



Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi WeTV Untuk Peningkatan Layanan Menggunakan Metode K-Nearst Neighbor

Nurkholimah Faridhotun*, Elin Haerani, Reski Mai Candra

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru
Jl. HR. Soebrantas No.Km. 15, RW.15, Simpang Baru, Kota Pekanbaru, Riau, Indonesia

Email: ^{1,*}11950121726@students.uin-suska.ac.id, ²elin.haerani@uin-suska.ac.id, ³reski.candra@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 11950121726@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 09/04/2023; Accepted: 30/04/2023; Published: 30/04/2023

Abstrak—Aplikasi streaming online merupakan kegiatan menonton film sangat digemari oleh masyarakat salah satunya adalah WeTV. WeTV merupakan Streaming Online yang digunakan masyarakat untuk sebagai media hiburan. Aplikasi WeTV memiliki rating sebesar 4 dari 256 ribu ulasan yang ditulis oleh penggunanya. Kumpulan ulasan berupa teks tersebut dapat dikumpulkan dan diklasifikasikan menjadi tanggapan negatif, tanggapan netral, dan tanggapan positif. Tanggapan positif adalah komentar yang optimis atau mendukung. Tanggapan negatif adalah komentar terhadap ungkapan atau kasus yang tidak mendukung pernyataan terhadap kasus terkait. Tanggapan netral adalah komentar yang sulit untuk dipahami antara negatif atau positif yang sifatnya untuk memberikan saran, kalimat yang memiliki ulasan dari pengguna aplikasi dapat bersifat positif, negatif dan netral, data akan melalui proses klasifikasi dengan menggunakan metode K-Nearst Neighbor. Pada penelitian ini menggunakan 12000 review yang berasal dari playstore. Penelitian menggunakan tahap preprocessing yaitu cleaning, case folding, tokenizing, normalisasi, stopword removal dan steaming selanjutnya ke tahap TF-IDF dan untuk hasil akhirnya akan dilakukan pengujian dengan confusion matrix menggunakan bahasa pemrograman Python. Hasil akurasi tertinggi dari proses pengujian dengan nilai $K=3$ pada model dataset 90% data latih dan 10% data uji memperoleh akurasi sebesar 0,70%, precision 0,76%, recall 0,69%, f1-score 0,72%. Berdasarkan hasil penelitian bahwa metode K-Nearst Neighbor baik dalam proses identifikasi tanggapan negatif pada WeTV.

Kata Kunci: Confusion Matrix; KNN; Preprocessing; TF-IDF; WeTV

Abstract—Online streaming applications are activities for watching movies that are very popular with the public, one of which is WeTV. WeTV is an online streaming that is used by the public as a medium of entertainment. The WeTV application has a rating of 4 out of 256 thousand reviews written by its users. The collection of reviews in the form of text can be collected and classified into negative responses, neutral responses, and positive responses. Positive responses are comments that are optimistic or supportive. Negative responses are comments on phrases or cases that do not support statements about related cases. Neutral responses are comments that are difficult to understand between negative or positive in nature to provide suggestions, sentences that have reviews from application users can be positive, negative and neutral, the data will go through a classification process using the K-Nearst Neighbor method. In this study, 12,000 reviews were used from the playstore. The research used the preprocessing stage, namely cleaning, case folding, tokenizing, normalization, stopword removal and steaming then to the TF-IDF stage and the final results will be tested with a confusion matrix using the Python programming language. The highest accuracy results from the testing process with a value of $K=3$ in the dataset model 90% training data and 10% test data obtain an accuracy of 0.70%, precision 0.76%, recall 0.69%, f1-score 0.72%. Based on the results of the research that the K-Nearest Neighbor method is good in the process of identifying negative responses on WeTV.

Keywords: Confusion Matrix; KNN; Preprocessing; TF-IDF; WeTV

1. PENDAHULUAN

Aplikasi streaming online digunakan sebagai media hiburan yang digemari oleh masyarakat berdasarkan asosiasi penyelenggara jasa internet Indonesia periode 2022-2023 terdapat 215,63 juta orang. Angka meningkat 2,67% dibandingkan dengan periode sebelumnya yang berjumlah 210,03 juta orang [1] Aplikasi streaming online digunakan untuk menonton yang membuat pengguna tidak merasa bosan, salah satu aplikasinya adalah WeTV. WeTV adalah aplikasi layanan yang dikembangkan oleh perusahaan teknologi global yang berada di China. WeTV bersaing dengan aplikasi layanan streaming online lainnya. Tahun 2020, WeTV bekerja sama dengan organisasi kreasi Indonesia dengan film seperti My Speaker My Significant Other dan Impeccable the Series yang mendapat respon positif dari pengguna WeTV[2]

Selain film dan acara televisi Asia, WeTV memiliki reality show dan variety show. Setiap pengguna WeTV bebas menonton berbagai macam film dan berhak memberikan ulasan tanpa ada batasan[3] Berbagai macam komentar sangat berpengaruh bagi pihak WeTV berupa komentar negatif, positif, dan netral. Tanggapan dari pengguna WeTV digunakan sebagai perbaikan bagi perusahaan aplikasi WeTV sehingga dapat membuat aplikasi menjadi lebih baik. Semakin banyak pengguna yang menggunakan aplikasi WeTV, maka semakin tinggi rating aplikasi tersebut [4]. Namun, karena banyaknya ulasan pengguna, sulit bagi pihak WeTV untuk membaca dan menganalisisnya secara manual merupakan cara yang tidak efektif, sehingga hal tidak disarankan. Selain itu, ulasan dapat memengaruhi aplikasi WeTV dalam peningkatan pelayanannya.

