

Multi Stage Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Dompot Digital Menggunakan Metode *Multinomial Naïve Bayes*

Hikmatul Maulidia Putri¹, M. Faisal², M. Fachrul Kurniawan³

200605110078@student.uin-malang.ac.id¹, mfaisal@ti.uin-malang.ac.id², fachrulk@ti.uin-malang.ac.id³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Jl. Gajayana No.50 Malang, Jawa Timur, 65144, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima : 26 Jun 2024
Direview : 6 Sep 2024
Disetujui : 20 Sep 2024

Kata Kunci

Analisis sentimen,
Aplikasi Dompot Digital,
Multinomial Naïve
Bayes, TF-IDF

Abstrak

Dompot digital merupakan salah satu *financial technology* yang saat ini populer digunakan oleh masyarakat Indonesia sebagai alat transaksi *non-tunai*. Semakin banyaknya pengguna aplikasi dompet digital maka jumlah ulasan, komentar, dan pendapat juga semakin bertambah banyak dan beragam. Ulasan pengguna dinilai sangat membantu serta sebagai wadah informasi karena dapat menilai suatu aspek tertentu. Penelitian ini mengusulkan penelitian terkait Analisis Sentimen berbasis Aspek dengan menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap suatu aspek, yaitu layanan, biaya, dan keamanan pada aplikasi dompet digital serta mengetahui evaluasi performa sistem menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Data pada penelitian ini diambil menggunakan teknik *scraping* dengan kata kunci dari *platform Google Play Store* sebanyak 500 pada tiap aspeknya. Hasil penelitian ini menunjukkan pembagian data 70:30 lebih baik daripada rasio pembagian data lainnya, yaitu rasio pembagian data 80:20, dan 90:10, dengan evaluasi performa menggunakan akurasi, presisi, recall, dan f1-score secara beturut 0.841, 0.844, 0.841, dan 0.841.

Keywords

Sentiment Analysis, E-wallet,
Multinomial Naïve Bayes,
TF-IDF

Abstract

Digital wallet is one of the *financial technology* that is currently popularly used by Indonesians as a *non-cash transaction tool*. The more users of digital wallet applications, the number of reviews, comments, and opinions also increases and varies. User reviews are considered very helpful as well as a forum for information because they can assess certain aspects. This study proposes research related to Aspect-based Sentiment Analysis using *Multinomial Naïve Bayes* to analyze user sentiment towards an aspect, namely service, cost, and security on digital wallet applications and determine the evaluation of system performance using the *Multinomial Naïve Bayes* algorithm. The data in this study was taken using *scraping techniques* with keywords from the *Google Play Store platform* as many as 500 in each aspect. The results of this study show that the 70:30 data division is better than other data division ratios, namely the 80:20, and 90:10 data division ratios, with performance evaluation using accuracy, precision, recall, and f1-score respectively 0.841, 0.844, 0.841, and 0.841.

A. Pendahuluan

Dompot digital merupakan salah satu perkembangan *financial technology* (fintech) yang populer digunakan masyarakat Indonesia sebagai alat transaksi non-tunai[1]. Inovasi dompet digital ini memudahkan masyarakat dalam melakukan transaksi dan pembayaran sehari-hari tanpa harus menggunakan uang tunai. Berdasarkan survei laporan East Ventures (EV) yang bertajuk *Digital Competitiveness Index 2023: Equitable Digital Nation*, menunjukkan presentase sebesar 81% mayoritas warga Indonesia memanfaatkan dompet digital untuk berbagai macam transaksi mereka[2]. Hal ini menunjukkan bahwa dompet digital banyak digunakan sebagai alat transaksi sehari-hari dan dimungkinkan akan terus populer dikalangan masyarakat Indonesia. Berdasarkan hasil survei juga didapatkan platform dompet digital GoPay yang paling banyak digunakan selanjutnya aplikasi OVO dan posisi ketiga yaitu aplikasi DANA[3].

