

PENERAPAN ALGORITMA *TF-IDF* DAN *NAÏVE BAYES* UNTUK ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK ULASAN APLIKASI FLIP PADA GOOGLE PLAY STORE

Sheva Aditya Helmayanti ^{1*}, Faqih Hamami ², Riska Yanu Fa'rifah ³

^{1*,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Universitas Telkom, Kota Bandung, Provinsi Jawa Barat, Indonesia.

Email: shevaaditya@student.telkomuniversity.ac.id ^{1*}, faqihhamami@telkomuniversity.ac.id ², riskayanu@telkomuniversity.ac.id ³

Histori Artikel:

Dikirim 1 Agustus 2023; *Diterima dalam bentuk revisi* 20 Agustus 2023; *Diterima* 2 September 2023; *Diterbitkan* 10 September 2023. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Perkembangan internet telah mengubah pola hidup masyarakat dengan adanya FinTech. Salah satu inovasi FinTech yang populer adalah aplikasi dompet digital Flip. Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pengguna Flip menggunakan algoritma naive bayes. Hasil pengujian menunjukkan akurasi yang tinggi, dengan rata-rata akurasi mencapai 0.84. Algoritma naive bayes efektif dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna berdasarkan aspek kecepatan, keamanan, dan biaya, dengan akurasi masing-masing sebesar 0.80, 0.87, dan 0.84. Penelitian ini memberikan wawasan penting bagi penyedia layanan untuk meningkatkan kinerja dan inovasi layanan. Data labeling menghasilkan sentimen 0 (tidak ada sentimen) paling banyak, diikuti oleh sentimen 1 (positif) dan 2 (negatif). Sentimen negatif memiliki frekuensi yang tinggi pada aspek kecepatan dan keamanan, sementara sentimen positif memiliki frekuensi tinggi pada aspek biaya. Dengan demikian, diperlukan peningkatan pada sistem keamanan dan kecepatan aplikasi Flip untuk meningkatkan kepuasan pengguna pada aspek tersebut. Algoritma naive bayes dapat menjadi alat yang berguna dalam mengolah data ulasan pada aplikasi e-wallet dan layanan serupa.

Kata Kunci: Fintech; E-Wallet; ABSA; Naïve Bayes; Ulasan.

Abstract

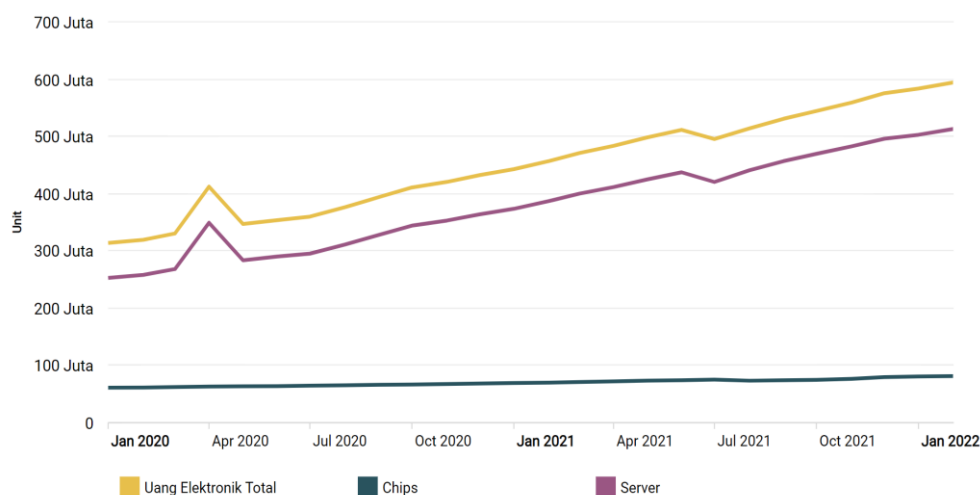
The development of the internet has changed people's lifestyle with the existence of FinTech. One of the popular FinTech innovations is the Flip digital wallet application. In this study, aspect-based sentiment analysis was carried out on Flip user reviews using the naive bayes algorithm. The test results show high accuracy, with an average accuracy of 0.84. The naive bayes algorithm is effective in classifying user reviews based on aspects of speed, security, and cost, with accuracies of 0.80, 0.87, and 0.84, respectively. This research provides important insights for service providers to improve service performance and innovation. The labelling data generated the most sentiment 0 (no sentiment), followed by sentiment 1 (positive) and 2 (negative). Negative sentiments have a high frequency on speed and security aspects, while positive sentiments have a high frequency on cost aspects. Thus, improvements are needed to the security system and speed of the Flip application to increase user satisfaction in these aspects. The naive bayes algorithm can be a useful tool in processing review data on e-wallet applications and similar services.

Keyword: Fintech; E-Wallet; ABSA; Naïve Bayes; Reviews.

1. Pendahuluan

Pada era digitalisasi seperti saat ini, internet merupakan suatu hal yang tidak Akan bisa terlepas dari kehidupan manusia. Semua hal bisa diakses kapanpun dan dimanapun dengan mudah menggunakan internet. Berdasarkan laporan dari datareportal, tingkat penggunaan *internet* di Indonesia pada awal tahun 2022 mencapai 73,3% dari total populasi penduduk atau sekitar 204,7 juta pengguna. Hal ini menunjukkan peningkatan sebanyak 1% antara tahun 2021 dan 2022 [1]. Dari data tersebut bisa menunjukkan bahwa semakin berkembangnya era digitalisasi, maka pengguna internet juga Akan terus bertambah.