Dengan menggunakan metode K-Nearst Neighbor, perlu dilakukan analisis sentimen terhadap review aplikasi WeTV untuk mengatasi masalah tersebut [5]. Analisis sentimen menghasilkan sekumpulan data berdasarkan rating dari para pengguna aplikasi, sehingga data digunakan developer dalam mengambil keputusan untuk evaluasi pada aplikasi WeTV untuk mengurangi rating rendah dan mempertahankan penggunanya agar

tidak berpindah ke aplikasi streaming online lain. Penelitian ini mengambil data melalui google playstore dengan sebanyak 12000 data dari bulan Juli 2019- Maret 2023. Ulasan perlu dilakukan klasifikasi meliputi ulasan positif, netral dan ulasan negatif, menggunakan algoritma K-Nearst Neighbor. Berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat dengan objek maka digunakan metode K-Nearst Neighbor untuk mengklasifikasikannya. [6].

Penelitian yang dilakukan oleh (Salwa, 2021), analisis sentimen data ulasan menggunakan algoritma SVM pada aplikasi Iflix berdasarkan data dari 1 Januari 2021 hingga 17 Maret 2021 sebesar 1.134 ulasan Berdasarkan proses klasifikasi dengan menggunakan metode SVM yang dilakukan menunjukkan nilai akurasi tertinggi dimiliki oleh skenario data latih 70 % dan data uji 30 % sebesar 93,45 %. Sedangkan hasil confusion matrix adalah kemampuan prediksi kelas positif yang tepat benar adalah 145 ulasan dan kemampuan prediksi kelas negatif yang tepat benar adalah 653 ulasan. Sedangkan tingkat kesalahan yang dapat terjadi dalam melakukan prediksi kelas positif (false negative) sebesar 60 ulasan dan tingkat kesalahan 76 yang dapat terjadi dalam melakukan prediksi kelas negatif (false positive) sebesar 17 ulasan [7]

Berdasarkan penelitian sebelumnya (Sri Rahayu, 2022), penerapan metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk analisis sentimen kepuasan pengguna pada aplikasi flip financial technology berdasarkan data yang digunakan dalam riset yang berasal dari Google Playstore, data 11.002 merupakan review tanggal 4-10 September 2021, terdapat 9.373 data dihasilkan selama tahap preprocessing, dan tahap pelabelan menghasilkan 6.343 komentar positif, 1.247 komentar netral, dan 1.783 komentar negatif. Algoritma KNN digunakan dalam proses klasifikasi, yang menghasilkan tingkat akurasi 76,68 persen, tingkat penarikan 86,92 persen untuk ulasan positif, 46,92 persen untuk ulasan negatif, dan 67,23 persen untuk ulasan netral. Kelas presisi untuk review negatif sebesar 65,46 persen, sedangkan kelas presisi untuk review netral sebesar 57,45 persen. Data kelas dengan review paling positif memiliki nilai presisi sebesar 82,67 persen. nilai tekanan 70,97 persen dan spesifisitas 96,60 persen. Temuan penelitian ini mengarahkan para peneliti pada kesimpulan bahwa proporsi data yang benar yang berisi ulasan positif lebih tinggi daripada keseluruhan data yang diperkirakan berisi. Nilai recall sebesar 86,92 persen menunjukkan bahwa proporsi data yang diprediksi berisi review positif juga tinggi dibandingkan dengan jumlah total data yang berisi review positif.[8]

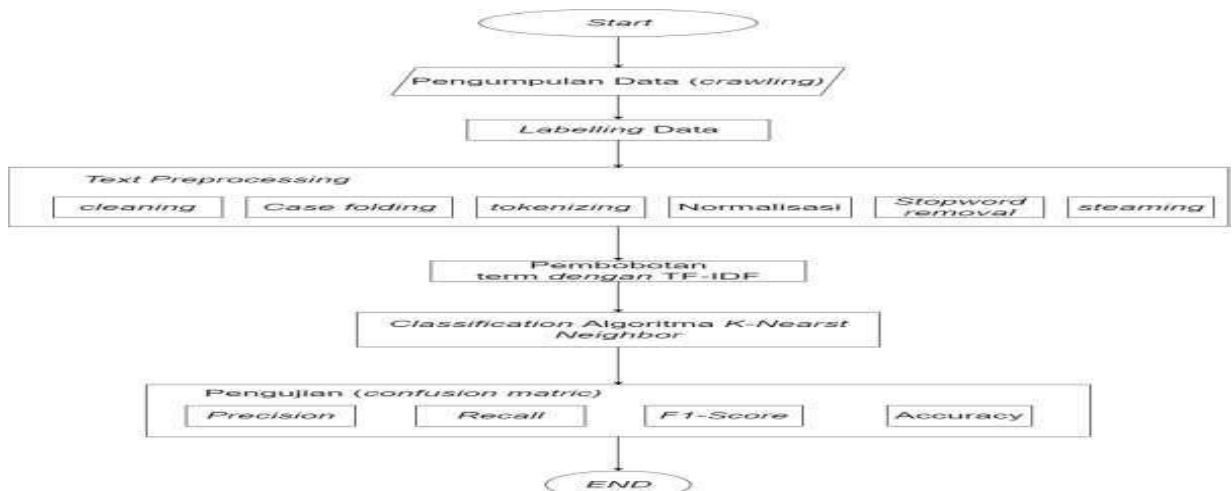
Perbandingan Naive Bayes, SVM, dan KNN untuk sentimen gadget berdasarkan aspek dilakukan oleh Jessica pada tahun 2021. Menurut temuan penelitian dan pengujian yang dilakukan pada komentar Gadget flip Samsung Galaxy Z di YouTube, banyak pengguna memiliki pendapat positif tentang desain sementara yang lain memiliki pendapat negatif tentang harga, spesifikasi, dan citra merek. Model klasifikasi SVM mencapai hasil terbaik jika dibandingkan dengan metode Naive Bayes, SVM, dan KNN. Dari keempat aspek yang meliputi aspek desain (94,40 persen), aspek harga (97,44 persen), aspek spesifikasi (96,22 persen), dan aspek citra merek (97,63 persen), akurasi SVM adalah 96,43%. [9]

