

Sentiment Analysis Of Fiverr Application Reviews Using TF-IDF Feature

Salman Al Farisi¹⁾, Yustina Retno Wahyu Utami^{2*)}

¹⁾Program Studi - S1 Sistem Informasi, STMIK Sinar Nusantara Surakarta

²⁾Program Studi - S1 Informatika, STMIK Sinar Nusantara Surakarta

¹⁾20400057.salman@sinus.ac.id, ²⁾yustina_retno@sinus.ac.id

ABSTRACT

Most people are interested in being a freelancer. This happens because of the rapid development of technology, making it easier for people to move and providing many choices in determining the type of work. One of the most popular freelance apps is the Fiverr App. The Fiverr application has received many reviews from its users, both positive, negative, and neutral. This study aims to obtain the results of sentiment classification analysis of Fiverr Application user ratings on Google Play sites using the Naïve Bayes Classifier method. Data collection on Fiverr App reviews uses web scraping techniques through the Google Collab website. The data that has been obtained is then labeled between positive, negative, or neutral. After being labeled, text preprocessing and TF-IDF weighting are carried out in each review. Furthermore, the classification uses the Naïve Bayes model with 454 data training and 454 data testing. The classification results show that Fiver App reviews a total of 454 data tests, showing a percentage of accuracy of 85,24%, precision of 97,59%, and recall of 88.20%.

Keywords: *Sentiment Analysis, Text Mining, Naïve Bayes, TF-IDF*

I. PENDAHULUAN

Penambangan teks telah mendapatkan momentum besar dalam beberapa tahun terakhir, dengan konten buatan pengguna menjadi tersedia secara luas. Salah satu penggunaan utama adalah penambangan komentar, dengan banyak perhatian diberikan pada analisis sentimen dan penambangan opini. Analisis sentimen di jejaring sosial, seperti Twitter atau Facebook, telah menjadi sarana yang ampuh untuk mempelajari pendapat pengguna dan memiliki berbagai aplikasi (Dang et al., 2020).

Aplikasi Fiverr adalah sebuah platform pasar *online* yang menyediakan layanan *freelance*. Di sini, *freelancer* dapat menawarkan jasa dan layanan mereka kepada klien dari seluruh dunia. Tujuan utama Fiverr adalah untuk mempermudah proses perekrutan pekerja lepas dengan memberikan wadah bagi *freelancer* untuk memasarkan diri mereka dan menjangkau klien potensial. Platform ini telah beroperasi sejak tahun 2010. Fiverr tidak melibatkan pihak ketiga dalam proses perekrutan dan kontak kerja. Aplikasi ini berfungsi sebagai penghubung langsung antara pekerja lepas dan klien. Pencari jasa memiliki kebebasan untuk memilih pekerja lepas yang sesuai dengan kriteria mereka. Di sisi lain, para *freelancer* dapat menampilkan portofolio hasil kerja mereka untuk menarik minat calon klien [2]. Aplikasi Fiverr mendapatkan banyak ulasan dari penggunanya baik ulasan yang ke arah positif, negatif, maupun netral. Ulasan terhadap aplikasi Fiverr perlu dikelompokkan sehingga dapat digunakan untuk umpan balik dalam perbaikan aplikasi.

Ulasan terhadap suatu aplikasi dapat dianalisa untuk kepentingan beragam, seperti pengguna aplikasi yang menurun (Septiani & Budi, 2022) , ataupun memberikan umpan balik pada pengembang aplikasi untuk perbaikan fitur (Fahlevvi, 2022), (Rahayu et al., 2022), (Brawijaya et al., 2017). Penggunaan naïve bayes classifier dapat memberikan hasil yang lebih baik dari model klasifikasi lainnya (Rahayu et al., 2022), (Tsania et al., 2023), (Darwis et al., n.d.) . Oleh karena itu, untuk memberikan informasi terkait ulasan yang positif, negatif, atau netral diperlukan suatu analisis sentiment terhadap aplikasi Fiverr menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian sebelumnya