Perkembangan *internet* Akan memengaruhi perubahan pola hidup masyarakat. Banyak hal yang dulunya dilakukan secara manual sekarang sudah mulai beralih dilakukan secara digital. Salah satu contoh perkembangan internet yaitu pada bidang keuangan. Saat ini banyak produk keuangan yang dikombinasikan dengan teknologi atau biasa disebut *FinTech*. *FinTech* atau *Financial Technology* adalah produk dan layanan keuangan melalui kombinasi *platform* teknologi dan model bisnis yang inovatif [2]. Salah satu bentuk dari *FinTech* adalah munculnya beberapa aplikasi *e-wallet* (dompet digital) yang akhir-akhir ini menjadi sangat populer di kalangan masyarakat. Di bawah ini merupakan grafik yang menunjukkan jumlah uang elektronik (*e-money*) yang beredar di Indonesia.



Gambar 1. Grafik Jumlah *E-Money* yang Beredar di Indonesia

Sumber: (<https://databoks.katadata.co.id/>)

Berdasarkan data dari Bank Indonesia yang telah diolah menjadi grafik di atas menunjukkan bahwa jumlah uang elektronik yang beredar pada Februari 2022 mencapai 594,17 juta. Dengan rincian sebesar 512,98 juta (86,34%) merupakan uang elektronik yang berbasis server dan sebanyak 81,19 juta (13,67%) berbasis *chip* atau kartu. Dompet digital merupakan salah satu alat Bayar yang memudahkan penggunaannya untuk bertransaksi dimanapun dan kapanpun. Beberapa penelitian mengenai dompet digital menyebutkan definisi dompet digital sebagai uang yang transaksi pembayarannya dilakukan melalui telepon genggam yang terhubung dengan jaringan internet [3]. Tujuan penggunaan *e-wallet* adalah untuk memudahkan pengguna untuk bertransaksi tanpa harus membawa dompet fisik dan untuk mempercepat proses melakukan transaksi *online* tanpa membuat pengguna memasukkan informasi detail pribadi setiap kali pengguna ingin melakukan pembayaran [4]. Pembayaran melalui *e-wallet* dianggap sebagai salah satu metode transaksi yang paling menonjol saat ini karena transaksi elektronik menggunakan dompet digital memiliki keunggulan kemudahan, fleksibilitas dan perlindungan [5]. Namun dari kemudahan yang diberikan oleh *e-wallet* ini, ada juga hal yang membuat masyarakat enggan untuk bertransaksi menggunakan *e-wallet*. Salah satunya yaitu adanya biaya admin apabila melakukan transfer ke bank lainnya. Pada sistem transfer Dana elektronik

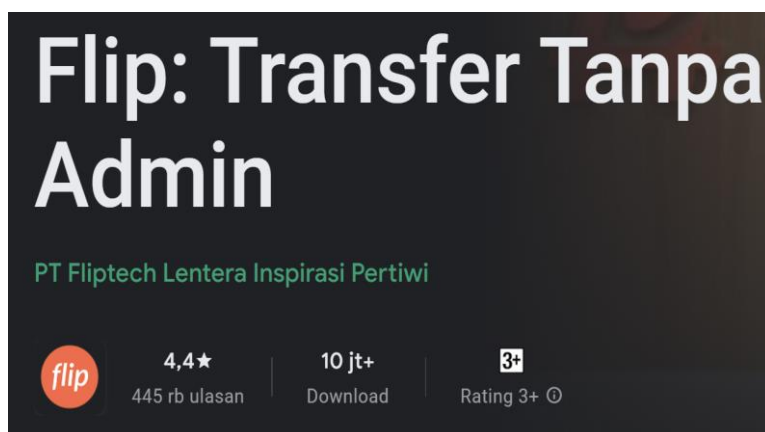
atau biasa dikenal dengan *Electronic Fund Transfer* (EFT) memiliki beberapa mekanisme transfer. Salah satunya yaitu mekanisme *Real Time Online* (RTO). RTO ini bisa memungkinkan transfer uang secara *real time* dengan menggunakan *switching* yang terhubung antar bank. Pada mekanisme RTO ini pada umumnya nasabah akan dikenakan biaya administrasi yang jumlahnya tidak sama setiap banknya. Umumnya sebesar RP. 5.000,00 sampai RP. 6.500,00. Hal ini tentunya menjadi jumlah yang cukup besar apabila dilakukan berkali-kali. Untuk mengatasi hal ini, Rafi Putra Arriyan akhirnya menciptakan produk layanan keuangan baru yang bernama Flip untuk menyediakan layanan transfer beda bank secara gratis tanpa adanya tambahan biaya admin.



Gambar 2. Logo Flip

Sumber: (<https://id.wikipedia.org/wiki/>)

Flip merupakan salah satu aplikasi dompet digital yang menyediakan layanan transfer beda bank secara gratis. Flip dapat diakses melalui *smartphone* dan sudah bekerja sama dengan 14 bank di Indonesia untuk menyediakan layanan transfer beda bank secara gratis. Pada tahun 2016, Bank Indonesia (BI) secara resmi sudah memberikan lisensi keamanan dan operasional kepada Flip. Selain menyediakan fitur transfer antar bank bebas biaya admin, Flip juga menyediakan fitur lainnya seperti pembelian pulsa dan paket data, pembelian token listrik, pembayaran PDAM, *top up e-wallet* seperti Gopay, Dana, ShopeePay, OVO, LinkAja, bahkan bisa melayani pengiriman uang luar negeri.