Aplikasi WeTV memiliki ulasan positif, netral, dan negatif yang digunakan untuk mengevaluasi suatu produk untuk peningkatan kualitas. [10]. Untuk situasi ini, pemeriksaan opini dapat diterapkan pada aplikasi survei yang tersedia di Google Play Store. Jenis sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah yang membedakannya dengan penelitian sebelumnya. Metode K-Nearst Neighbor (KNN) digunakan dalam penelitian ini, dan datanya berasal dari data review aplikasi WeTV yang tersedia di Google Play Store dari Juli 2019 hingga Maret 2023.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian



Berikut penjelasan dari gambar 1:

- Data berasal dari review ulasan aplikasi WeTV pada Google Play Store pengumpulan data dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan web scrapping. Data yang dihasilkan sebanyak 12000 data yang diambil dari Juli 2019- Maret 2023. Data yang terkumpul dibagi menjadi 3 kelas sentimen, yaitu positif, netral dan negatif.
- Proses preprocessing yaitu tahap pengolahan data untuk mempermudah proses klasifikasi yang terdiri dari cleaning, case folding, tokenizing, normalisasi, stopword removal, dan stemming.
- Pembobotan kata TF-IDF untuk pembobotan jumlah frekuensi kata yang digunakan pada proses klasifikasi.
- Metode K-Nearest Neighbor digunakan sebagai klasifikasi data untuk mendapatkan analisis opini. Pada banyaknya jumlah data digunakan sebagai uji model yang diperoleh data training.
- Untuk mengetahui kinerja metode dilakukan evaluasi untuk nilai akurasi dengan menggunakan confusion matrix

2.3 Pembobotan Kata TF-IDF

Salah satu teknik pembobotan jumlah frekuensi kata adalah pembobotan kata. Menurut Robertson bahwa metode TF-IDF digunakan untuk proses pembobotan kata karena efektif dan akurat. Teknik pembobotan data yang dapat digunakan, antara lain Jumlah dokumen yang mengandung term tertentu disebut dengan document frequency (DF), Salah satu metode untuk menentukan bobot setiap term dalam teks adalah term frequency (TF), dan inverse document frequency (idf) yaitu suatu metode untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu term di seluruh kumpulan teks. Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan untuk menghitung bobot dengan mengintegrasikan term frequency (TF) dan inverse document frequency (IDF) [11] Teknik ini memiliki nilai signifikan yang relatif terhadap waktu kemunculannya dalam teks. Selain itu, frekuensi dokumen terbalik (IDF) adalah metode untuk menghitung berapa kali suatu istilah muncul di semua koleksi teks. Rumus perhitungan TF-IDF [12] :

$$w_{ij} = tf(i, j) \times idf \tag{1}$$

Rumus mencari nilai idf sebagai berikut:

$$idf = \log \frac{n}{df_i} \tag{2}$$

Keterangan:

- W(i,j) : bobot dalam dokumen j
- Tf(i, j) :frekuensi kemunculan term i dalam dokumen j
- Idf :nilai idf dari kata i
- N : jumlah semua dokumen
- DF : Jumlah dokumen yang mengandung kata i

2.3 Klasifikasi

Pada machine learning klasifikasi termasuk supervised learning [13]. Pada bidang kecerdasan buatan, machine learning adalah studi tentang metode yang dapat diprogram dan dipelajari dari data sebelumnya [14]. Pada setiap kelas yang telah ditentukan, supervised learning adalah proses membandingkan data baru dengan data yang sudah ada [15]. Berdasarkan data training dan jarak terdekat objek, klasifikasi K-Nearest Neighbor digunakan untuk mengklasifikasikan objek. Saat menentukan label prediktif untuk data uji, jumlah tetangga terdekat dinyatakan dengan nilai K. Jarak K tetangga terdekat pada jarak K tetangga terdekat yang dipilih. Pada data uji, label prediksi kelas diberikan kepada kelas dengan voting terbanyak [16] Tujuan algoritma ini adalah menggunakan atribut dan sampel pelatihan untuk mengklasifikasikan objek baru. Klasifikasi yang digunakan sebagai nilai prediksi dari sebuah query instance baru yaitu algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Tujuan dari algoritma ini untuk mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan atribut dan training sample [17]. Jarak euclidean (Euclidean Distance) biasanya digunakan untuk menentukan apakah tetangga dekat atau jauh. Jarak euclidean digunakan untuk menghitung jarak ukuran untuk menentukan seberapa dekat dua benda satu sama lain[18] Berikut rumus dari jarak euclidean.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^r (x_k - y_k)^2} \tag{3}$$

Metode K-Nearest Neighbor dapat dihitung dengan cara berikut [19] :

- Tentukan K
- Gabungkan semua data pelatihan untuk menentukan jarak data baru. Jarak dihitung menggunakan jarak Euclidean
- Urutkan jarak dari yang terdekat
- Periksa kelas K tetangga terdekat
- Data kelas baru = mayoritas kelas K tetangga terdekat menentukan K parameter.

2.3 Pengujian

Pengukuran klasifikasi menggunakan Confusion Matrix. Dalam bidang data mining, akurasi ditentukan dengan menghitung jumlah prediksi benar dan salah yang dibuat dengan metode klasifikasi baik menggunakan data aktual maupun data prediksi [20]. Confusion matrix adalah tabel yang menghasilkan hasil klasifikasi terhadap masalah biner (tiga kelas) [21].