Seiring meningkatnya jumlah penggunaan aplikasi dompet digital, jumlah ulasan, komentar, atau pendapat terkait aplikasi juga pasti semakin bertambah banyak dan beragam[4]. Tidak sedikit ulasan aplikasi dompet digital yang memberikan ulasan terkait kelebihan aplikasi dalam penawaran kemudahan dan kepraktisan pada penggunaannya dalam melakukan transaksi. Akan tetapi tidak sedikit pula ulasan berisi mengenai kekurangan pada aplikasi dompet digital. Oleh karena itu, pertimbangan dalam melihat kelebihan dan kekurangan pada aplikasi diperlukan secara cermat supaya pengguna dapat memilah dengan baik antar aplikasi[5]. Salah satu cara pengguna mengetahui informasi terkait kelebihan dan kekurangan aplikasi terkini yaitu dengan melihat ulasan pengguna.

Seringkali pengguna baru mempertimbangkan keputusan mereka sebelum menginstal atau melanjutkan transaksi dengan membaca ulasan pengguna lain terkait aplikasi tersebut[6]. Ulasan pengguna dinilai sangat membantu dan mudah memperoleh informasi terkait aplikasi. Pasar aplikasi seperti *Google Play Store* menyediakan ulasan pengguna aplikasi sebagai wadah komentar, keluhan atau pendapat dalam bentuk peringkat dan ulasan teks, sehingga memberikan banyak informasi pengguna karena dapat menilai aspek tertentu[7]. Akan tetapi, ulasan pengguna yang disampaikan masih diperlukan penyaringan agar menjadi informasi yang baik. Ulasan tersebut masih tergolong pada teks yang tidak terstruktur karena masih terdapat kesalahan pengejaan, kata-kata yang informal dan masih bersifat bias.

Analisis sentimen merupakan suatu metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi suatu produk melalui teks berdasarkan opini atau pendapat seseorang[8]. Pada umumnya analisis sentimen menentukan polaritas terbatas pada satu aspek saja, sedangkan pada satu kalimat bisa lebih dari satu aspek beserta sentimennya. Oleh karena itu diperlukan analisis sentimen berbasis aspek untuk mengidentifikasi aspek beserta polaritas sentimennya.

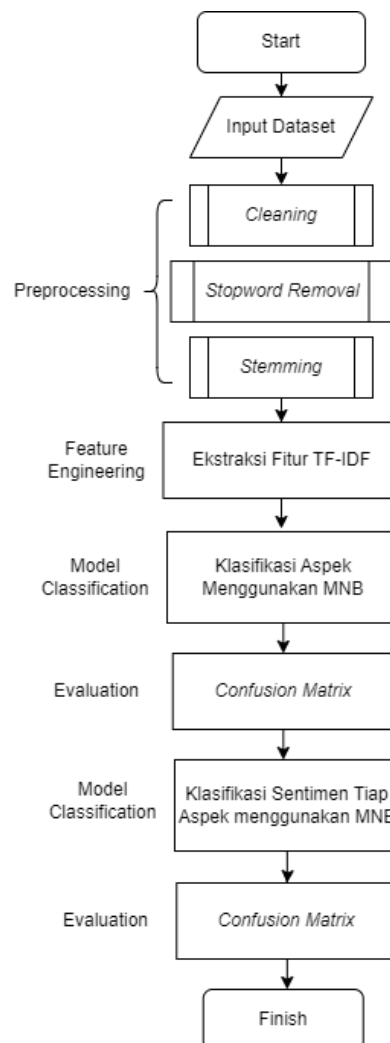
Metode yang umum digunakan untuk melakukan analisis salah satunya yaitu *Naïve Bayes Classifier*. Algoritma *Bayes* memiliki beberapa variasi, salah satunya yaitu *Multinomial Naïve Bayes* yang memiliki performa lebih baik dalam melakukan klasifikasi teks. Metode ini sering digunakan dalam melakukan klasifikasi karena memiliki struktur perhitungan yang sederhana dan dapat memberikan hasil yang cepat dan efektif[9]. Pada algoritma *Multinomial Naïve*

Bayes mampu melatih model klasifikasi dengan memperhitungkan frekuensi kemunculan pada kata dalam setiap dokumen[10].

Berdasarkan permasalahan yang telah dijabarkan diatas, peneliti mengusulkan untuk melakukan penelitian analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pengguna aplikasi dompet digital menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*. Ulasan pengguna pada aplikasi dompet digital diambil dari ulasan pengguna pada Google Play Store. Ulasan tersebut nantinya akan dijadikan objek penelitian yang akan dilakukan klasifikasi sentimen tiga kategori yaitu layanan atau keamanan atau biaya. Alasannya dilakukan pengklasifikasian tiga kategori tersebut merupakan faktor yang mempengaruhi masyarakat berpindah yang awalnya melakukan transaksi secara konvensional ke transaksi digital. Penelitian ini diharapkan dapat membantu untuk mengevaluasi dan meningkatkan layanan aplikasi dengan mengetahui sentimen pengguna pada masing-masing kategori yaitu layanan atau keamanan atau biaya.