Gambar 3. Data Ulasan Flip

Berdasarkan data dari Google Play Store hingga bulan Maret 2023 seperti pada gambar 1.3, Flip telah diunduh sebanyak 10 juta lebih pengguna dengan rating sebesar 4,4 dari 5,0 dan telah diulas oleh 445 ribu pengguna. Dari data tersebut dapat dilihat bahwa Flip merupakan aplikasi yang cukup diminati oleh pengguna. Semakin meningkatnya penggunaan *e-wallet* di Indonesia dapat diartikan bahwa semakin banyak masyarakat yang tertarik menggunakan *e-wallet* di kehidupan sehari-hari. Hal ini tentu menimbulkan banyaknya ulasan masyarakat terhadap *e-wallet*. Ulasan masyarakat terhadap *e-*

wallet khususnya Flip dapat disampaikan melalui fitur *review* dan *rating* yang ada pada Play Store. Ulasan ini dapat dimanfaatkan oleh penyedia layanan untuk meningkatkan kinerja layanan dan membuat inovasi baru pada layanan agar layanan yang telah dibuat semakin unggul. Namun, jumlah ulasan yang sangat banyak Akan menyulitkan pembaca untuk membaca secara keseluruhan. Oleh karena itu, perlu adanya sistem yang bisa secara otomatis mengolah dan mengelompokkan ulasan tersebut sesuai dengan kelasnya. Salah satu Cara untuk mengolah ulasan tersebut yaitu menggunakan *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA) atau biasa disebut analisis sentimen.

Analisis sentimen merupakan sebuah metode yang digunakan untuk mengekstrak data opini, memahami serta mengolah tekstual data secara otomatis untuk melihat sentimen yang terkandung dalam sebuah opini serta mengelompokkan opini tersebut menjadi sentimen yang bernilai positif, maupun negatif [6]. Kebanyakan analisis sentimen hanya dilakukan sampai dengan level kalimat saja sehingga tidak memberikan informasi signifikan yang Akan dijadikan untuk pengambilan keputusan. Informasi yang signifikan tersebut bisa didapatkan apabila melakukan analisis sentimen pada level aspek atau biasa disebut dengan *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA). Analisis sentimen kebanyakan hanya mengelompokkan ulasan ke dalam dua kelompok saja yaitu positif dan negatif, sedangkan pada fitur *rating* yang ada pada Google Play Store sudah bisa menilai suatu ulasan tersebut berdasarkan bintang 1 – 5, sehingga jika hanya menggunakan analisis sentimen saja dirasa kurang efektif. *Rating* yang diberikan pelanggan tidak bisa menunjukkan bahwa ulasan tersebut lebih spesifik merujuk ke aspek-aspek tertentu. Misalnya, pengguna memberi *rating* bintang 2 dan memberi komentar bahwa tidak suka memakai aplikasi Flip karena prosesnya lama. Jika hanya menggunakan sentimen analisis, pembaca tidak Akan bisa mengetahui secara spesifik ulasan tersebut termasuk ke dalam aspek apa. Oleh karena itu, dibutuhkan ABSA untuk mengolah ulasan tersebut agar bisa mengetahui bagaimana ulasan pengguna pada layanan tersebut berdasarkan aspek tertentu.

ABSA merupakan analisis sentimen khusus yang bertujuan untuk mengekstrak aspek terpenting dari suatu entitas dan memprediksi polaritas setiap aspek dari teks [7]. ABSA ini berisi opini pengguna terhadap suatu layanan atau produk yang bisa dimanfaatkan oleh penyedia layanan atau produk untuk memperbaiki APA yang perlu diperbaiki menurut opini pengguna. Peningkatan kualitas layanan atau produk yang dilakukan Akan berdampak pada pandangan pengguna terkait layanan atau produk tersebut. Semakin baik layanan tersebut Akan membuat pengguna semakin banyak juga dan akhirnya Akan berdampak pada peningkatan finansial dari penyedia layanan tersebut. Maka dari itu, penerapan ABSA sangatlah penting dalam manajemen suatu perusahaan.

Terdapat beberapa algoritma untuk pengolahan data pada analisis sentimen, seperti *Naïve Bayes*, *K-Means*, *K-Neares Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), *decision tree*, dll. Salah satu algoritma yang bisa dipakai adalah algoritma *naïve bayes*. Menurut [8] *naïve bayes* adalah algoritma pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu kelas. Algoritma *naïve bayes* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam *database* dengan data yang besar [9]. Algoritma *naïve bayes* dinilai memiliki akurasi yang tinggi dalam pengklasifikasian teks. Hal ini dapat dibuktikan dari penelitian oleh [10] menyebutkan bahwa perbandingan algoritma *Naïve Bayes* dengan algoritma *K-Neares Neighbor* dari 40 dokumen data uji diperoleh *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi sebesar 70%, sedangkan KNN hanya memiliki akurasi cukup rendah yaitu 40%. Adapun penelitian dari [11] menyebutkan bahwa perbandingan algoritma *Naïve Bayes* dengan algoritma SVM dari *imbalance* data diperoleh *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi sebesar 96.52% sedangkan SVM memiliki tingkat akurasi sebesar 94.79%.

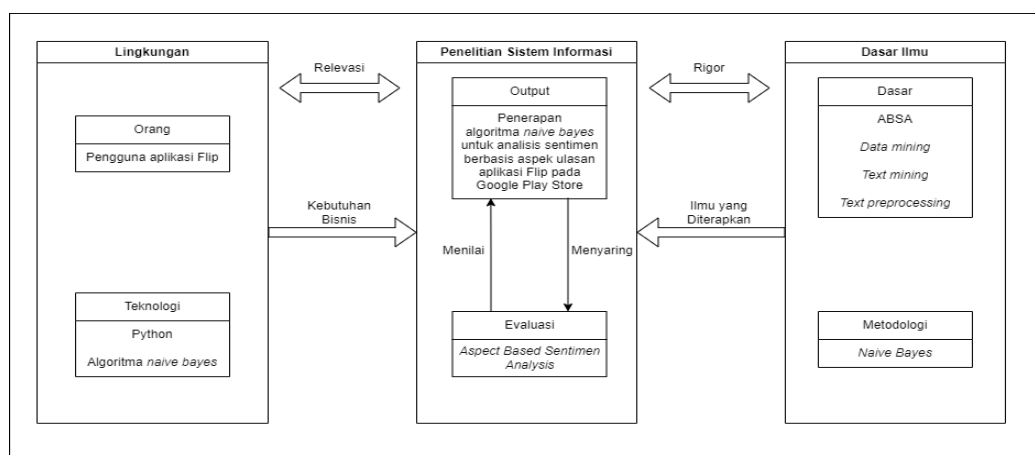
Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [12] dengan hasil penelitian Hasil dari proses analisis sentiment terhadap 900 *review* data testing dengan menggunakan nilai pengujian fold=5 pada metode SVM diperoleh akurasi sebesar 85,54% yang menghasilkan prediksi pada data testing yaitu *review* positif sebesar 59 *review* serta *review* negatif sebesar 675 *review*. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh [13] dengan hasil penelitian Algoritma NBC dapat melakukan klasifikasi dengan baik untuk memberikan label positif, negatif, dan netral dengan akurasi 83.3%. *FinTech* adalah pengembangan industri jasa keuangan yang menggunakan teknologi untuk proses transaksi keuangan yang lebih efektif, efisien, aman, dan modern [14]. Keunggulan *FinTech* adalah kemampuannya membantu masyarakat dalam melakukan transaksi pembayaran rutin, perbankan, dan transaksi