Tabel 1. Confusion Matrix

	Kelas Hasil Prediksi			
	Positif	Netral	Negatif	
Actual Class	Positif	True Positif	False Positif	False Positif Negatif
	Netral	False Netral Positif	False Netral Negatif	False Positif Negatif True Netral
	Negatif	False Negatif Positif	True Negatif	False Negatif Netral

Akurasi, recall, dan precision merupakan hasil output perhitungan confusion matrix

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP+TN)}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{4}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \tag{5}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{6}$$

Keterangan:

- TP : True Positif
- TN : True Negatif
- FP : False Positif
- FN : False Negatif

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Proses dalam mengumpulkan data dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan web scrapping. Dari Juli 2019 hingga Maret 2023, terkumpul sebanyak 12000 data. Data yang terkumpul dibagi menjadi 3 kelas sentimen, yaitu positif, netral dan negatif. Hasil pengumpulan data dalam format csv terdapat pada gambar 2:

8504	Rada nyesel beli vip wetv. Niatnya beli vip buat ngikutin she and her perfect husband. Tapi kemaren hari senin tanggal 6 desember gk updet. Jadwalnya vip kan senin sampai k	Negatif
8505	Kenapa wetv tidak bisa di instal... Sudah beberapa kali percobaan,tetap tidak bisa...	Netral
8506	GA BAKAL DOWNLOAD APK INI LAGI!!! buat kalian yg lagi LANGGANAN trs kalo mau batalin jgn lupa di cek" lagi. kalo engga dia tetep LANGGANAN dan bakal motong saldo ki	Negatif
8507	We TV ini knp y masa mau daftar VIP aja transaksi byr ny ko gbs2 gagal trs pdhl saldo udh saya isi loh ampun	Netral
8508	Udahhh baguuuus ,gak bayar lagi!!! Liat imperfect seruuu Dann kocakkk	Positif
8509	Uda download trs mau bayar gagal terus padahal slido shopeepay juga ada	Negatif
8510	Sudah pakai vip tapi gak bisa dibuat nonton	Negatif
8511	Mau langganan VIP tapi pas bayar gak bisa terus. Error padahal saldo mencukupi. Tolong dong.....	Negatif
8512	Saya berlangganan VIP dengan masa pembayaran sampai tgl 21 Desember 2022. Tapi di tanggal 03 Desember 2022, saya tidak bisa lagi mengakses VIP dan muncul notifikasi	Netral
8513	Pihak WeTV tolong di perbaiki kinerja sistem nya.. saya udah bayar vip dn pembayaran telah berhasil tpi di aplikasi wetv belum gabung di vip.	Netral
8514	Mau beli VIP selalu gagal ntah apa yg salah, sudah ganti metode pembayaran ttp saja suruh top up dll, padahal sudah ada isinya..	Negatif
8515	Ini udah berlangganan tp masih ga bisa nnton mksd nya gmna sih? Percuma dong gw langganan	Negatif
8516	Kenapa she and heran perfect husband tidak update???? 8Y~8Y~8Y~8Y~	Netral
8517	Tidak sprti wetv sbimnya sbim saya update . Yg skrg malah gak jelas apnya , masa udh login...bgtu kluar dri app pas mau nnton lagi gbisa hrus login ulang . Gitu gbisa login kri	Negatif
8518	Ga sesuai jadwal update filminya padahal berbayar 8Y~...	Negatif
8519	Baru mau coba Mudah2an cocok	Negatif
8520	parag ngebug terus.. Udah vip tetap aja perbaiki dong	Negatif
8521	Coba jelaskan kenapa setiap saya download film/video dalam aplikasi wetv tetep tidak bisa di download?.. padahal jaringan internet lancar tetapi tetap saja tidak bisa di dowr	Netral
8522	Ada in admin...knpa smakin buruk pelayanan kmu	Negatif

Gambar 2. Pengumpulan Data

3.2 Pelabelan Data

Pelabelan data ulasan WeTV dilakukan secara manual sehingga dapat menentukan kelas dari pelabelan data yang terdiri dari kelas sentimen positif, netral dan negatif. Berikut contoh ulasan data WeTV pada tabel 2:

Tabel 2. Contoh Data Ulasan WeTV

Teks	Label
Sangat membantu apalikasinya.....	Positif
Iklan...Tolong di tiadakan	Netral
Gak bisa di buka, aplikasi jelek	Negatif

3.3 Text Preprocessing

Tahap pengolahan data adalah text preprocessing. Sebelum digunakan untuk melatih model, data yang diberi label harus menjalani langkah-langkah preprocessing data [22]. Preprocessing data meliputi case folding, cleaning, tokenizing, normalisasi, stopword removal, dan steaming [23]. Tahapan preprocessing terdiri dari:



3.3.1 Cleaning Data

Pada tahap ini, membersihkan data dalam informasi seperti URL, tagar, pemberitahuan, dan emoji seperti kata “cukup baik dan memuaskan..☺” menjadi “cukup baik dan memuaskan”. Hasil proses cleaning terdapat pada tabel 3 sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Proses Cleaning

Sebelum	Sesudah
Sangat membantu aplikasinya.....	Sangat membantu aplikasinya
Iklan... Tolong di tiadakan	Iklan Tolong di tiadakan
Gak bisa di buka aplikasi jelek	Gak bisa di buka aplikasi jelek

3.3.2 Case Folding

Tahap untuk mengubah huruf besar dalam dokumen, seperti kata “Cukup baik”menjadi “cukup baik”. Hasil proses case folding terdapat pada tabel 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Hasil Proses Case Folding

Sebelum	Sesudah
Sangat membantu aplikasinya	sangat membantu aplikasinya
Iklan Tolong di tiadakan	iklan tolong di tiadakan
Gak bisa di buka aplikasi jelek	gak bisa di buka aplikasi jelek

