix metode Nive Bayes mendapatkan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 4 yang menggambarkan hasil dari tools Python yang di gunakan.

Tabel 9. Rata-rata Confusion Matrix Naive Bayes data Dana

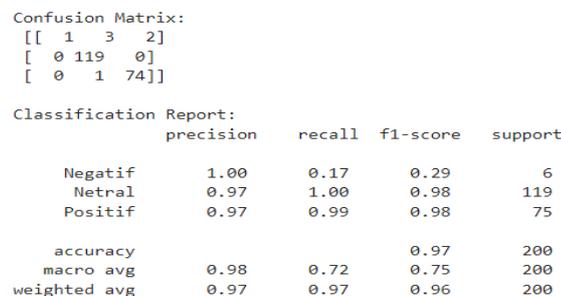
	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	0.89	0.47	0.62
Netral	0.89	1.00	0.94
Positif	1.00	0.58	0.74
Rata- rata	0.91	0.90	0.89

Rata-rata untuk kelas negatif, netral dan positif dari metode Naive Bayes pada evaluasi confusion matrix perhitungan precision, recall dan f1-score dapat dilihat pada Tabel 8.

b. Evaluasi Confusion Matrix data LinkAja dengan Metode Naive Bayes

Hasil akurasi dari data LinkAja tahap evaluasi naive Bayes dapat dilihat dari gambar dibawah ini. Dimana terdapat data positif yang diprediksi benar sebanyak 1 data dan terdapat 3 data negatif yang diprediksi salah dan 2 data negatif yang diprediksi salah (Negatif) dan terdapat data negatif yang di predikisi salah sebanyak 0 dan terdapat data positif yang di predikisi benar sebanyak 119 dan terdapat 0 data negatif yang dipredikisi salah(Netral) . Kemudian terdapat data negatif yang dipredikisi salah sebanyak 0 data dan terdapat 1 data negatif yang dipredikisi salah dan terdapat 78 data positif yang dipredikisi benar (Positif). Evaluasi confusion matrix metode Naive Bayes ini mendapatkan hasil akurasi sebesar 0.97 atau 97%. Dengan perhitungan seperti berikut:

$$\begin{aligned}
 Accuracy &= TP/(TP+FN)*100 \\
 &= 192/(192+8)*100 \\
 &= 97\%
 \end{aligned}$$



Gambar 5. Evaluasi Confusion Matrix

Perhitungan akurasi, presisi, recall dan f1- score untuk evaluasi confusion matrix metode Nive Bayes mendapatkan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 5 yang menggambarkan hasil dari tools Python yang di gunakan.

Tabel 10. Rata-rata Confusion Matrix Naive Bayes data LinkAja

	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	1.00	0.17	0.29
Netral	0.97	1.00	0.98
Positif	0.97	0.99	0.98
Rata- rata	0.97	0.97	0.96

Rata-rata untuk kelas negatif, netral dan positif dari metode Naive Bayes pada evaluasi confusion matrix perhitungan precision, recall dan f1-score dapat dilihat pada Tabel 9.

3.2.5 Visualisasi

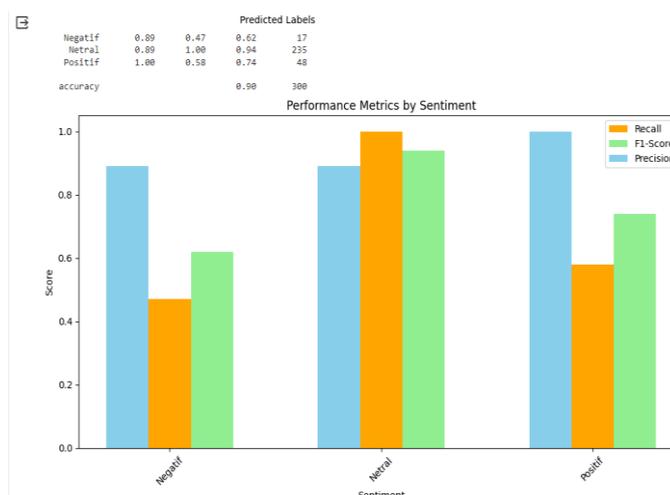
1. Visualisasi ulasan aplikasi Dana

Berikut merupakan hasil perhitungan accuracy, precision, dan recall dengan menggunakan confusion matrix sesuai dengan hasil data yang didapat.