Pada penelitian sebelumnya tentang Komparasi Algoritma *Naïve Bayes* Dan *Support Vector Machine*(SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify diperoleh bahwa Algoritma *Naïve Bayes* memiliki akurasi lebih tinggi 2,4% dibandingkan Algoritma *Support Vector Machine*(SVM) (Rahayu et al., 2022). Penelitian selanjutnya menghasilkan bahwa akurasi pada Algoritma *Naïve Bayes* lebih unggul dibandingkan Algoritma *K-Nearest Neighbor* (Tsania et al., 2023). Algoritma *Naïve Bayes Classifier* digunakan untuk analisis sentiment review data twitter BMKG nasional(Darwis et al., n.d.). Penelitian ini dikembangkan menggunakan data dari internet/Twitter yang kemudian dilakukan *data preprocessing*. *Data preprocessing* meliputi casefolding, filtering, tokenisasi, *slang replacement* dan *stopword removal* dilakukan untuk menghasilkan data bersih. Ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF sedangkan klasifikasi ke dalam tiga kelas (positif, negatif, dan netral) menggunakan algoritma naive bayes. Hasil uji akurasi diperoleh sebesar 69.97%.

Penelitian yang dilakukan Normawati dan Prayogi tentang Implementasi *Naïve Bayes Classifier* Dan *Confusion Matrix* Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter memiliki kesamaan dalam penerapan metode *Naïve Bayes Classifier* namun berbeda pada objek penelitian (Normawati & Prayogi, 2021). Hasil pengujian confusion matrix dari penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 82%, presisi 93%, dan recall 52%. Penelitian dari Wahyudi dan Kusumawardhana yang berjudul Analisis Sentimen pada *review* Aplikasi Grab di GooglePlay Store Menggunakan *Support Vector Machine*. Data yang digunakan sejumlah 1000 review dari pengguna aplikasi Grab di Google Play Store. Dengan perbandingan 9:1 untuk data training dan data testing, diperoleh akurasi sebesar 85,54% (Wahyudi et al., 2021). Penelitian tentang analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi bibit dan bareksa dengan algoritma K-NN menggunakan data sebanyak 998 yang terdiri dari 484 sentimen positif dan 514 sentimen negatif untuk aplikasi bareksa dan untuk aplikasi bibit menggunakan 1063 data yang terdiri dari 541 sentimen positif dan 522 sentimen negatif. Pengujian menggunakan confusion matrix dengan perbandingan 60:40 untuk data training dan data testing, diperoleh nilai akurasi, *precision*, dan *recall* tiap aplikasi yaitu untuk bibit 85,14%, 91,91%, dan 76,44% sedangkan untuk bareksa yaitu 81,70% , 87,15%, 75,73%. (Dwiki et al., 2021).

2.2 Analisis sentimen

Teknologi analisis sentimen adalah bagian dari kecerdasan buatan, dan penelitiannya sangat berarti untuk mendapatkan tren sentimen komentar. Inti dari analisis sentimen adalah klasifikasi teks, dan kata-kata yang berbeda memiliki kontribusi yang berbeda terhadap klasifikasi (Xu et al., 2019). Analisis sentimen juga dapat dianggap sebagai bidang dalam pemrosesan bahasa alami yang berkembang melalui interaksi antara manusia dan komputer, pengambilan informasi, serta penyaringan emosi dari data yang terus bertambah di media sosial. Hal ini termasuk mengenali kata atau frase yang menunjukkan sikap positif, negatif atau netral dalam teks. Pendekatan pemrosesan bahasa alami melibatkan pengelompokan dokumen atau kalimat serupa dalam dokumen. Analisis sentimen dalam pengolahan data teks memanfaatkan pemrosesan bahasa alami untuk mengelompokkan data (González et al., 2023).