3.3.3 Tokenizing

Pada tahap ini, dilakukan pemisahan setiap kata yang terdapat dalam dokumen. Hasil proses tokenizing terdapat pada tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil Proses Tokenizing

Sebelum	Sesudah
sangat membantu aplikasinya	['sangat', 'membantu', 'aplikasinya']
iklan tolong di tiadakan	['iklan', 'tolong', 'di', 'tiadakan']
gak bisa di buka aplikasi jelek	['gak', 'bisa', 'di', 'buka', 'aplikasi', 'jelek']

3.3.4 Normalisasi

Proses pengubahan kata-kata yang salah eja atau tidak baku menjadi bahasa baku, seperti kata “tiadakan” menjadi “hapus”. Hasil proses normalisasi terdapat pada tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Proses Normalisasi

Sebelum	Sesudah
Sangat	sangat
Membantu	membantu
aplikasinya	aplikasinya
iklan	iklan
tolong	tolong
tiadakan	hapus
gak	tidak
bisa	bisa
di	di
buka	buka
jelek	jelek

3.3.5 Stopword Removal

Tahap ini, menghapus kata-kata yang tidak perlu digunakan harus dihapus, seperti "di", "ke", dan "dari". Hasil proses stopword removal terdapat pada tabel 7 sebagai berikut:

Tabel 7. Hasil Proses Stopword Removal

Sebelum	Sesudah
['sangat', 'membantu', 'aplikasinya']	['sangat', 'membantu', 'aplikasi']
['sering', 'iklan', 'tolong', 'di', 'tiadakan']	['sering', 'iklan', 'tolong', 'hapus']
['tidak', 'bisa', 'di', 'buka', 'aplikasi', 'jelek']	['tidak', 'bisa', 'buka', 'aplikasi', 'jelek']

3.3.6 Stemming

Pada tahap ini semua kata mengalami transformasi menjadi bentuk dasarnya pada tahap ini, seperti kata “membantu” jadi “bantu”. Hasil proses stemming terdapat pada tabel 8 sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil Proses Stemming

Sebelum	Sesudah
sangat mem bantu aplikasi nya	sangat bantu aplikasi
iklan tolong hapus	iklan tolong hapus
tidak bisa buka aplikasi jelek	tidak bisa buka aplikasi jelek

3.4 Tahap TF-IDF

Tahap TF-IDF berfungsi untuk menghitung bobot pada setiap kata atau term yang digunakan, dan juga untuk menghasilkan nilai dari term yang sudah diekstrak sebelumnya. Menurut Robertson bahwa metode TF-IDF digunakan untuk proses pembobotan kata karena efektif dan akurat. Hasil dari TF-IDF terdapat pada gambar 3 sebagai berikut:

	TF-IDF	TF
solusi	0.625442	105
error	0.554507	233
download	0.355026	1652
film	0.301003	2760
tolong	0.291030	2454
panggil	0.000000	2
pandemi	0.000000	18
pandemik	0.000000	1
pandu	0.000000	1
pangan	0.000000	1

Gambar 3. TF-IDF

3.5 Klasifikasi

Algoritma K-Nearest Neighbor digunakan untuk analisis sentimen data tahapan TF-IDF yang telah diubah menjadi vektor bobot hasil. Pada tahap ini, jarak ke tetangga terdekat dihitung menggunakan konsep algoritma KNN, analisa dari metode klasifikasi yang telah diperoleh data latih. Nilai k yang digunakan dalam proses perhitungan yaitu 3. Terdapat 4 skenario yaitu 60% data latih dan 40% data uji skenario pertama, 70% data latih dan 30% data uji skenario ketiga, 80% data latih dan 20% data uji skenario ketiga, serta 90% data latih dan 10% data uji skenario keempat. Pengujian yang dilakukan dengan algoritma KNN menghasilkan hasil terdapat pada tabel 9 sebagai berikut:

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Pada KNN

Skenario	K	Accuracy
60:40	3	0,63%
70:30	3	0,66%
80:20	3	0,68%
90:10	3	0,70%

Tabel diatas menjelaskan bahwa hasil terbaik pada model KNN yang menggunakan skenario 90:10 dengan nilai K=3 nilai akurasi sebesar 0,70%.

3.6 Pengujian

Pengujian menggunakan confusion matrix yang berguna dalam pengecekan dan melihat hasil prediksi algoritma klasifikasi yaitu KNN. Untuk hasil penerapan confusion matrix dilakukan empat skenario yang menampilkan nilai accuracy, precision, recall, dan f1-score sebagai berikut:

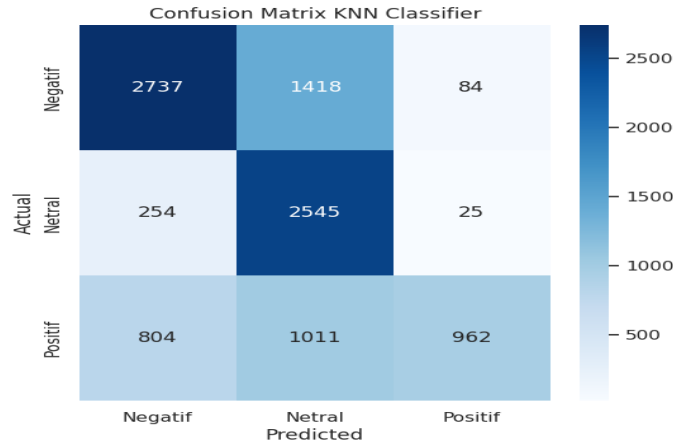
a. Skenario Pertama

Hasil dari skenario pertama yaitu 60% data latih dan 40% data uji terdapat pada gambar 4:

```
# bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 6:4
```

```
Hasil Nilai X Train : (14760, 9930)
Hasil Nilai X Test : (9840, 9930)
Hasil Nilai Y Train : (14760,)
Hasil Nilai Y Test : (9840,)
```