B. Metode Penelitian

Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Alur penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

B.1 Input Dataset

Penelitian ini menggunakan ulasan pengguna aplikasi dompet digital berbahasa Indonesia yang diambil dari *platform Google Play Store* sebanyak 500 pada tiap kategori aspek. Pengambilan data dilakukan dengan teknik *scraping* menggunakan kata kunci pada tiap kategori aspek. Pelabelan pada tiap aspek akan dilakukan oleh sistem berdasarkan kata kunci yang digunakan. Pada aspek layanan digunakan kata kunci aduan, *complain*, keluhan, respon, *customer service* dan tanggapan. Pada aspek keamanan digunakan kata kunci keamanan, aman, penipuan, transaksi, otp, verifikasi, dan *username*. Pada aspek biaya digunakan kata kunci biaya, biaya admin, biaya administrasi, dan biaya aplikasi[11]. Selanjutnya, data ulasan akan dilakukan klasifikasi kategori layanan atau keamanan atau biaya.

Setelah didapatkan klasifikasi aspek, selanjutnya dilakukan klasifikasi sentimen pada tiap aspeknya. Sentimen yang digunakan yaitu sentimen ulasan pengguna positif dan negatif terhadap aplikasi. Pelabelan pada sentimen ini akan dilakukan dengan teknik *crowdsourcing*, dimana ulasan tiap aspek akan disebar melalui *Google Form* kepada lima pengguna aplikasi dompet digital, kemudian pengguna akan memberikan label positif atau negatif pada ulasan tersebut. Pelabelan sentimen akan diambil dari hasil label positif atau negatif terbanyak yang diberikan pada suatu ulasan.

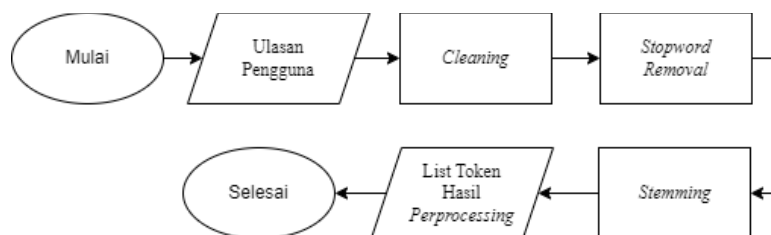
Label positif mencakup ulasan yang mengandung ungkapan pujian, kepuasan pengguna, terimakasih dan antusiasme dalam hal yang positif. Sedangkan label negatif mencakup ulasan yang mengandung kritik, keluhan pengguna, umpatan, ancaman, dan sarkasme pada layanan aplikasi [12]. Berikut Tabel 1 contoh dataset yang telah memiliki label berdasarkan ketentuan dan ciri-ciri pada tiap labelnya.

Tabel 1 Dataset

Ulasan Pengguna	Label	Sentimen
Respon aplikasi cepat apalagi untuk transaksi grab aman	layanan	Positif
Bagus tapi biaya admin aplikasi terlalu besar 1.500	biaya	Negatif
gak bisa login di aplikasi., padahal semua nomor terdaftar.,	keamanan	Negatif

B.2 Preprocessing

Pada tahapan ini berfungsi mengolah teks menjadi lebih terstruktur agar mudah dipahami oleh sistem[13]. Proses *preprocessing* dilakukan agar dataset yang digunakan bebas dari *noise* dan memiliki dimensi yang lebih kecil sehingga dapat memudahkan dalam proses klasifikasi. Berikut Gambar 2 menunjukkan tahapan *preprocessing* yang akan dilakukan pada penelitian ini :



Gambar 2. Preprocessing

B.2.1 Cleaning

Tahapan ini berguna untuk membersihkan data dari kata-kata yang tidak diperlukan. Kata-kata yang dihilangkan pada langkah ini adalah menghapus tanda baca atau simbol, menghapus *emoticon* atau karakter, menghapus angka, menghapus kata tinggal (hanya satu huruf), menghapus spasi berlebih. Pada tahapan *cleaning* juga dilakukan *case folding* yaitu menyamaratakan bentuk huruf dalam suatu kalimat.