2.3 Fitur TF-IDF

Fitur *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) dapat digunakan untuk kriteria pengelompokan kata. *Term Frequency*(TF) memiliki konsep menampilkan kata yang paling sering muncul dan memiliki jumlah yang sebanding dengan bobot kata yang mana semakin sering muncul maka semakin besar bobotnya. *Inverse Document*

Frequency (IDF) memiliki konsep menampilkan bobot pada suatu kata. TF-IDF melakukan penilaian terhadap suatu kata melalui perhitungan sebagai berikut (Handayani dkk., 2020)

Rumus TF-IDF

$$TF(d, t) = f(d, t) \tag{1}$$

$$IDF(t) = 1 + \log \left(\frac{n}{df(t)} \right) \tag{2}$$

Keterangan :

- $f(d,t)$: frekuensi kemunculan *term t* pada dokumen *d*
- d : jumlah seluruh dokumen
- $df(t)$: jumlah dokumen yang terdapat *term t*

Sehingga untuk menemukan nilai fitur TF-IDF dapat digunakan persamaan berikut.

$$TF - IDF = TF(d, t).IDF(t) \tag{3}$$

2.3 Naïve bayes classifier

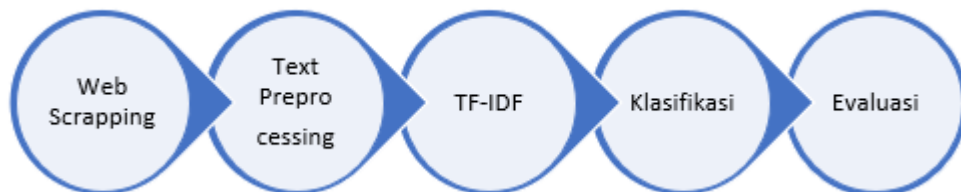
Naïve Bayes Classifier adalah metode klasifikasi dalam penambangan teks yang digunakan dalam analisis sentimen. Metode ini berpotensi baik dalam klasifikasi presisi dan komputasi data. *Naïve Bayes* adalah suatu algoritma yang dapat mengklasifikasikan suatu variabel tertentu dengan menggunakan metode probabilitas dan statistik. Keuntungan penggunaan *Naïve Bayes* adalah bahwa metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian dan dapat bekerja jauh lebih baik dalam situasi dunia nyata yang kompleks (Permana & Noviyani, 2022). Persamaan probabilitas yang menjadi dasar Naive Bayes adalah:

$$P(c|x) = P(x|c)xP(c)P(x) \tag{4}$$

Dimana $P(c|x)$ adalah nilai probabilitas yang kita cari, $P(c)$ adalah kelas probabilitas yang berdasarkan hipotesis, $P(x|c)$ adalah prediktor probabilitas yang berdasarkan pada kelas yang diberikan dan $P(x)$ adalah prediktor probabilitas.

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini melewati beberapa tahapan yaitu *web scrapping*, *test preprocessing*, *fitur TF-IDF*, klasifikasi, dan evaluasi. Pentahapan ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.1 Web Scrapping

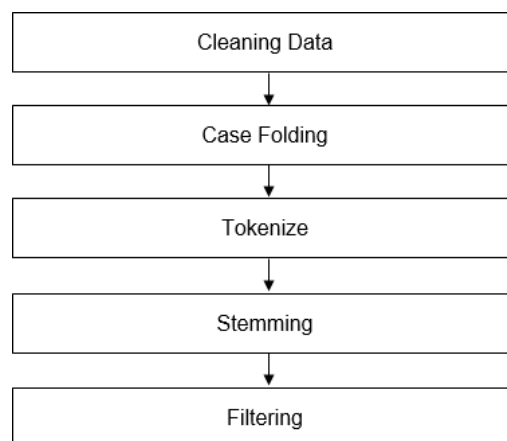
Penelitian ini menggunakan data yang didapat dari ulasan pengguna Aplikasi Fiverr di Google Play Store. Pengambilan data dari web atau *webscrapping* dilakukan menggunakan