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.72	0.65	0.68	4239
0	0.51	0.90	0.65	2824
1	0.90	0.35	0.50	2777
accuracy			0.63	9840
macro avg	0.71	0.63	0.61	9840
weighted avg	0.71	0.63	0.62	9840



Gambar 4. Hasil Confusion Matrix Skenario Pertama

Skenario pertama pada gambar 4. dengan pembagian data latih sebanyak 60% dan 40% data uji menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,63%, precision 0,72%, recall 0,65%, dan f1-score 0,68%. Hasil prediksi untuk setia kelas sentimen negative true positive (diprediksi benar) sebesar 2373 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 1502 data. Untuk kelas netral true positive (diprediksi benar) sebesar 2545 data sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 279 data. Untuk kelas positif true positif (diprediksi benar) sebesar 1011 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 1766 data.

b. Skenario kedua

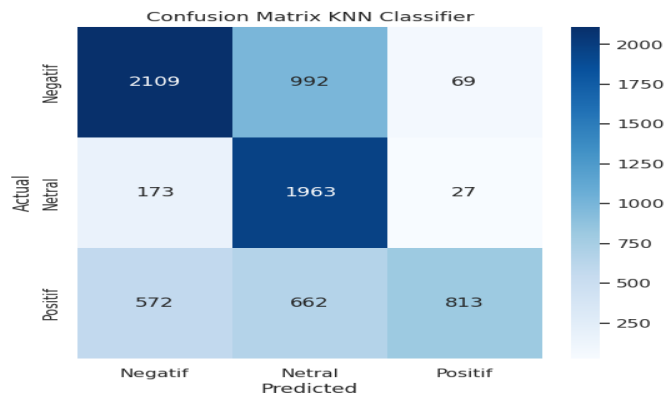
Hasil dari skenario kedua yaitu 70% data latih dan 30% data uji terdapat pada gambar 5:

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 7:3

```

Hasil Nilai X Train : (17220, 9930)
Hasil Nilai X Test  : (7380, 9930)
Hasil Nilai Y Train : (17220,)
Hasil Nilai Y Test  : (7380,)
    
```

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.74	0.67	0.70	3170
0	0.54	0.91	0.68	2163
1	0.89	0.40	0.55	2047
accuracy			0.66	7380
macro avg	0.73	0.66	0.64	7380
weighted avg	0.72	0.66	0.65	7380



Gambar 5. Confusion Matrix Skenario Kedua

Skenario kedua pada gambar 5. dengan pembagian data latih sebanyak 70% dan 30% data uji menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,66%, precision 0,74%, recall 0,67%, dan f1-score 0,70%. Hasil prediksi untuk setiap

kelas sentimen negative true positive (diprediksi benar) 2109 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 1061 data. Untuk kelas netral true positive (diprediksi benar) sebesar 1963 data sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 200 data. Untuk kelas positif true positif (diprediksi benar) sebesar 813 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 1234 data.

c. Skenario ketiga

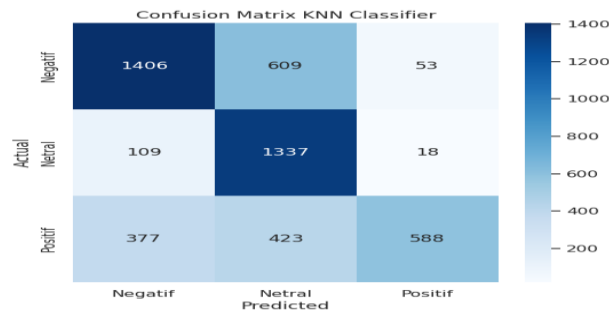
Hasil dari skenario ketiga yaitu 80% data latih dan 20% data uji terdapat pada gambar 6:

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 8:2

```

Hasil Nilai X Train : (19680, 9930)
Hasil Nilai X Test  : (4920, 9930)
Hasil Nilai Y Train : (19680,)
Hasil Nilai Y Test  : (4920,)
  
```

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.74	0.68	0.71	2068
0	0.56	0.91	0.70	1464
1	0.89	0.42	0.57	1388
accuracy			0.68	4920
macro avg	0.73	0.67	0.66	4920
weighted avg	0.73	0.68	0.67	4920



Gambar 6. Confusion Matrix Skenario Ketiga

Skenario ketiga pada gambar 6. dengan pembagian data latih sebanyak 80% dan 20% data uji menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,68%, precision 0,74%, recall 0,68%, dan f1-score 0,71%. Hasil prediksi untuk setiap kelas sentimen negative true positive (diprediksi benar) 1406 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 662 data. Untuk kelas netral true positive (diprediksi benar) sebesar 1337 data sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 127 data. Untuk kelas positif true positif (diprediksi benar) sebesar 588 data, sedangkan true negative (diprediksi salah) sebesar 804 data.

d. Skenario keempat

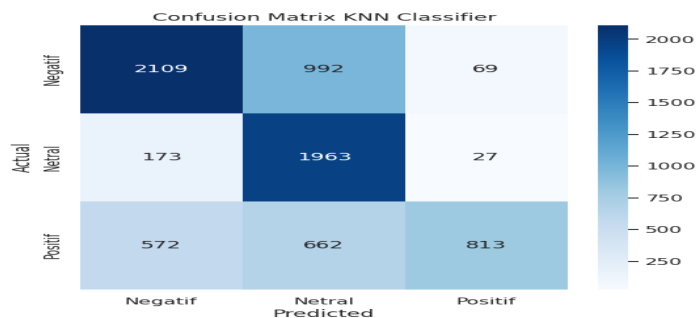
Hasil dari skenario keempat yaitu 90% data latih dan 10% data uji terdapat pada gambar berikut:

bagi data menjadi data uji dan data latih dengan rasio 9:1

```

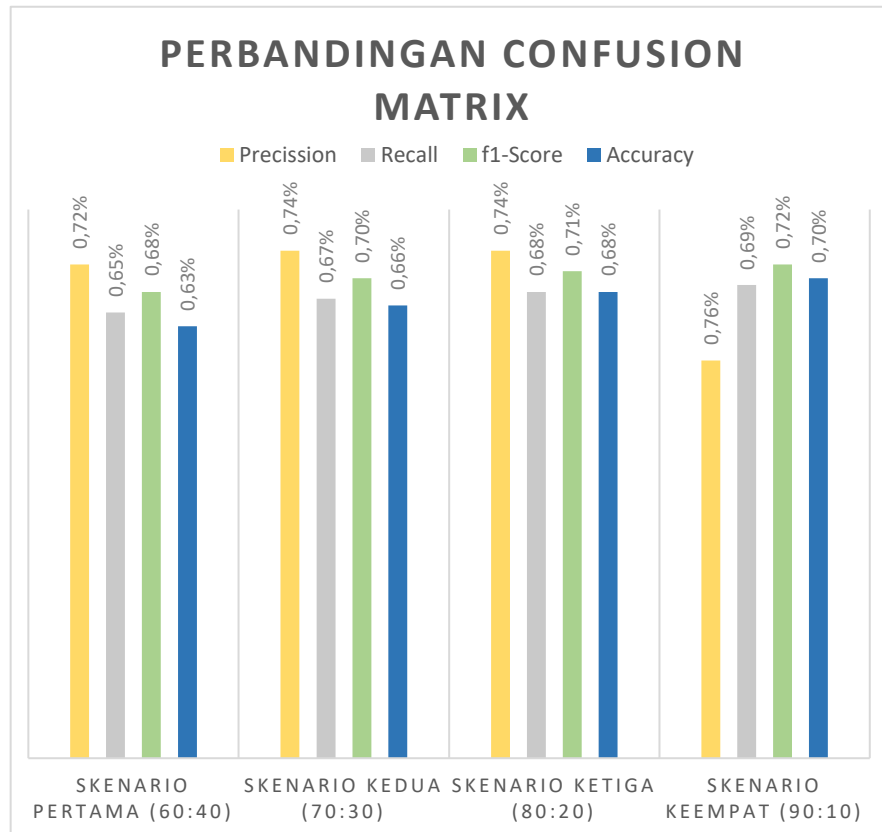
Hasil Nilai X Train : (22140, 9930)
Hasil Nilai X Test  : (2460, 9930)
Hasil Nilai Y Train : (22140,)
Hasil Nilai Y Test  : (2460,)
  
```

	precision	recall	f1-score	support
-1	0.76	0.69	0.72	1015
0	0.58	0.93	0.72	745
1	0.92	0.46	0.61	700
accuracy			0.70	2460
macro avg	0.75	0.69	0.68	2460
weighted avg	0.75	0.70	0.69	2460



Gambar 7. Confusion Matrix Skenario Keempat

Skenario keempat pada gambar 7. dengan pembagian data latih sebanyak 90% dan 10% data uji menghasilkan nilai accuracy sebesar 0,70%, precission 0,76%, recall 0,69%, dan f1-score 0,72%. Hasil kelas sentimen negatif sebesar 2109 data, 992 data negatif diprediksi sebagai netral, dan 69 data negatif diprediksi sebagai positif. Hasil kelas sentimen netral sebesar 1963 data, 173 data netral diprediksi sebagai negatif, dan 27 data netral sebagai positif. Hasil kelas sentimen positif 813 data, 572 data positif diprediksi sebagai negatif, dan 662 data positif diprediksi sebagai netral. Hasil grafik perbandingan confusion matrix terdapat pada gambar 8 sebagai berikut:



Gambar 8. Grafik Perbandingan Skenario Confusion Matrix

Berdasarkan gambar 8 bahwa diagram perbandingan dari hasil perhitungan confusion matrix dari empat skenario disimpulkan bahwa proses klasifikasi menggunakan algoritma KNN yang menggunakan nilai K=3, mendapatkan hasil akurasi 70% untuk keempat skenario yang telah dijalankan. Skenario dengan performasi model tertinggi didapatkan oleh 2 skenario, pertama skenario keempat dengan accuracy 0,70%, precission 0,76%, recall 0,69%, dan f1-score 0,72%. Kedua yang tertinggi pada skenario ketiga dengan accuracy 0,68%, precission 0,74%, recall 0,68% dan f1-score 0,71%. Skenario yang memiliki akurasi terendah pada skenario kedua dengan accuracy 0,66%, precission 0,74%, recall 0,67% dan f1-score 0,70%. Kedua yang terendah pada skenario pertama dengan accuray 0,63%, precission 0,72%, recall 0,65% dan f1-score 0,68%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian menggunakan algoritma K-Nearst Neighbor dalam melakukan klasifikasi sentimen data review pengguna WeTV menghasilkan akurasi baik. Skenario dengan model tertinggi didapatkan oleh 2 skenario dengan nilai k=3, yang pertama skenario keempat, pertama skenario keempat dengan accuracy 0,70%, precission 0,76%, recall 0,69%, dan f1-score 0,72%. Kedua yang tertinggi pada skenario ketiga dengan accuracy 0,68%, precission 0,74%, recall 0,68% dan f1-score 0,71%. Skenario yang memiliki akurasi terendah pada skenario kedua dengan accuracy 0,66%, precission 0,74%, recall 0,67% dan f1-score 0,70%. Kedua yang terendah pada skenario pertama dengan accuray 0,63%, precission 0,72%, recall 0,65% dan f1-score 0,68%. Hasil klasifikasi berdasarkan dari kepuasan dan keluhan yang dihadapi oleh pengguna Aplikasi WeTV. Sentimen negatif dari ulasan aplikasi ini berasal dari keluhan pengguna. Ketika menggunakan aplikasi ini, banyak sekali iklan dan ketentuan VIP berbayar yang membuat merasa mendapatkan layanan yang kurang. Terkadang pengguna ingin menginstal dan menggunakan aplikasi, tetapi mengalami kesulitan karena tidak memahami sesuatu. Oleh karena itu, saran untuk developer aplikasi WeTV agar dapat meningkatkan pelayanan untuk menjadi lebih baik dikalangan pengguna WeTV supaya tidak beralih ke platform streaming online lain.