lainnya [15]. Sentimen analisis pada level *aspect* atau biasa disebut *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA) dapat membantu memahami masalah sentimen analisis dengan lebih komparatif karena langsung berfokus pada sentimen dari pada bahasa. ABSA Akan mengklasifikasikan kalimat menjadi sentimen positif atau negatif [16]. TF-IDF merupakan metode yang berfungsi untuk menentukan seberapa besar keterhubungan kata terhadap sebuah dokumen dengan memberikan bobot pada setiap kata [17]. *K-Fold Cross Validation* merupakan metode untuk mengevaluasi kinerja machine learning dengan membagi data menjadi fold atau bagian dan memastikan bahwa setiap fold digunakan untuk data pengujian di beberapa titik [18]. *Naïve bayes* adalah salah satu algoritma pengklasifikasian statistik yang dapat memprediksi probabilitas keanggotaan suatu data yang Akan masuk ke kelas tertentu [19].

Confusion matrix dapat memberikan gambaran mengenai seberapa baik sebuah model dalam memprediksi kelas dari data dengan Cara membandingkan hasil prediksi model dengan label yang sebenarnya. *Confusion matrix* Akan menampilkan 4 elemen yaitu *True Negative* (TN), *False Negative* (FN), *True Positive* (TP), dan *False Positive* (FP) [1]; [12]. Dari beberapa penelitian terdahulu dapat disimpulkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* merupakan algoritma yang sangat populer, sederhana dan memiliki tingkat keakuratan yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma lainnya. Sehingga pada tugas akhir ini peneliti bermaksud untuk melakukan analisis sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Flip di Play Store dan diharapkan bisa membantu perusahaan untuk mengembangkan aplikasi Flip agar kualitas layanan bisa maksimal sesuai dengan kebutuhan pengguna.

2. Metode Penelitian

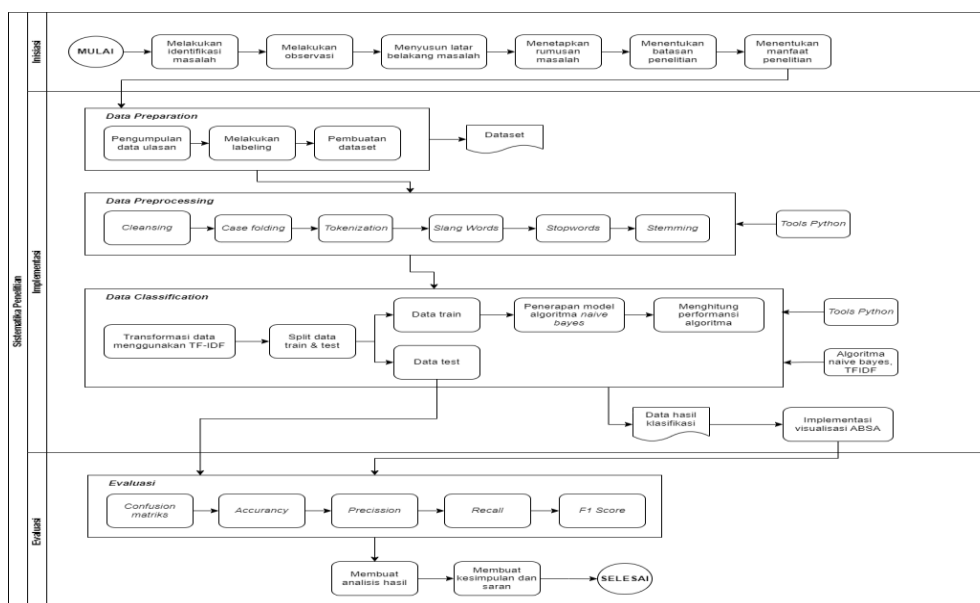
2.1 Model Konseptual



Gambar 4. Model Konseptual

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model penerapan algoritma *naïve bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Flip di Google Play Store. Metode yang digunakan dalam penelitian ini mencakup *aspect based sentiment analysis* (ABSA), *data mining*, dan *text mining*. Dalam penelitian ini, teknologi yang digunakan adalah Python dan algoritma *naïve bayes*. Lingkungan penelitian terdiri dari dua komponen utama: aktor yang terlibat dan teknologi yang digunakan. Aktor yang terlibat adalah pengguna aplikasi Flip, sementara teknologi yang digunakan meliputi Python dan algoritma *naïve bayes*. Tujuan akhir dari penelitian ini adalah untuk memecahkan masalah klasifikasi ulasan pengguna aplikasi Flip di Google Play Store menjadi dua kelas, yaitu positif dan negatif. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan tambahan bagi perusahaan dalam mengembangkan layanan mereka sesuai dengan kebutuhan pengguna.