bahasa pemrograman Python melalui *Google Collab*. Data yang telah didapatkan dengan web scrapping kemudian disimpan dalam format CSV. Pengambilan data diformat dengan jumlah 2000 data, namun yang berhasil diambil berjumlah 1300 data. Dataset yang telah didapat kemudian disimpan dalam format CSV. Proses scrapping menggunakan kode seperti diperlihatkan seperti berikut.

```
result, continuation_token = reviews(  
    'com.fiverr.fiverr',  
    lang='id',  
    country='id',  
    sort=Sort.MOST_RELEVANT,  
    count=2000,  
    filter_score_with= None  
)
```

3.2 Text Preprocessing

Data ulasan yang telah diperoleh akan dilakukan *text preprocessing* agar dataset menjadi terstruktur dan dapat diolah dengan mudah oleh sistem. Pada *text preprocessing* ini terdapat beberapa tahapan seperti diperlihatkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Text Preprocessing

1. *Cleaning Data*, merupakan tahap menghilangkan simbol, angka, emoji dan karakter lainnya.
2. *Case Folding*, merupakan proses mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil.
3. *Tokenizing*, adalah tahap pemecahan kata pada kalimat.
4. *Stemming*, merupakan proses untuk menemukan kata dasar dengan menghilangkan semua imbuhan pada kata.
5. *Filtering*, bertujuan untuk menghapus kata - kata yang tidak memberikan pengaruh sentiment serta menghapus kata yang memiliki jumlah huruf dibawah 4 dan jumlah huruf di atas 25.

3.3 Pembobotan Kata (TF-IDF)

Setelah melewati tahapan *Data Preprocessing*, *dataset* kemudian dibagi menjadi dua kelompok yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan dalam pembentukan model klasifikasi dengan menggunakan pembobotan kata (TF-IDF). TF-IDF bertujuan mengubah teks menjadi vektor dengan menghitung frekuensi kata yang muncul dalam setiap ulasan.

3.4 Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

Setelah dilakukan pembobotan kata (TF-IDF), proses selanjutnya yaitu klasifikasi data dengan menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier*. Selanjutnya yaitu tahap visualisasi dengan menggunakan *wordcloud* pada seluruh ulasan Aplikasi Fiverr yang memiliki sentimen positif, sentimen negatif, dan sentimen netral.

3.5 Evaluasi

Hasil klasifikasi yang diperoleh dari penerapan model pada *testing dataset* kemudian dihitung tingkat akurasi. Perhitungan akurasi menggunakan *confusion matrix*. Hasil tersebut berisikan nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Pada penelitian ini terdapat 3 label kelas pada *confusion matrix* yaitu kelas positif, negatif, dan netral.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Text Preprocessing

Data ulasan yang telah diperoleh akan dilakukan *text preprocessing* agar dataset menjadi terstruktur dan dapat diolah dengan mudah oleh sistem. *Text preprocessing* dilakukan menggunakan tools Rapidminer. Tahap pertama *text preprocessing* diawali dengan melakukan proses *cleaning* pada data ulasan untuk menghilangkan simbol, angka, emoji dan karakter yang tidak dibutuhkan. Proses *cleaning* dicontohkan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Cleaning*

Sebelum <i>Cleaning</i>	Sesudah <i>Cleaning</i>
Baru download, dan baru sign up tiba-tidak jelas, dan tidak Bisa menghubungi CS???	Baru download dan baru sign up tiba-tidak jelas dan tidak Bisa menghubungi CS

Setelah dilakukan *cleaning* data, jumlah data yang awalnya 1300 tersisa menjadi 908. kemudian dilanjutkan dengan beberapa tahapan seperti *case folding*, *tokenizing*, *stemming*, dan *filtering*. Tahap *case folding* bertujuan untuk mengubah semua huruf besar menjadi huruf kecil. Hasil *case folding* diperlihatkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Case Folding*

