

KLASIFIKASI UJARAN KEBENCIAN TERHADAP AGENSI NIJISANJI MENGUNAKAN ALGORITMA *LOGISTIC REGRESSION* PADA *TWEET* BERBAHASA INGGRIS

Rizky Muhammad Anwar^{1*}, Dolly Virgianshaka Yudha Sakti²

^{1,2}Teknik Informatika, Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1*}2011500630@student.budiluhur.ac.id, ² dolly.virgianshaka@budiluhur.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak -Twitter adalah platform populer untuk berekspresi namun sering kali digunakan untuk menyebarkan ujaran kebencian. Agensi *virtual* Nijisanji, yang menaungi *VTuber* (*Virtual YouTuber*), sering menjadi target serangan verbal di platform ini. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi teks menggunakan algoritma *Logistic Regression* guna mendeteksi ujaran kebencian terhadap Nijisanji pada *tweet* berbahasa Inggris. Data *tweet* dikumpulkan menggunakan teknik *crawling*, dilabeli secara manual, dan diproses melalui tahap *preprocessing* yang mencakup penghapusan duplikasi, tokenisasi, *stemming*, dan penghapusan *stopwords*. Setelah *preprocessing*, fitur teks diekstraksi menggunakan teknik *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah teks menjadi representasi vektor. Model *Logistic Regression* dilatih menggunakan data yang telah diproses dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini memiliki akurasi 70%, presisi 66% untuk kelas positif, dan mampu mengidentifikasi ujaran kebencian dengan baik, sehingga dapat membantu mengurangi beban manual dalam moderasi konten di media sosial. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam menciptakan lingkungan digital yang lebih aman dan inklusif bagi semua pengguna.

Kata Kunci: Klasifikasi Teks, Ujaran Kebencian, *Logistic Regression*, *Twitter*, *VTuber*, Sentimen Analisis.

CLASSIFICATION OF HATE SPEECH AGAINST NIJISANJI AGENCY USING LOGISTIC REGRESSION ALGORITHM ON ENGLISH- LANGUAGE TWEETS

Abstract-Twitter is a popular platform for self-expression but is often used to spread hate speech. The virtual agency Nijisanji, which manages *VTubers* (*Virtual YouTubers*), frequently becomes a target of verbal attacks on this platform. This research aims to develop a text classification model using the *Logistic Regression* algorithm to detect hate speech against Nijisanji in English-language tweets. Tweets were collected using *crawling* techniques, manually labeled, and processed through *preprocessing* steps including duplicate removal, tokenization, *stemming*, and *stopwords* removal. After *preprocessing*, text features were extracted using *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) techniques to convert the text into vector representations. The *Logistic Regression* model was trained using the processed data and evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The study results showed that the model achieved 70% accuracy, with 66% precision for the positive class, and was effective in identifying hate speech, thereby helping to reduce the manual burden in content moderation on social media. This research is expected to contribute to creating a safer and more inclusive digital environment for all users.

Keywords: Text Classification, Hate Speech, *Logistic Regression*, *Twitter*, *VTuber*, Sentiment Analysis.

1. PENDAHULUAN

Di era digital yang semakin maju, media sosial telah menjadi bagian tak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari masyarakat di seluruh dunia. Salah satu platform yang paling populer adalah *Twitter*, yang dikenal sebagai ruang bagi pengguna untuk mengekspresikan diri, berbagi informasi, dan berinteraksi dengan komunitas global. Dengan karakteristiknya yang memungkinkan penyebaran informasi secara cepat, *Twitter* telah menjadi medium utama bagi masyarakat untuk menyampaikan pendapat tentang berbagai isu, baik pribadi maupun publik. Namun, kemudahan dalam berkomunikasi ini juga menghadirkan tantangan baru, terutama dalam bentuk ujaran kebencian yang semakin marak di dunia maya. Ujaran kebencian ini sering kali mengandung ekspresi yang merendahkan, menghina, atau mengintimidasi individu atau kelompok tertentu, sehingga berdampak negatif pada kehidupan sosial dan psikologis para korbannya.