2.2 Sistematika Penelitian



Gambar 5. Sistematika Penelitian

Penulis mengidentifikasi masalah analisis sentimen berbasis aspek ulasan aplikasi Flip di Google Play Store. Kemudian, penulis melakukan observasi dan mengumpulkan *referensi*. Latar belakang, rumusan masalah, batasan penelitian, dan manfaat penelitian ditentukan. *Data Preparation*: Pengumpulan data ulasan dari *Google Play Store* dan labeling data untuk membuat *dataset*. *Output* dari bagian ini adalah dataset mentah yang Akan diolah pada tahap selanjutnya. *Data Preprocessing*: Tahap ini melibatkan pembersihan data dengan menghapus *username* dan atribut yang tidak diperlukan pada dataset. Selanjutnya dilakukan *text preprocessing*, termasuk *case folding* (merubah kata menjadi bentuk seragam), *tokenization* (pembagian teks menjadi kata/frasa), *slang words* (pengubahan kalimat tidak baku/salah ketik menjadi Baku), *stopwords* (penghapusan kata-kata yang tidak relevan), dan *stemming* (penghapusan imbuhan pada kata). *Tools Python* digunakan dalam bagian ini.

Data Classification: Pada tahap ini dilakukan transformasi data menggunakan TF-IDF karena algoritma *naïve bayes* hanya menerima input berupa data *numerik*. Setelah transformasi, data dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk implementasi algoritma *naïve bayes*, sementara data *testing* digunakan untuk mengevaluasi performansi model. Selanjutnya, dilakukan penghitungan performansi algoritma. *Tools Python* digunakan dalam bagian ini. *Outputnya* adalah data hasil klasifikasi yang Akan divisualkan dengan *aspect-based sentiment analysis*. Setelah tahap implementasi, dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score*. Hasil evaluasi tersebut dianalisis untuk membuat kesimpulan dan saran dari penelitian.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Dataset

Pada penelitian ini, digunakan data ulasan aplikasi Flip di Indonesia yang diambil dari Google Play Store. Data tersebut telah diolah dan disimpan dalam format CSV. Totalnya terdapat 121.981 data ulasan yang relevan dengan penelitian ini.

reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt	appVersion
0	7b083428-4b08-4d60-9134-fcae146ada4f	AHMAD PERWIRA	Aplikasinya bagus hanya saja masih lambat, moh...	5	23	2.20.1	2023-06-05 10:26:27	None	NaT	2.20.1
1	bd04f22-1393-483d-ba48-8f5d825c0015	Bayu Setiawan	Saya kecewa dengan flip dan saya pikir flip SA...	1	55	2.20.0	2023-06-04 03:01:47	Halo, Kak Bayu Setiawan! Mohon maaf atas keli...	2023-06-04 06:08:44	2.20.0
2	0999b508-92a0-4e29-b8ad-357d58a61909	Suryo B Sewa	Sangat membantu sekali aplikasi Flip, Biaya ad...	5	5	2.20.1	2023-06-08 11:36:58	None	NaT	2.20.1
3	81d46417-1329-4cc7-a9f8-97e4852578f	20-016 Josephino Febrian Siregar	Tolong kepada pihak flip, aplikasinya lama-lam...	2	55	2.19.2	2023-05-24 01:20:33	Halo, Kak Josephino Febrian Siregar, Maaf atas...	2023-05-24 07:22:20	2.19.2
4	73a2eeb1-bb85-4440-bcae-e22e30e50c	arsy faza	Bener2 membantu banget sih. Apalagi buat flip be...	5	2	2.20.1	2023-06-07 12:21:06	None	NaT	2.20.1
121976	cc9d9c7-eba1-4f6c-a378-cf5e29e2144e	Azzam Z Fathurrahman	best best best	5	0	None	2020-11-23 00:23:59	None	NaT	None
121977	65f00877-18a7-4089-a41f-638ca90728b	Nina Mulyasari	Hemat Hemat	5	0	None	2022-05-27 00:50:21	None	NaT	None
121978	a40b6f22-bf71-4223-9731-656898490c91	Rudi Budiono	CUAN CUAN CUAN CUAN	5	0	None	2021-11-06 01:30:43	None	NaT	None

Gambar 6. Dataset

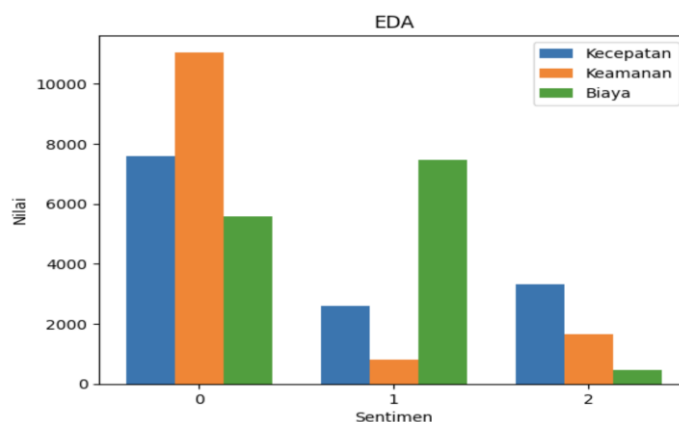
3.2 Labeling

Data yang diambil merupakan data yang setidaknya memiliki minimal 1 aspek didalamnya. Pelabelan dilakukan secara manual untuk 13.500 data ulasan hasil scraping pada Google Play Store. Data ulasan pada penelitian ini akan dikategorikan ke dalam tiga aspek yaitu aspek kecepatan, keamanan, dan biaya. Dari tiga aspek tersebut ulasan akan diberi label apakah termasuk ulasan positif, negatif, atau tidak memiliki sentimen pada masing-masing aspek tersebut. Berikut terdapat tiga sample ulasan setelah diberi label.