$$Accuracy = TP/(TP+FN)*100$$

$$Precision = TP/(TP+FP)$$

$$Recall = TP / (FN + TP)$$



Gambar 5. Visualisasi ulasan Aplikasi Dana

Berdasarkan Gambar 5. dapat dilihat hasil klasifikasi data ulasan aplikasi Dana menggunakan algoritma naïve bayes mendapatkan hasil evaluasi dengan nilai accuracy sebesar 90%, nilai precision sebesar 91%, dan nilai recall sebesar 89%.

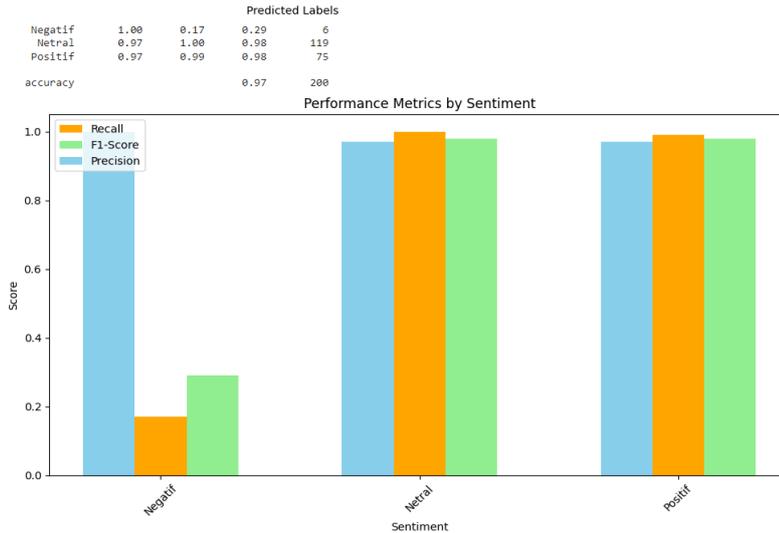
2. Visualisasi ulasan aplikasi LinkAja

Berikut merupakan hasil perhitungan accuracy, precision, dan recall dengan menggunakan confusion matrix sesuai dengan hasil data yang didapat.

$$Accuracy = TP/(TP+FN)*100$$

$$Precision = TP/(TP+FP)$$

$$Recall = TP / (FN + TP)$$



Gambar 6. Visualisasi ulasan Aplikasi LinkAja

Berdasarkan Gambar 6. dapat dilihat hasil klasifikasi data ulasan aplikasi Dana menggunakan algoritma naïve bayes mendapatkan hasil evaluasi dengan nilai accuracy sebesar 97%, nilai precision sebesar 97%, dan nilai recall sebesar 96%.

3.6 Visualisasi WordCloud

1. WordCloud Sentimen ulasan aplikasi Dana

Berdasarkan hasil klasifikasi data terdapat sebuah visualisasi untuk melihat jumlah kata positif,netral dan negatif pada ulasan aplikasi Dana. Visualisasi ditampilkan dengan bentuk wordcloud.