Dalam konteks ini, salah satu entitas yang sering menjadi target ujaran kebencian adalah Nijisanji, sebuah agensi yang menaungi *VTuber* (*Virtual YouTuber*). *VTuber* adalah karakter digital yang dikendalikan oleh manusia melalui teknologi animasi real-time, dan telah memperoleh popularitas luar biasa di kalangan pengguna internet. Popularitas ini, sayangnya, juga mengundang berbagai bentuk serangan verbal, terutama di platform seperti *Twitter*. Ujaran kebencian yang ditujukan kepada Nijisanji dan para *VTuber* yang dinaunginya tidak hanya merusak reputasi agensi, tetapi juga berdampak pada kesehatan mental para kreator konten di balik persona digital tersebut. Kondisi ini menimbulkan kekhawatiran akan meningkatnya atmosfer negatif di komunitas penggemar, yang pada akhirnya dapat mengganggu harmoni sosial di platform tersebut.

Menghadapi tantangan ini, penting untuk mengembangkan metode yang efektif untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan ujaran kebencian secara otomatis. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan algoritma *Logistic Regression* dalam klasifikasi teks. *Logistic Regression* adalah metode statistik yang digunakan untuk memprediksi probabilitas suatu peristiwa atau kategori berdasarkan serangkaian fitur yang relevan. Dalam konteks klasifikasi teks, algoritma ini dapat digunakan untuk memisahkan teks yang mengandung ujaran kebencian dari teks lainnya, sehingga memungkinkan deteksi otomatis yang lebih cepat dan akurat. *Logistic Regression* dipilih karena kesederhanaannya dalam implementasi serta kemampuannya untuk memberikan hasil yang interpretable, yang memudahkan dalam memahami faktor-faktor yang paling berkontribusi terhadap klasifikasi teks.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi teks menggunakan algoritma *Logistic Regression* guna mendeteksi ujaran kebencian yang ditujukan kepada agensi Nijisanji di *Twitter*. Fokus utama penelitian ini adalah pengumpulan data *tweet* berbahasa *Inggris* yang relevan, pelabelan data tersebut, pengembangan model klasifikasi yang akurat, serta evaluasi kinerja model dalam mendeteksi ujaran kebencian. Dengan model ini, diharapkan dapat dihasilkan solusi teknologi yang mampu mengurangi beban manual dalam moderasi konten di media sosial, sehingga berkontribusi terhadap terciptanya lingkungan digital yang lebih aman, inklusif, dan ramah bagi semua pengguna.

Banyak penelitian yang menggunakan Algoritma *Logistic Regression* salah satunya adalah analisis sentiment evaluasi Pembelajaran tatap muka 100 persen pada pengguna *twitter* oleh Saiful Anwar Assaidi dan Fathkul Amin[1] Metode *Logistic Regression* digunakan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan sentimen terhadap evaluasi Pembelajaran Tatap Muka (PTM) di media sosial *Twitter*. Model classifier menghasilkan output berupa nilai probabilitas antara 0 dan 1, dengan batas keputusan di 0,5; nilai di atas 0,5 diklasifikasikan sebagai positif, sedangkan di bawahnya sebagai negatif. Evaluasi model menggunakan 349 *tweet*, dengan pembagian data *training* dan *testing* 80:20, menunjukkan akurasi sebesar 78,57%, *precision* 76,92%, *recall* 83,3%, dan nilai *F1-Score* sebesar 80%.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Sosial Media *Twitter* (sekarang Namanya X)

Sosial Media X telah menjadi alat komunikasi penting dalam berbagai aspek kehidupan, tidak hanya untuk komunikasi sehari-hari tetapi juga dalam penyebaran informasi penting dan berita. Berkat fleksibilitasnya dalam mengirim pesan pendek dan kemampuannya untuk menyertakan media visual, platform ini memungkinkan pesan seseorang untuk menyebar secara luas dan cepat ke berbagai audiens. Ini memperkuat perannya sebagai saluran komunikasi massa yang efektif dan penting di era digital saat ini, seperti yang dijelaskan oleh [2]

2.2 *Text Mining*

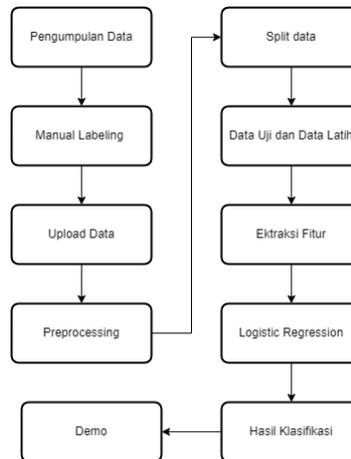
Text mining merupakan tahapan dalam menemukan informasi agar pengguna dapat berinteraksi dengan sekumpulan dokumen dari waktu ke waktu dengan menggunakan seperangkat alat analisis.[3]