Tabel 1. Labeling

Konten	Kecepatan	Keamanan	Biaya
Aplikasinya bagus banget jadi hemat biaya admin utk transfer ke smua rekening. Tapi semenjak diupdate skrg tf jadi lama banget. Mungkin bisa pake sistem yg lama min biar lebih cepet transaksinya.	2	0	1
Sebenarnya aplikasi ini bagustapi pas mau beli pulsa diprosesnya lama bgtt dan tiba2 transaksinya gagal. Saldo yg aku isi di flip juga tiba2 ga ada Saya kecewa	2	2	0

3.3 Exploratory Data Analysis (EDA)



Gambar 7. EDA

Dari data tersebut dapat terlihat bahwa data dengan sentimen 0 atau tidak ada sentimen memiliki frekuensi data yang paling banyak dibandingkan dengan data dengan sentimen 1 dan 2. Pada aspek kecepatan dan keamanan frekuensi data yang memiliki sentimen negatif lebih banyak daripada data dengan sentimen positif. Sedangkan pada aspek biaya, frekuensi data dengan sentimen positif lebih banyak daripada data dengan sentimen negatif.

3.4 Hasil Pengujian

Hasil pengujian dilakukan dengan dua metode yaitu *splitting* data sederhana dan *k-fold cross validation*. Pada metode *splitting* data sederhana menggunakan parameter $\alpha=0.2$. Berikut merupakan hasil dari pengujian model menggunakan metode *splitting* data sederhana yang telah dilakukan.

Tabel 2. Splitting Data

Split Data	Accuracy			Average
	Kecepatan	Keamanan	Biaya	
Train	0.82	0.89	Train	0.82
Test	0.80	0.87	Test	0.80

K-Fold Cross Validation Akan membagi data menjadi K *subset* dengan ukuran yang Sama secara acak. Pada penelitian ini Akan memakai $k=10$ yang berarti data Akan dibagi menjadi 10 *subset* dengan ukuran yang sama secara acak. Berikut merupakan hasil dari pengujian model menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* yang telah dilakukan.

Tabel 3. K-Fold Cross Validation

Split Data	Accuracy		
	Kecepatan	Keamanan	Biaya
Fold 1	0.78	0.86	0.86
Fold 2	0.77	0.88	0.85
Fold 3	0.74	0.87	0.86
Fold 4	0.78	0.86	0.85
Fold 5	0.77	0.87	0.83
Fold 6	0.76	0.86	0.83
Fold 7	0.78	0.87	0.84
Fold 8	0.77	0.88	0.85
Fold 9	0.77	0.87	0.83
Fold 10	0.76	0.87	0.83
Average	0.77	0.87	0.84

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan dapat dilihat bahwa *Splitting* data sederhana memberikan rata-rata hasil akurasi yang lebih tinggi yaitu sebesar 0.85, pada aspek kecepatan sebesar 0.81, keamanan sebesar 0.88, dan biaya sebesar 0.86. Sedangkan pada metode *K-Fold Cross Validation* memberikan rata-rata hasil akurasi yang lebih rendah yaitu sebesar 0.82, pada aspek kecepatan sebesar 0.77, keamanan sebesar 0.87, dan biaya sebesar 0.84.

3.5 Evaluasi

Evaluasi yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode *confusion matrix*. Berikut merupakan *confusion matrix* yang yang dihasilkan pada seluruh aspek dan *classification report* yang dihasilkan oleh *confusion matrix*.

Classification report for aspect kecepatan:						
	precision	recall	f1-score	support		
0	0.82	0.90	0.86	781		
1	0.82	0.54	0.65	245		
2	0.75	0.76	0.75	324		
accuracy			0.80	1350		
macro avg	0.79	0.73	0.75	1350		
weighted avg	0.80	0.80	0.79	1350		

Gambar 8. Evaluasi Kecepatan

Classification report for aspect keamanan:						
	precision	recall	f1-score	support		
0	0.89	0.97	0.93	1100		
1	0.75	0.08	0.14	76		
2	0.75	0.64	0.69	174		
accuracy			0.87	1350		
macro avg	0.80	0.56	0.59	1350		
weighted avg	0.87	0.87	0.85	1350		

Gambar 9. Evaluasi Keamanan

Classification report for aspect biaya:						
	precision	recall	f1-score	support		
0	0.90	0.81	0.86	566		
1	0.85	0.95	0.90	748		
2	1.00	0.08	0.15	36		
accuracy			0.87	1350		
macro avg	0.92	0.62	0.64	1350		
weighted avg	0.88	0.87	0.86	1350		

Gambar 10. Evaluasi Biaya

Berdasarkan hasil *classification report*, dapat di analisis bahwa *naïve bayes* memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan ulasan pada aspek kecepatan, keamanan, dan biaya. Dalam aspek kecepatan, *naïve bayes* memiliki *presisi*, *recall*, *F1-score*, dan akurasi yang cukup tinggi, hal ini dapat menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengklasifikasikan ulasan dengan baik. Namun, pada aspek keamanan dan biaya, *naïve bayes* memiliki beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas 1 dan 2 yang mengakibatkan penurunan performa dalam *recall* dan *F1-score* untuk kelas tersebut karena jumlah ulasan dalam kelas-kelas tersebut relatif sedikit. Sehingga, model klasifikasi cenderung memiliki kinerja yang lebih rendah dalam mengidentifikasi kelas tersebut. Namun, temuan tersebut menunjukkan bahwa prediksi klasifikasi sesuai dengan ulasan pengguna Flip dan model masih dapat mencerminkan situasi aktual yang terdapat dalam data tersebut. Meskipun begitu, tingkat akurasi secara keseluruhan tetap tinggi. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa *naïve bayes* adalah model yang efektif untuk mengklasifikasikan ulasan dalam aspek kecepatan, keamanan, dan biaya.