B.2.2 Stopword Removal

Pada tahapan ini digunakan untuk menghilangkan kata-kata yang memiliki banyak jumlah kemunculan tapi tidak terlalu penting[14]. Kata-kata yang dihilangkan merupakan kata hubung seperti “dan”, “yang”, “ini”, dan lain sebagainya.

B.2.3 Stemming

Pada tahapan ini digunakan untuk mengkonversi kata-kata pada suatu kalimat menjadi kata dasar, dengan menghilangkan imbuhan yang ada pada kata tersebut[15]. Perubahan pada tahapan ini seperti kata “merugikan” menjadi “rugi” sebagai kata dasarnya. Kata-kata yang telah dikonversi nantinya dapat menggabungkan kata-kata yang memiliki akar kata yang sama dan menghitung frekuensi kemunculan lebih efisien.

B.3 Ekstraksi Fitur TF-IDF

Tahapan TF-IDF merupakan salah satu metode statistik yang populer digunakan untuk menentukan tingkat kepentingan suatu kata dalam suatu kalimat. TF-IDF terdiri dari dua langkah yaitu TF (*Term Frequency*) dan IDF (*Inverse Document Frequency*). Nilai TF digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan kata dalam suatu kalimat. Semakin sering kata tersebut muncul, maka semakin tinggi nilai TF-nya dan kata dianggap penting. Sedangkan nilai IDF untuk menentukan keunikan suatu kata dalam suatu kalimat. Semakin jarang sebuah kata muncul di seluruh dokumen, maka kata tersebut dianggap penting dari seluruh dokumen [16].

B.4 Multinomial Naïve Bayes

Metode *Multinomial Naïve Bayes* merupakan salah satu metode pembelajaran yang banyak digunakan pada proses klasifikasi, analisis atau deteksi. Prinsip dasar pada metode ini yaitu mengasumsikan bahwa setiap atribut data saling tidak bergantung dengan yang lainnya[17]. Algoritma ini menerapkan konsep probabilistik yang didasarkan pada *Teorema Bayes*. Pada algoritma ini terdapat tiga tahapan, yaitu menghitung probabilitas suatu kelas atau probabilitas prior, kemudian menghitung probabilitas suatu kata dalam suatu kelas atau probabilitas *likelihood*, dan selanjutnya yaitu menghitung nilai *Maximum A Posteriori* (MAP) untuk menentukan suatu kelas. Hasil kelas yang memiliki nilai terbesar akan dipilih sebagai kelas yang diprediksi. Berikut Tabel 3 menunjukkan rumus yang digunakan pada tiga tahapan perhitungan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*.

Tabel 3. Perhitungan Algoritma *Multinomial Naïve Bayes*

Probabilitas	Formula
Prior	$P(c_i) = \frac{Nc}{N}$
Likelihood	$P(\text{term}_i \text{class}_j) = \frac{\text{count}(\text{term}_i \text{class}_j) + 1}{\sum \text{count}(\text{term} \text{class}_j) + V }$
Posterior	$c_{\text{map}} = \underset{\text{kelas}}{\text{argmax}} \left[\log P(c) + \sum_{1 \leq k \leq n_d} P(t_k c) \right]$

B.5 Confusion Matrix

Pada *confusion matrix* performa dan kinerja sistem akan dievaluasi dengan menggunakan 4 parameter yaitu menghitung akurasi, presisi, recall, dan f1-score. *Confusion matrix* merupakan sebuah matrix dua dimensi yang berisi indeks dimana satu dimensi berdasarkan kelas sebenarnya dan dimensi lainnya berdasarkan kelas yang diprediksi. Pada penelitian ini terdapat dua kali proses evaluasi pengujian yaitu evaluasi berdasarkan aspek dengan menggunakan *confusion matrix* 3x3 dan evaluasi berdasarkan sentimen dengan menggunakan *confusion matrix* 2x2.

Kombinasi nilai pada tabel *confusion matrix* dapat digunakan untuk mengukur performa klasifikasi dengan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Nilai akurasi digunakan untuk mengetahui seberapa akurat sistem dalam melakukan klasifikasi ulasan secara benar. Pada penelitian ini terdapat tiga skenario pengujian pembagian data yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10.

C. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan skenario pengujian yang telah ditentukan, terdapat beberapa kali percobaan untuk dapat mengetahui evaluasi performa pengujian yang terbaik pada sistem. Model pada pengujian ini terdapat dua kali proses klasifikasi, yaitu proses 1 merupakan proses klasifikasi aspek dan proses 2 merupakan proses klasifikasi sentiment berdasarkan aspeknya. Pada proses 1 terdapat tiga kali pengujian berdasarkan rasio pembagian data, selanjutnya pada proses 2 terdapat tiga kali pengujian pada tiap aspeknya berdasarkan rasio pembagian data.

C.1 Hasil Pengujian Proses 1

Pada pengujian ini akan menghasilkan evaluasi pengukuran performa menggunakan *confusion matrix* pada tiap percobaannya menggunakan rasio pembagian data yang telah ditentukan sebelumnya. Berikut Tabel 4 merupakan perbandingan hasil evaluasi *confusion matrix* yang didapatkan pada proses 1.

Tabel 4. Perbandingan Evaluasi Proses 1

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
70:30	0.928	0.93	0.928	0.928
80:20	0.923	0.924	0.923	0.923
90:10	0.88	0.88	0.88	0.878

Didapatkan pada rasio pembagian data 70:30 memiliki nilai akurasi yang tinggi diantara rasio pembagian data lainnya, Hal ini dikarenakan proporsi data cukup seimbang yang dilakukan oleh model, sehingga model mampu dalam mengenali karakteristik yang dimiliki pada tiap kelasnya dengan baik.

C.2 Hasil Pengujian Proses 2

Pada proses klasifikasi sentiment pada tiap aspek dilakukan sebanyak tiga kali percobaan pengujian berdasarkan skenario pengujian dan akan dievaluasi performanya menggunakan *confusion matrix*.

1. Layanan

Pada aspek layanan akan dilakukan klasifikasi sentiment berdasarkan skenario pengujian. Berikut tabel 5 merupakan perbandingan hasil evaluasi *confusion matrix* yang didapatkan pada model proses klasifikasi 2 pada aspek layanan.

Tabel 5. Perbandingan Evaluasi Proses 2 Aspek Layanan

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
70:30	0.931	0.931	0.931	0.931
80:20	0.93	0.932	0.93	0.93
90:10	0.918	0.922	0.918	0.92

2. Biaya

Pada aspek biaya akan dilakukan klasifikasi sentiment berdasarkan skenario pengujian. Berikut tabel 6 merupakan perbandingan hasil evaluasi *confusion matrix* yang didapatkan pada model proses klasifikasi 2 pada aspek biaya.

Tabel 6. Perbandingan Evaluasi Proses 2 Aspek Biaya

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
70:30	0.827	0.828	0.827	0.827
80:20	0.833	0.835	0.833	0.833
90:10	0.849	0.853	0.849	0.85

3. Keamanan

Pada aspek keamanan akan dilakukan klasifikasi sentiment berdasarkan skenario pengujian. Berikut tabel 7 merupakan perbandingan hasil evaluasi *confusion matrix* yang didapatkan pada model proses klasifikasi 2 pada aspek keamanan.

Tabel 7. Perbandingan Evaluasi Proses 2 Aspek Keamanan

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
70:30	0.963	0.965	0.963	0.962
80:20	0.966	0.968	0.966	0.966
90:10	0.976	0.977	0.976	0.976

C.3 Hasil Pengujian

Setelah didapatkan semua hasil proses klasifikasi evaluasi performa pada skenario uji coba model, Hasil nilai akurasi pada proses klasifikasi 1 akan dikalikan dengan hasil nilai akurasi proses klasifikasi 2 pada tiap aspeknya sesuai dengan rasio pembagian data yang ditentukan. Hal ini dikarenakan sistem pada proses klasifikasi 1 dan proses klasifikasi 2 dianggap independent karena proses

berkelanjutan. Selanjutnya hasil nilai akurasi akhir akan menjadi hasil nilai akurasi pada model.

1. Layanan

Pada aspek layanan akan dilakukan perkalian antara proses 1 dan proses 2 berdasarkan skenario pengujian. Berikut tabel 8 merupakan perbandingan hasil akurasi model pada aspek layanan.