2.3 Data Penelitian

Pada Penelitian ini, data yang digunakan bersumber dari media sosial X. Data tersebut dikumpulkan dengan cara *crawling* dengan memanfaatkan program *Tweet-Harvest*. Kata kunci yang digunakan pada proses ini adalah “Nijisanji” dan “Kurosanji”. Proses pengumpulan data dilakukan dalam rentang waktu 4 hari yaitu, pada tanggal 26 Juli 2024 sampai 30 Juli 2024

2.4 Penerapan Metode

Dalam penelitian ini untuk membangun program deteksi ujaran kebencian dengan menggunakan *Logistic Regression*, diperlukan beberapa Langkah. Langkah-langkah tersebut dilakukan untuk menjalankan program dari awal hingga akhir. Berikut Langkah-langkah yang disajikan pada gambar berikut



Gambar 1. Penerapan Metode

a. Crawling Data

Crawler merupakan alat otomatis yang dirancang untuk menjelajahi situs web secara sistematis. Dengan menggunakan algoritma khusus, *crawler* dapat mencari halaman-halaman web yang sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan, seperti alamat *URL* atau kata kunci. Para peneliti sering memilih *Python* sebagai bahasa pemrograman untuk mengembangkan *crawler* yang bertugas mengumpulkan data dari platform media sosial *Twitter*[4] Pada tahap ini, dilakukan dengan memanfaatkan program yang bernama *Tweet-Harvest*

b. Pelabelan Data

Pelabelan pada penelitian ini dibagi menjadi tiga yaitu positif, *negative* dan netral. Proses pelabelan ini dilakukan secara manual dari dataset yang sudah tersedia. Pelabelan ini berfokus pada konten yang eksplisit, tetapi juga melibatkan analisis mendalam terhadap makna linguistik dari setiap kata dan frasa yang ada dalam dataset. Pendekatan yang digunakan dalam analisis labeling ini adalah makna konseptual, yang berfokus pada pemahaman gramatikal. Dalam melakukan proses manual labeling ini, Mendapatkan arahan dari ibu Saskia Lydiani, S.pd., M.Si selaku ahli pakar.

c. Preprocessing

Salah satu masalah besar dalam membuat model (misalnya model bahasa atau model pembelajaran mesin) adalah data yang kita gunakan. Data dari *Twitter*, seperti *tweet*, seringkali tidak konsisten dan mengandung banyak kesalahan. Hal ini bisa membuat model yang kita buat menjadi kurang akurat dan berkualitas.[5] Adapun tahapan dari *preprocessing* antara lain : *Duplicate Removal*, *Tokenisasi*, *Stemming*, *Stopwords*.

1) Duplicate Removal

Penghapusan duplikat merupakan tahap penting dalam pra-pemrosesan data. Proses ini melibatkan identifikasi dan penghapusan data yang identik atau hampir identik dalam suatu dataset. Dengan menghilangkan data duplikat, kita dapat meningkatkan kualitas data dan, pada akhirnya, meningkatkan akurasi model yang dibangun. [6]

2) Tokenisasi

Proses ini seperti mengumpulkan semua kata, lalu membersihkan kata-kata tersebut dengan menghilangkan tanda baca dan simbol yang tidak perlu, seperti titik, koma, dan tanda kurung. [7]

3) Stemming

Stemming adalah cara untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Misalnya, kata 'menulis', 'tulis', dan 'tertulis' akan diubah menjadi 'tulis'. Ini penting agar komputer bisa lebih mudah memahami arti dari kata-kata tersebut. [7]