3.6 Pengujian Prediksi

Tabel 4. Prediksi Benar

Data Uji	Hasil Prediksi
Kecepatannya tolong ditingkatkan lagi biar gak lelet	[[2 0 0]]
Layanannya tolong di perbaiki transfer sudah masuk sudah kirim bukti pembayaran suruh kirim lagi. Adminnya slow respon dan penanganannya lama banget	[[2 2 0]]
Aplikasi yang terbaik suka banget flip bisa transfer bebas biaya admin kemanapun, mantap flip	[[0 0 1]]

Saya kecewa masa top up tidak masuk padahal saya mau upload bukti transfer nya tapi loding terus padahal status nya berhasil transfer tapi tidak masuk.

[[2 2 0]]

Tetapi dikarenakan model yang dibuat tidak 100% akurat, sehingga ketika beberapa teks ulasan dicoba untuk dilakukan prediksi, hasil yang didapatkan cenderung masih salah dalam memberikan prediksi yang tepat.

Tabel 5. Prediksi Salah

Data Uji	Hasil Prediksi	Label Seharusnya	Alasan
Transaksi cepat lancar dan menyenangkan. Bisa menghemat biaya untuk transfer-transfer. Pernah salah kirim juga CS bantu refund dengan ramah dan gesit. Sukses buat Flip!!	[[1 0 0]]	[[1 1 1]]	Pada teks ulasan pengguna mengungkapkan bahwa flip bisa menghemat biaya dan refund sukses berarti menunjukkan bahwa pada aspek keamanan dan biaya seharusnya memiliki sentimen positif.
Mantap sih ini cepet dan hemat tentunya. Saya turuin karena tombolnya freeze nggak bisa isi pulsa. Thanks	[[0 0 0]]	[[1 0 1]]	Pada teks ulasan pengguna mengungkapkan bahwa flip cepat dan hemat berarti menunjukkan bahwa pada aspek kecepatan dan biaya seharusnya memiliki sentimen positif

3.7 Wordcloud



Gambar 11. Wordcloud

3.8 Aspek Kecepatan

- 1) Grafik *wordcloud* menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam kategori *None* (Tidak ada sentimen) adalah "transfer", "flip", dan "biaya". Kata-kata ini tidak terkait dengan aspek kecepatan.
- 2) Dalam kategori Positif, kata-kata yang sering muncul dalam *wordcloud* adalah "cepat", "transfer", "flip", dan "proses". Hal ini menunjukkan bahwa kecepatan dalam proses transfer merupakan perhatian utama dengan sentimen positif dari pengguna aplikasi Flip.
- 3) Grafik *wordcloud* menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam sentimen negatif pengguna aplikasi Flip di Google Play Store. Kata-kata seperti "transfer", "flip", dan "proses" adalah yang paling sering muncul. Pengguna juga mengungkapkan ketidakpuasan terhadap kecepatan proses transfer yang dianggap lambat, ditunjukkan oleh kata-kata seperti "nunggu", "jam", dan "lambat".

3.9 Aspek Keamanan

- 1) Dalam kategori *None*, kata-kata yang sering muncul dalam *wordcloud* adalah "flip", "transfer", "biaya", dan "hemat". Meskipun kata-kata tersebut memiliki frekuensi tinggi, mereka tidak terkait dengan aspek keamanan dan tidak memiliki sentimen terkait kecepatan.
- 2) Kata-kata yang sering muncul dalam *wordcloud* dalam kategori Positif adalah "flip", "transfer", "aman", dan "kembali". Hal ini menunjukkan bahwa pengguna memberikan sentimen positif terkait keamanan dalam transfer dan pengembalian dana di aplikasi Flip.
- 3) Kata-kata yang paling sering muncul dalam *wordcloud* kategori Negatif adalah "transfer" dan "aplikasi". Ada juga kemunculan kata-kata seperti "verifikasi", "saldo", "transaksi", dan "gagal". Hal ini menunjukkan bahwa pengguna membahas masalah keamanan, seperti kegagalan verifikasi, transaksi yang gagal, dan ketidakmasukan saldo. Dari hal tersebut, terlihat adanya ketidakpuasan pengguna terkait keamanan aplikasi Flip.

3.10 Aspek Biaya

- 1) Grafik *wordcloud* menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam sentimen yang tidak ada pada aspek kecepatan aplikasi Flip di Google Play Store. Kata-kata seperti "transfer", "flip", dan "cepat" memiliki frekuensi yang tinggi. Namun, kata-kata ini tidak memberikan indikasi sentimen spesifik terkait aspek kecepatan.
- 2) Grafik *wordcloud* menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam sentimen positif pengguna aplikasi Flip di Google Play Store terkait aspek biaya. Kata-kata seperti "flip", "biaya", "hemat", "bebas", dan "murah" memiliki frekuensi yang tinggi, menunjukkan bahwa pengguna memberikan sentimen positif terhadap aspek biaya aplikasi Flip.
- 3) Grafik *wordcloud* menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam sentimen negatif pengguna aplikasi Flip di Google Play Store terkait aspek biaya. Kata-kata seperti "flip", "transfer", "biaya", "potong", "kecewa", dan "batas" menunjukkan adanya masalah terkait biaya dalam aplikasi Flip, seperti biaya kode unik dan batasan frekuensi transfer dengan biaya admin gratis.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode naïve bayes yang diterapkan pada ulasan aplikasi Flip di Google Play Store dengan aspek kecepatan, keamanan, dan biaya memberikan hasil terbaik dengan pembagian data 90:10 (90% data training, 10% data testing). Algoritma naïve bayes multinomial digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan berdasarkan sentimen yang terkandung dalam teks. Metode splitting data sederhana dengan parameter $\alpha=0.2$ memberikan akurasi yang lebih tinggi daripada metode K-Fold Cross Validation. Algoritma naïve bayes memiliki performa baik dalam mengklasifikasikan ulasan pada aspek kecepatan, keamanan, dan biaya, meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada aspek keamanan dan biaya. Pengguna aplikasi Flip memiliki persepsi yang berbeda terkait kecepatan, keamanan, dan biaya, dengan penekanan pada kecepatan transfer, keamanan verifikasi dan transaksi, serta biaya transfer. Kesimpulan ini memberikan wawasan penting bagi penyedia layanan dalam meningkatkan kinerja dan inovasi layanan yang ditawarkan.