Sebelum <i>Case Folding</i>	Sesudah <i>Case Folding</i>
Baru download dan baru sign up tiba-tidak jelas dan tidak Bisa menghubungi CS	baru download dan baru sign up tiba-tidak jelas dan tidak bisa menghubungi cs

Pada proses berikutnya dilakukan *tokenize* yang merupakan proses pemecahan suatu kalimat menjadi potongan kata. Hasil *tokenize* diperlihatkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Tokenizing*

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Sesudah <i>Tokenizing</i>
saya sangat sangat kecewa dengan sistem baru ini.	['saya', 'sangat', 'sangat', 'kecewa', 'dengan', 'sistem', 'baru', 'ini']

Proses selanjutnya adalah tahap *stemming* yang bertujuan untuk mengubah bentuk kata menjadi kata dasar atau tahap mencari *root* dari tiap kata. Contoh hasil *stemming* diperlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Stemming*

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
['untuk', 'mencari', 'pendapatan', 'tambahan', 'sungguh', 'aplikasi', 'yang', 'sangat', 'menarik']	['untuk', 'cari', 'pendapatan', 'tambah', 'sungguh', 'aplikasi', 'yang', 'sangat', 'menarik']

Proses terakhir yaitu tahap *filtering* atau *stopward removal* bertujuan untuk menghapus kata - kata yang tidak memberikan pengaruh sentimen dalam kalimat. Pada tahap ini menggunakan kamus *stopword* bahasa Indonesia yang diunduh melalui [website www.kaggle.com](http://www.kaggle.com). Hasil *filtering* diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil *Filtering*

Sebelum <i>Filtering</i>	Sesudah <i>Filtering</i>
['untuk', 'mencari', 'pendapatan', 'tambahan', 'sungguh', 'aplikasi', 'yang', 'sangat', 'menarik']	['cari', 'penghasilan', 'tambah', 'aplikasi', 'menarik']

4.2 Pelabelan Dataset

Pada tahap ini dilakukan pelabelan secara manual dengan sebanyak 454 dataset. Hasil pelabelan dataset didapatkan sebanyak 298 berlabel positif, 136 dataset berlabel negatif, dan 20 dataset berlabel netral. Dataset yang sudah diberi label akan digunakan sebagai data latih.

Tabel 6. Data Latih

No	Ulasan	Sentimen
1	download tidak jelas tidak bisa hubung	Negatif
2	kecewa sistem	Negatif
3	verifikasi sulit	Negatif
4	perangkat mobile tidak sedia	Negatif
5	akun kendala	Negatif
6	cari pendapatan tambah sungguh aplikasi menarik	Positif
7	aplikasi bagus tolong tambah fitur	Positif
8	Bagus namun pajaknya terlalu besar	Netral
9	akun nonaktif aneh	Negatif
10	Bagus namun tidak ada menu seller di aplikasi	Netral
...
454	aplikasi bagus terima kasih	Positif

4.3 Pembobotan TF-IDF

Tahap selanjutnya yaitu dilakukan tahap *Term Frequency*. *Term Frequency* adalah perhitungan kemunculan kata pada sebuah dokumen. Semakin sering kemunculan suatu kata pada sebuah dokumen, maka semakin besar juga bobotnya. Untuk mencari nilai TF (*Term Frequency*), diberikan angka 1 untuk kata yang muncul dan angka 0 untuk kata yang tidak muncul pada setiap dokumen. Rumus perhitungan TF (*Term Frequency*) dan IDF (*Inverse Document Frequency*) menggunakan rumus nomor (1) dan (2). Nilai TF-IDF menggunakan rumus nomor (3). Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 7. Perhitungan TF dan DF

term	TF					DF	IDF
	d1	d2	d3	d4	d5		
download	1	0	0	0	0	1	1,698
tidak	2	0	0	1	0	2	1,397
jelas	1	0	0	0	0	1	1,698
bisa	1	0	0	0	0	1	1,698
hubung	1	0	0	0	0	1	1,698
kecewa	0	1	0	0	0	1	1,698

term	TF					DF	IDF
	d1	d2	d3	d4	d5		
sistem	0	1	0	0	0	1	1,698
verifikasi	0	0	1	0	0	1	1,698
sulit	0	0	1	0	0	1	1,698
perangkat	0	0	0	1	0	1	1,698
mobile	0	0	0	1	0	1	1,698
sedia	0	0	0	1	0	1	1,698
akun	0	0	0	0	1	1	1,698
kendala	0	0	0	0	1	1	1,698