Tabel 8. Hasil Akurasi Model Aspek Layanan

Skenario	Proses 1	Proses 2	Akurasi
70:30	0.863968	0.86583	0.863968
80:20	0.85839	0.861168	0.85839
90:10	0.80784	0.81136	0.80784

2. Biaya

Pada aspek biaya akan dilakukan perkalian antara proses 1 dan proses 2 berdasarkan skenario pengujian. Berikut tabel 9 merupakan perbandingan hasil akurasi model pada aspek biaya.

Tabel 9. Hasil Akurasi Model Aspek Biaya

Skenario	Proses 1	Proses 2	Akurasi
70:30	0.767456	0.77004	0.767456
80:20	0.768859	0.77154	0.768859
90:10	0.74712	0.75064	0.74712

3. Keamanan

Pada aspek keamanan akan dilakukan perkalian antara proses 1 dan proses 2 berdasarkan skenario pengujian. Berikut tabel 10 merupakan perbandingan hasil akurasi model pada aspek keamanan.

Tabel 10. Hasil Akurasi Model Aspek Keamanan

Skenario	Proses 1	Proses 2	Akurasi
70:30	0.893664	0.89745	0.893664
80:20	0.891618	0.894432	0.891618
90:10	0.85888	0.85976	0.85888

Selanjutnya pada tahap terakhir dari proses klasifikasi ini yaitu dengan mencari rata-rata berdasarkan hasil proses antar klasifikasi yang telah dilakukan. Hasil evaluasi akhir dilakukan dengan mencari hasil rata-rata karena pada sistem dianggap sebagai proses klasifikasi yang tidak independent atau tidak berkelanjutan. Berikut pada Tabel 11 menunjukkan hasil akhir dari evaluasi proses klasifikasi model.

Tabel 11. Hasil Evaluasi Model

Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
70:30	0.841696	0.84444	0.841696	0.841387
80:20	0.839622	0.84238	0.839622	0.839622
90:10	0.804613	0.807253	0.804613	0.803663

Berdasarkan tabel diatas yang menunjukkan hasil akhir evaluasi model, diperoleh skenario 70:30 memperoleh nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar 0.817, hal ini

didapatkan karena pada rasio pembagian data 70:30 memiliki proporsi data cukup seimbang yang dilakukan oleh model, sehingga model mampu dalam mengenali karakteristik yang dimiliki pada tiap kelasnya dengan baik. Akurasi terbaik selanjutnya, skenario 80:20 kemudian 90:10, memiliki penurunan nilai akurasi disebabkan oleh pola persebaran data yang dilakukan oleh sistem secara acak. Persebaran pola data pada data latih dimungkinkan lebih sedikit serta kurang optimalnya keseimbangan pada data uji dan data latih dan kemampuan model dalam menggeneralisasi pola dari data yang sedikit. Sementara pada skenario 70:30 dan 80:20 dimungkinkan dapat memperoleh hasil yang lebih baik karena proporsi data yang lebih besar yang digunakan pada data latih, sehingga memungkinkan model dalam mempelajari pola dengan baik.

D. Simpulan

Berdasarkan evaluasi pada hasil penelitian dalam melakukan analisis sentiment berbasis aspek pada ulasan aplikasi dompet digital dengan menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*, didapatkan bahwa penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma Multinomial Naïve Bayes dalam melakukan analisis sentiment berbasis aspek. Evaluasi performa hasil pada penelitian ini diukur menggunakan *confusion matrix* dengan 4 parameter yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Hasil evaluasi akurasi tertinggi pada skenario pertama 70:30 yaitu sebesar 0.841, presisi 0.844, *recall* 0.841, dan *F1-Score* 0.841. Hal ini dikarenakan pada skenario memiliki proporsi data cukup seimbang yang dilakukan oleh model, sehingga model mampu dalam mengenali karakteristik yang dimiliki pada tiap kelasnya dengan baik. Persebaran proporsi data yang lebih besar yang digunakan pada data latih dapat memungkinkan model dalam mempelajari pola dengan baik.

E. Ucapan Terima Kasih

Ucapan terima kasih kepada Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang telah memberikan dukungan terhadap penelitian ini.