5. Daftar Pustaka

- [1] Kemp, S. (2022). Digital 2022: Indonesia. Datareportal. *Dapat diakses di: <https://datareportal.com/reports/digital-2022-indonesia> (Diakses pada 11 Agustus 2022).*
- [2] Abubakar, L., & Handayani, T. (2018, July). Financial technology: Legal challenges for Indonesia financial sector. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 175, No. 1, p. 012204). IOP Publishing.. DOI: 10.1088/1755-1315/175/1/012204.

- [3] Sulistyowati, R., Paais, L., & Rina, R. (2020). Persepsi konsumen terhadap penggunaan dompet digital. *ISOQUANT: Jurnal Ekonomi, Manajemen dan Akuntansi*, 4(1), 17-34. DOI: 10.24269/iso.v4i1.323
- [4] Karim, M. W., Haque, A., Ulfy, M. A., Hossain, M. A., & Anis, M. Z. (2020). Factors influencing the use of E-wallet as a payment method among Malaysian young adults. *Journal of International Business and Management*, 3(2), 1-12. DOI: 10.37227/jibm-2020-2-21.
- [5] Sari, F. V., & Wibowo, A. (2019). Analisis sentimen pelanggan toko online Jd. Id menggunakan metode Naïve Bayes Classifier berbasis konversi ikon emosi. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 10(2), 681-686. DOI: <https://doi.org/10.24176/simet.v10i2.3487>
- [6] Madhoushi, Z., Hamdan, A. R., & Zainudin, S. (2019). Aspect-based sentiment analysis methods in recent years. *Asia-Pacific Journal Of Information Technology And Multimedia*, 7(2), 79-96. [Online]. Available: <http://www.ftsm.ukm.my/apjitm>
- [7] Zulfikar, W. B., & Lukman, N. (2016). Perbandingan Naive Bayes classifier dengan Nearest Neighbor untuk identifikasi penyakit mata. *Jurnal Online Informatika*, 1(2), 82-86. DOI: <https://doi.org/10.15575/join.v1i2.33>.
- [8] Muslehatin, W., Ibnu, M., & Mustakim, M. (2017). Penerapan Naïve Bayes Classification untuk Klasifikasi Tingkat Kemungkinan Obesitas Mahasiswa Sistem Informasi UIN Suska Riau. In *Seminar Nasional Teknologi Informasi Komunikasi dan Industri* (pp. 250-256).
- [9] Devita, R. N., Herwanto, H. W., & Wibawa, A. P. (2018). Perbandingan kinerja metode naive bayes dan k-nearest neighbor untuk klasifikasi artikel berbahasa indonesia. *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput*, 5(4). DOI: 10.25126/jtiik.201854773.
- [10] Puspita, C. E., Pratiwi, O. N., & Sutoyo, E. (2021). Perbandingan Algoritma Klasifikasi Support Vector Machine Dan Naive Bayes Pada Imbalance Data. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi)*, 8(1), 11-18. DOI: 10.33330/jurteks.v8i1.1185.
- [11] Wahyudi, R., & Kusumawardhana, G. (2021). Analisis Sentimen pada review Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine. *J. Inform*, 8(2), 8. [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- [12] Locarso, G. K. (2022). Analisis Sentimen Review Aplikasi Pedulilindungi Pada Google Play Store Menggunakan NBC. *JTIK (Jurnal Teknik Informatika Kaputama)*, 6(2), 353-361.
- [13] Marginingsih, R. (2019). Analisis SWOT technology financial (fintech) terhadap industri perbankan. *Cakrawala: Jurnal Humaniora Bina Sarana Informatika*, 19(1), 55-60. DOI: 10.31294/jc.v19i1.
- [14] Siswanti, T. (2022). Analisis Pengaruh Manfaat Ekonomi, Keamanan Dan Risiko Terhadap Minat Penggunaan Financial Technology (Fintech)(Study Kasus Pada Masyarakat Di Wilayah Kecamatan Bekasi Timur). *Jurnal Bisnis & Akuntansi Unsurja*, 7(2). DOI: 10.35968/jbau.v7i2.899.
- [15] Damanik, F. J., & Setyohadi, D. B. (2021, March). Analysis of public sentiment about COVID-19 in Indonesia on Twitter using multinomial naive bayes and support vector machine. In *IOP*

Conference Series: Earth and Environmental Science (Vol. 704, No. 1, p. 012027). IOP Publishing.
DOI: 10.1088/1755-1315/704/1/012027.

- [16] Herwijayanti, B., Ratnawati, D. E., & Muflikhah, L. (2018). Klasifikasi Berita Online dengan menggunakan Pembobotan TF-IDF dan Cosine Similarity. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(1), 306-312. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [17] Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45-51. DOI: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [18] Handayani, F., & Pribadi, F. S. (2015). Implementasi algoritma naive bayes classifier dalam pengklasifikasian teks otomatis pengaduan dan pelaporan masyarakat melalui layanan call center 110. *Jurnal Teknik Elektro*, 7(1), 19-24. DOI: <https://doi.org/10.15294/jte.v7i1.8585>
- [19] Rahayu, A. S., Fauzi, A., & Rahmat, R. (2022). Komparasi Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 4(2), 349-354. DOI: 10.30865/json.v4i2.5398.
- [20] Rahayu, S., Yumarlin, M. Z., Bororing, J. E., & Hadiyat, R. (2022). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi Teknologi Finansial FLIP. *Edumatic J. Pendidik. Inform*, 6(1), 98-106. DOI: 10.29408/edumatic.v6i1.5433.