Tabel 8. Hasil Perhitungan TF-IDF

term	TF-IDF				
	d1	d2	d3	d4	d5
download	1,698	0	0	0	0
tidak	2,795	0	0	1,397	0
jelas	1,698	0	0	0	0
bisa	1,698	0	0	0	0
hubung	1,698	0	0	0	0
kecewa	0	1,698	0	0	0
sistem	0	1,698	0	0	0
verifikasi	0	0	1,698	0	0
sulit	0	0	1,698	0	0
perangkat	0	0	0	1,698	0
mobile	0	0	0	1,698	0
sedia	0	0	0	1,698	0
akun	0	0	0	0	1,698
kendala	0	0	0	0	1,698

4.4 Klasifikasi Naïve Bayes

Setelah pembobotan TF-IDF, dilakukan klasifikasi data menggunakan model *Naïve Bayes Classifier*. Klasifikasi menggunakan model Naïve Bayes dengan data latih sebanyak 454 dan data uji sebanyak 454. *Apply Model* adalah operator untuk mengaplikasikan model Naïve Bayes yang telah dilatih, sehingga didapatkan hasil prediksi pada data uji seperti Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Prediksi

No	Ulasan	Sentimen
1	sepi pembeli	negatif
2	cari cuan bagus	positif
3	pajak kejam	netral
4	aplikasi bagus terimakasih	positif
5	aplikasi fiverr penipu	negatif
...
454	Bantu terima kasih	Positif

Tabel 9 memeperlihatkan sebanyak 291 dataset berlabel positif, 107 dataset berlabel negatif, dan 56 dataset berlabel netral. Tahap terakhir yaitu tahap visualisasi data menggunakan *chart* dan *wordcloud* untuk menampilkan kata-kata yang sering muncul pada setiap ulasan. Frekuensi kata yang sering muncul ditampilkan dalam grafik pada Gambar 7.

4.5 Evaluasi

Tahap selanjutnya yaitu tahap Evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*. Tahap ini bertujuan untuk mengetahui keakuratan Hasil prediksi algoritma *Naïve bayes* seperti Tabel 10.

Tabel 10. *Confusion Matrix*

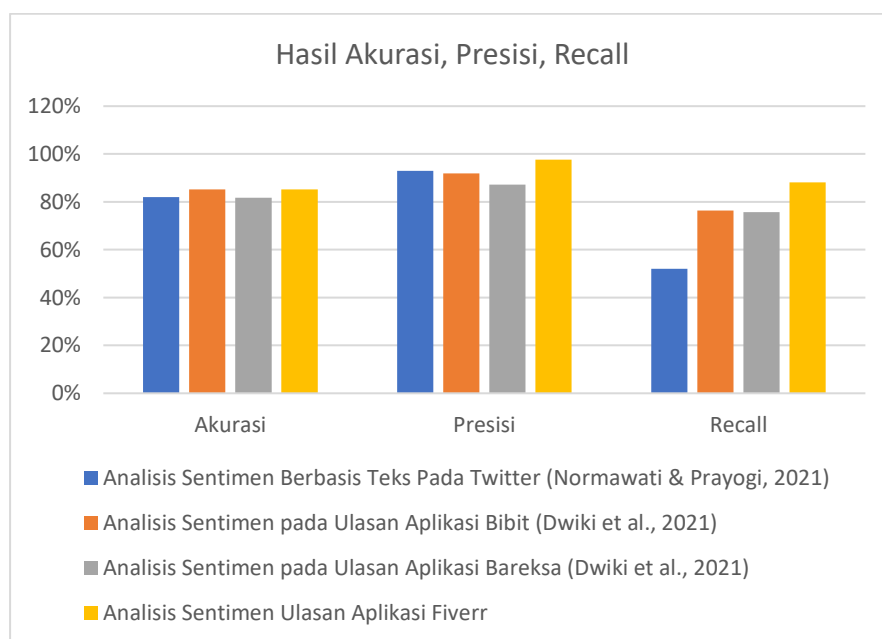
	Prediksi Positif	Prediksi Negatif	Prediksi Netral
True Positif	284	8	30
True Negatif	7	96	19
True Netral	0	3	7