a. WordCloud Sentiment positif



Gambar 7. WordCloud Sentimen Positif Aplikasi Dana

b. WordCloud Sentiment Netral



Gambar 8. WordCloud Sentimen Netral Aplikasi Dana

c. WordCloud Sentiment Negatif

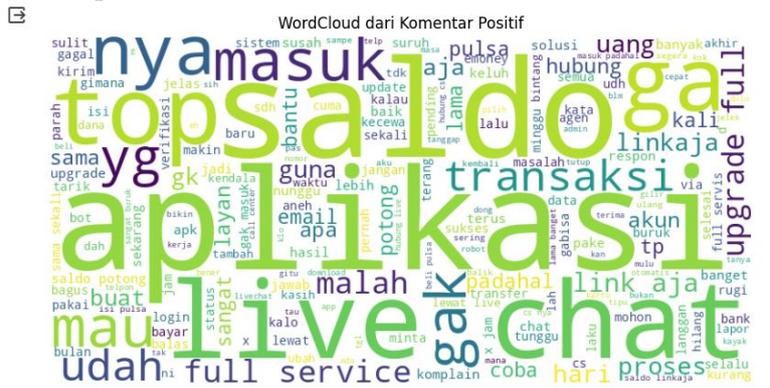


Gambar 9. WordCloud Sentimen Netral Aplikasi Dana

2. WordCloud Sentimen ulasan aplikasi LinkAja

Berdasarkan hasil klasifikasi data terdapat sebuah visualisasi untuk melihat jumlah kata positif, netral dan negatif pada ulasan aplikasi Dana. Visualisasi ditampilkan dengan bentuk wordcloud.

a. WordCloud Sentiment positif



Gambar 10. WordCloud Sentimen Positif Aplikasi LinkAja

b. WordCloud Sentiment Netral



Gambar 11. WordCloud Sentimen Netral Aplikasi LinkAja

c. WordCloud Sentiment Negatif

- [8] Munthe CJ, Hasibuan NA, Hutabarat H. Penerapan Algoritma Text Mining Dan TF-RF Dalam Menentukan Promo Produk Pada Marketplace. *Resolusi: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*. 2022 Jan 30;2(3):110-5. DOI: <https://doi.org/10.30865/resolusi.v2i3.309>
- [9] Aryanti R, Misriati T, Sagiyanto A. Analisis Sentimen Aplikasi Primaku Menggunakan Algoritma Random Forest dan SMOTE untuk Mengatasi Ketidakseimbangan Data. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*. 2023 Nov 30;5(1):218-27. DOI: <https://doi.org/10.47065/josyc.v5i1.4562>
- [10] Pujiyanto U, Ristanti PY. Perbandingan kinerja metode C4. 5 dan Naive Bayes dalam klasifikasi artikel jurnal PGSD berdasarkan mata pelajaran. *Tekno*. 2019;29(1):50. DOI: <http://journal2.um.ac.id/index.php/tekno> | ISSN 1693-8739
- [11] Sinaga AS, Simanjuntak D. Sistem Pakar Deteksi Gizi Buruk Balita Dengan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Inkofar*. 2020 Jan 20;1(2). DOI: <https://doi.org/10.46846/jurnalinkofar.v1i2.110>
- [12] Sari DL, Saputra M, Gemasih H. Penerapan Data Mining Dalam Proses Prediksi Perceraian Menggunakan Algoritma Naive Bayes Di Kabupaten Aceh Tengah. *Jurnal Teknik Informatika dan Elektro*. 2022 Jan 4;4(1):23-35. DOI: <https://doi.org/10.55542/jurtie.v4i1.112>
- [13] Putra MY, Putri DI. Pemanfaatan Algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Kelas XI. *Jurnal Tekno Kompak*. 2022 Aug 14;16(2):176-87. DOI: <https://doi.org/10.33365/jtk.v16i2.2002>
- [14]. Amillina I, Qoiriah A. Penerapan Algoritma Naive Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Siswa terhadap Pembelajaran Daring. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*. 2021 Dec 5;3(2). DOI: <https://doi.org/10.33005/jifti.v3i2.131>
- [15]. Amillina I, Qoiriah A. Penerapan Algoritma Naive Bayes dalam Klasifikasi Tingkat Kepuasan Siswa terhadap Pembelajaran Daring. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*. 2021 Dec 5;3(2). DOI: <https://doi.org/10.33005/jifti.v3i2.131>



ZONasi: Jurnal Sistem Informasi

is licensed under a [Creative Commons Attribution International \(CC BY-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)