F. Referensi

- [1] V. Vamilina and R. Novita, "Analisis Sentimen E-Wallet Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 40–48, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3526.
- [2] N. Naurah, "E-wallet Jadi Metode Pembayaran Terpopuler di Indonesia 2022, Ini Potensinya Pada 2025 Mendatang," *goodstats.id*, 2023. <https://goodstats.id/article/e-wallet-jadi-metode-pembayaran-terpopuler-di-indonesia-2022-ini-potensinya-pada-2025-mendatang-FOnnm> (accessed Nov. 06, 2023).
- [3] Adi Ahdiat, "Survei Pengguna Dompet Digital: Gopay dan OVO Bersaing Ketat," *databoks*, 2023. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/07/25/survei-pengguna-dompet-digital-gopay-dan-ovo-bersaing-ketat> (accessed Oct. 20, 2023).

- [4] N. A. Hapsari and A. D. Indriyanti, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Dompot Digital Menggunakan Algoritma Random Forest," vol. 04, no. 03, pp. 186–192, 2023.
- [5] A. Samara, "Pengaruh Kemudahan Penggunaan , Pengalaman Pengguna Dan Kepuasan Pelanggan Terhadap Loyalitas Pelanggan Pada Penggunaan Aplikasi Dompot Digital (E-Wallet) di Kalangan Mahasiswa Universitas Buddhi Dharma," vol. 1, no. 2, 2023.
- [6] Z. Fachrina and D. H. Widyantoro, "Aspect-sentiment classification in opinion mining using the combination of rule-based and machine learning," *Proc. 2017 Int. Conf. Data Softw. Eng. ICoDSE 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2017, doi: 10.1109/ICODSE.2017.8285850.
- [7] E. Guzman and W. Maalej, "How do users like this feature? A fine grained sentiment analysis of App reviews," *2014 IEEE 22nd Int. Requir. Eng. Conf. RE 2014 - Proc.*, pp. 153–162, 2014, doi: 10.1109/RE.2014.6912257.
- [8] F. Ayu Dwi Putri Febrianti, F. Hamami, and R. Yanu Fa'rifah, "Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi Aspect-Based Sentiment Analysis Terhadap Ulasan Aplikasi Flip Menggunakan Pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (Tf-Idf) Abstrak Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunika," vol. 4, no. 3, pp. 1858–1873, 2023.
- [9] G. Angeline, A. P. Wibawa, and U. Pujiyanto, "Klasifikasi Dialek Bahasa Jawa Menggunakan Metode Naives Bayes," *J. Mnemon.*, vol. 5, no. 2, pp. 103–110, 2022, doi: 10.36040/mnemonic.v5i2.4748.
- [10] M. Athaillah, Y. Azhar, and Y. Munarko, "Perbandingan Metode Klasifikasi Berita Hoaks Berbahasa Indonesia Berbasis Pembelajaran Mesin," *J. Repos.*, vol. 2, no. 5, pp. 675–682, 2020, doi: 10.22219/repositor.v2i5.692.
- [11] M. Hafiruddin, M. K. Hidayat, A. Dwi Okfantia, and N. H. Praptono, "Sentiment analysis of user's reviews on non-bank payment service apps," no. August, pp. 25–26, 2022.
- [12] M. Azahri, N. Sulistiyowati, and M. Jajuli, "Analisis Sentimen Pengguna Kereta Api Indonesia Melalui Sosial Media Twitter Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 1671–1675, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.6886.
- [13] L. A. Muhaimin, O. N. Pratiwi, and R. Y. Fa'rifah, "Klasifikasi Soal Berdasarkan Kategori Topik Menggunakan Metode Algoritma Naive Bayes san Algoritma C4.5," *e-Prociding Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 1535–1541, 2023.
- [14] E. H. Muktafin, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *J. Eksplora Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [15] L. M. Siniwi, A. Prahutama, and A. R. Hakim, "Query Expansion Ranking Pada Analisis Sentimen Menggunakan Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes (Studi Kasus : Ulasan Aplikasi Shopee Pada Hari Belanja Online Nasional 2020)," *J. Gaussian*, vol. 10, no. 3, pp. 377–387, 2021, doi: 10.14710/j.gauss.v10i3.32795.
- [16] M. I. Mubarak, Purwantoro, and Carudin, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (Knn) Dalam Klasifikasi Penilaian Jawaban Ujian Esai," vol. 7, no. 5,

- pp. 3446–3452, 2020.
- [17] A. Sabrani, I. G. W. Wedashwara W., and F. Bimantoro, “Multinomial Naïve Bayes untuk Klasifikasi Artikel Online tentang Gempa di Indonesia,” *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTika)*, vol. 2, no. 1, pp. 89–100, 2020, doi: 10.29303/jtika.v2i1.87.