Dari Tabel 10 menunjukkan nilai untuk *True Positive Positive* (TPP) sebesar 284, *True Negatif Negatif* (TNegNeg) sebesar 96, *True Netral Netral* (TnetNet) sebesar 7, *Negatif False Positif* (NegFP) sebesar 7, *Netral False Positif* (NetFP) sebesar 0, *Positif False Negatif* (PFNeg) sebesar 8 sedangkan *Positif False Netral* (PFNet) sebesar 30. Selanjutnya menghitung akurasi, presisi, dan *recall*. Berdasarkan Tabel 10, diperoleh nilai *accuracy* sebesar 85,24%, nilai *precision* sebesar 97,59%, dan nilai *recall* sebesar 88,20%.

Hasil pengujian bila dibandingkan dengan penelitian sebelumnya diperlihatkan pada Tabel 11 dan Gambar 7.

Tabel 11. Perbandingan hasil pengujian

No	Penelitian	Akurasi	Presisi	Recall
1	Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter (Normawati & Prayogi, 2021)	82%,	93%	52%
2	Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Bibit (Dwiki et al., 2021)	85,14%	91,91%	76,44%
3	Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Bareksa (Dwiki et al., 2021)	81,70%	87,15%	75,73%
4	Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Fiverr	85,24%	97,59%	88,20%



Gambar 7. Perbandingan Akurasi, Presisi, dan Recall

Tabel 11 dan Gambar 7 memperlihatkan perbandingan hasil pengujian dari penelitian yang dilakukan dengan penelitian sebelumnya. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa penelitian ini memiliki akurasi, presisi, dan recall yang lebih tinggi dari penelitian sebelumnya.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Ulasan Aplikasi Fiver dengan jumlah 454 data testing, data yang terklasifikasi ke kelas positif sebanyak 291 data, kelas negatif sebanyak 107 data, dan kelas netral sebanyak 56 data sehingga menunjukkan bahwa ulasan mayoritas positif dengan persentase sentimen positif sebesar 64%, sentimen negatif sebesar 24% dan sentimen netral sebesar 12%.
2. Analisis sentimen dengan menggunakan Model Naïve Bayes Classifier memberikan performa akurasi sebesar 85,24 % yang membuktikan bahwa model tersebut memiliki akurasi yang baik dalam memprediksi data uji. Precision menghasilkan nilai sebesar 97,59 % dan nilai recall sebanyak 88,20 %.
3. Visualisasi wordcloud didapatkan kata yang sering muncul di ulasan positif yaitu “aplikasi”, “bagus”, “bantu”, “terima”, “semoga”, “mudah”, “freelance”, dan “terbaik”. Kata “bantu” dan “mudah” menunjukkan kemudahan serta kebermanfaatan dalam menggunakan layanan Aplikasi Fiverr. Sementara di ulasan negatif terdapat kata “aplikasi”, “tidak”, “sulit”, “susah”, “tolong”, “verifikasi”, “error”, dan “kecewa”. Kata “sulit” dan “susah” menunjukkan bahwapengguna sulit dalam mendapatkan klien dan kesusahan dalam penggunaan bahasa asing yang ada pada Aplikasi Fiver. Selain itu, kata “tolong”, “verifikasi”, dan “error” juga menunjukkan bahwaterdapat kekurangan dan masalah pada layanan Aplikasi Fiverr . Sedangkan di ulasan netral terdapat kata “namun”, “bagus”, “aplikasi”, “bagaimana”, dan “seller”. Kata “namun” dan “bagus” menunjukkan bahwa Aplikasi Fiverr merupakan aplikasi yang bagus tapi di sisi lain aplikasi tersebut memiliki kekurangan pada fitur, salah satu contoh ulasannya yaitu “bagus namun tidak ada menu seller di aplikasi”. Selain itu kata “bagaimana” menunjukkan ketidaktahuan pengguna dalam menggunakan mode seller/penjual pada Aplikasi Fiverr, salah satu contohulasannya yaitu “Bagaimana cara bergabung menjadi seller”.