REFERENCES

- [1] S. Sarnita, “APJII: Pengguna Internet Indonesia 215,63 Juta pada 2022-2023.” <https://dataindonesia.id/>
<https://dataindonesia.id/digital/detail/apjii-pengguna-internet-indonesia-21563-juta-pada-20222023> (accessed Mar. 20, 2023).
- [2] K. Sistem, D. Produk, and P. Musyarakah, “Fakultas ekonomi dan bisnis islam,” vol. 5, no. 0355, pp. 18–20, 2014.
- [3] U. Kulsum, M. Jajuli, and N. Sulistiyowati, “Analisis Sentimen Aplikasi WETV di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 205–212, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4802.
- [4] F. F. Irfani, “Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *JBMI (Jurnal Bisnis, Manajemen, dan Inform.)*, vol. 16, no. 3, pp. 258–266, 2020, doi: 10.26487/jbmi.v16i3.8607.
- [5] A. D. Adhi Putra, “Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [6] M. M. Baharuddin, H. Azis, and T. Hasanuddin, “Analisis Performa Metode K-Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Jenis Kaca,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 11, no. 3, pp. 269–274, 2019, doi: 10.33096/ilkom.v11i3.489.269-274.
- [7] S. Kamilia, “Analisis Sentimen Data Ulasan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Studi Kasus: Aplikasi Iffix),” Universitas Islam Indonesia Yogyakarta, 2021.
- [8] S. Rahayu, Y. MZ, J. E. Bororing, and R. Hadiyat, “Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi Teknologi Finansial FLIP,” *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 98–106, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5433.
- [9] J. W. Iskandar and Y. Nataliani, “Perbandingan Naïve Bayes, SVM, dan k-NN untuk Analisis Sentimen Gadget Berbasis Aspek,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1120–1126, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3588.
- [10] M. S. Alrajak, I. Ernawati, and I. Nurlaili, “Analisis Sentimen Terhadap Pelayanan PT PLN di Jakarta pada Twitter dengan Algoritma K- Nearest Neighbor (K-NN),” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, vol. 1, no. 2, pp. 110–122, 2020.
- [11] A. A. Puspitasari, E. Santoso, and Indriati, “Klasifikasi Dokumen Tumbuhan Obat Menggunakan Metode Improved k-Nearest Neighbor,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 486–492, 2018.
- [12] Y. D. Pramudita, S. S. Putro, and N. Makmud, “Klasifikasi Berita Olahraga Menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Enhanced Confix Stripping Stemmer,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 3, p. 269, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201853810.
- [13] M. Mihuandayani, E. Feriyanto, S. Syarham, and K. Kusriani, “Opinion Mining Pada Komentar Twitter E-Ktp Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *Semnasteknomedia Online*, vol. 6, no. 1, pp. 1–2–25, 2018, [Online]. Available: <https://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/view/2052>
- [14] I. Iwandini, A. Triyudi, and G. Soepriyono, “Analisa Sentimen Pengguna Transportasi Jakarta Terhadap Transjakarta Menggunakan Metode Naives Bayes dan K-Nearest Neighbor,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 543–550, 2023, doi: 10.47065/josh.v4i2.2937.
- [15] A. P. N. April Lia Hananto, Bayu Priyatna, Agustia Hananto, *Data Mining: Penerapan Algoritma (SVM, Naïve Bayes, K-NN) Dan Implementasi Menggunakan Rapid Miner*. Bandung- Jawa Barat: CV. Media Sains Indonesia, 2023.
- [16] R. Puspita and A. Widodo, “Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 646, 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.7622.
- [17] A. Y. Permana and H. Noviyani, “Komparasi Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Dalam Melihat Analisis Sentimen Terhadap Vaksinasi Covid-19,” *Pros. SAINTEK*, vol. 1, no. 1, pp. 128–134, 2022.
- [18] M. A. Ferdina Kusumah, Nurjaidin, *ANALISIS SISTEM PENDETEKSI WAJAH PADA GAMBAR DENGAN METODE K-NEAREST NEIGHBOR*. Tangerang Selatan: Pascal Books, 2021. doi: 978-623-5312-17-0.
- [19] S. Martha and E. Sulistianingsih INTISARI, “K Nearest Neighbor Dalam Imputasi Missing Data,” *Bul. Ilm. Math. Stat. dan Ter.*, vol. 07, no. 1, pp. 9–14, 2018, [Online]. Available: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datas/Iris>.
- [20] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, [Online]. Available: <http://ejurnal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/view/369>
- [21] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, “Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 820–826, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3146.
- [22] A. J. Putra, “Implementasi Metode Support Vector Machine Dalam Analisis Sentimen Pada Data Ulasan Twitter Vaksin Covid-19,” *Dsp. Repos.*, 2021, [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/34613%0Ahttps://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/34613/17522246%0AAndika%0AJulianto%0APutra.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [23] M. Furqan, S. Sriani, and S. M. Sari, “Analisis Sentimen Menggunakan K-Nearest Neighbor Terhadap New Normal Masa Covid-19 Di Indonesia,” *Techno.Com*, vol. 21, no. 1, pp. 51–60, 2022, doi: 10.33633/tc.v21i1.5446.