5.2 Saran

Saran untuk mengembangkan penelitian selanjutnya antara lain :

1. Menggunakan metode yang berbeda dalam melakukan penelitian seperti algoritma Support Vector Machine (SVM), Random Forest, atau deep learning.
2. Perlu penelitian lebih lanjut mengenai penggunaan ulasan yang menggunakan kata yang tidak baku atau kata yang disingkat.

DAFTAR PUSTAKA

- Brawijaya, U., Berton, F. T., Ratnawati, D. E., & Rahman, A. (2017). *Fakultas Ilmu Komputer Perbandingan Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Threads* (Vol. 1, Issue 1). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Dang, N. C., Moreno-García, M. N., & De la Prieta, F. (2020). Sentiment analysis based on deep learning: A comparative study. *Electronics (Switzerland)*, 9(3). <https://doi.org/10.3390/electronics9030483>

- Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (n.d.). *Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter BMKG Nasional*. 15(1).
- Dwiki, A., Putra, A., & Juanita, S. (2021). *Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa Dengan Algoritma KNN*. 8(2). <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Fahlevvi, M. R. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Pejabat Pengelola Informasi dan Dokumentasi Kementerian Dalam Negeri Republik Indonesia di Google Playstore Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Dan Komunikasi Pemerintahan*, 4(1), 1–13. <http://ejournal.ipdn.ac.id/JTKP>,
- González, F., Torres-Ruiz, M., Rivera-Torruco, G., Chonona-Hernández, L., & Quintero, R. (2023). A Natural-Language-Processing-Based Method for the Clustering and Analysis of Movie Reviews and Classification by Genre. *Mathematics*, 11(23). <https://doi.org/10.3390/math11234735>
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* (Vol. 5, Issue 2).
- Permana, A. Y., & Noviyani, H. (2022). Komparasi Algoritma Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Dalam Melihat Analisis Sentimen Terhadap Vaksinasi Covid-19. *SAINTEK: Sain Dan Teknologi*, 1(1), 128.
- Rahayu, A. S., Fauzi, A., & Rahmat, R. (2022). Komparasi Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 4(2), 349. <https://doi.org/10.30865/json.v4i2.5398>
- Septiani, A., & Budi, I. (2022). Klasifikasi Ulasan Pengguna Aplikasi: Studi Kasus Aplikasi Ipusnas Perpustakaan Nasional Republik Indonesia (PNRI). *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 7, 1110–1120.
- Tsania, R., Putri, S. A., Ratnawati, D. E., & Brata, D. W. (2023). *Perbandingan Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Analisis Sentimen Aplikasi Gapura UB Berdasarkan Ulasan Pengguna pada Playstore* (Vol. 7, Issue 1). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Wahyudi, R., Kusumawardhana, G., Purwokerto, A., Letjend, J., Soemarto, P., Purwanegara, K., Purwokerto, T., & Banyumas, K. (2021). Analisis Sentimen pada review Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine. *JURNAL INFORMATIKA*, 8(2). <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- Xu, G., Meng, Y., Qiu, X., Yu, Z., & Wu, X. (2019). Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM. *IEEE Access*, 7, 51522–51532. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909919>