4) Stopwords

Remove Stopword merupakan proses untuk menghapus kata - kata yang tidak memiliki makna ataupun arti seperti kata dan, atau, dengan, dan lain-lain. [4]

d. Pembagian Data

Data akan dipartisi menjadi dua set: data latih (80%) dan data uji (20%). Data latih digunakan untuk melatih model pembelajaran mesin dalam mengklasifikasi sentimen. Setelah pelatihan, model akan diuji pada data uji untuk mengevaluasi performanya. Metrik seperti akurasi, presisi, dan recall digunakan untuk mengukur seberapa baik model bekerja

e. Pembobotan TF-IDF

Metode ini digunakan untuk menentukan kata-kata kunci dalam sebuah dokumen. Dengan memberikan bobot pada setiap kata, kita dapat mengetahui kata mana yang paling relevan dan paling sering muncul dalam dokumen tersebut. [8]. Dokumen yang dimaksud pada penelitian ini adalah tweet. Berikut adalah persamaan TF-IDF.

$$w_{ij} = tf_{ij} \times idf_j \quad (1)$$

f. Klasifikasi Logistic Regression Multinomial

Regresi logistik multinomial adalah sebuah metode statistik yang digunakan untuk melihat hubungan antara suatu hal yang memiliki banyak pilihan (misalnya, jenis buah, warna favorit) dengan faktor-faktor lain. Dengan metode ini, kita bisa mengetahui faktor apa saja yang mempengaruhi pilihan tersebut. [8]. Bentuk umum fungsi logistik dengan variabel respon terdiri dari tiga kategori sebagai berikut.:

$$g_i(x) = \beta_{j0} + \beta_{j2}x_2 + \dots + \beta_{jp}x_p \quad (2)$$

Untuk penghitungannya menggunakan probabilitas *Softmax*, *Softmax* adalah fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam klasifikasi multiklas dalam pembelajaran mesin, khususnya dalam konteks jaringan saraf dan regresi logistik multinomial. [9] Fungsi ini mengambil input berupa vektor nilai dan mengubahnya menjadi vektor probabilitas, di mana setiap nilai dalam vektor output berada dalam rentang 0 hingga 1 dan jumlah totalnya adalah

$$softmax(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (3)$$

g. Confusion Matrix

Confusion matrix tabel kontingensi yang digunakan dalam statistik untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Metrik seperti akurasi, presisi, dan recall merupakan statistik yang dihitung dari matriks ini untuk mengukur tingkat kebenaran, ketepatan, dan kelengkapan prediksi model.

1) Akurasi (*Accuracy*)

Akurasi adalah ukuran umum untuk menilai kinerja model klasifikasi. Semakin tinggi nilai akurasi, semakin baik model dalam membedakan kelas-kelas yang berbeda.

$$Accuracy = \frac{TP}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

2) Presisi (*Precision*)

Mengukur proporsi prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dibuat. Presisi menunjukkan ketepatan model dalam memprediksi kejadian positif, dihitung dengan membagi jumlah true positive (TP) dengan total prediksi positif (TP + FP).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

3) Recall (Sensitivitas atau *True Positive Rate*)

Mengukur proporsi kejadian positif yang benar-benar terdeteksi dari semua kejadian positif yang sebenarnya. Recall menunjukkan seberapa baik model dalam menemukan semua kejadian positif, dihitung dengan membagi jumlah *true positive* (TP) dengan total kejadian positif sebenarnya (TP + FN).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

4) F1 score

Dalam sistem pencarian informasi, *F-measure* digunakan untuk mengukur efektivitas suatu sistem dalam menemukan dokumen yang relevan. F-measure menggabungkan dua metrik penting, yaitu *recall* (kemampuan

sistem menemukan semua dokumen relevan) dan precision (kemampuan sistem hanya menemukan dokumen yang relevan). Nilai F-measure yang tinggi menunjukkan bahwa sistem memiliki keseimbangan yang baik antara recall dan precision [10].

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (7)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam Penelitian ini, terdapat empat tahapan utama untuk metode yang dijalankan secara berurutan, yaitu Pengumpulan data, *Preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi Logistic Regression.

3.1 Pengumpulan Data

Tahap Pengumpulan data dimulai dengan menerapkan parameter yang dibutuhkan untuk menjalankan Tweet-harvest, dan parameter yang digunakan adalah kata kunci “Nijisanji” dan “KurosANJI”, Dengan menggunakan Pustaka *Tweet-Harvest*, Proses *crawling* dilakukan dengan memasukan parameter tersebut, Pustaka ini menghasilkan 700 tweet yang berkaitan dengan kata kunci yang telah ditentukan dan data yang berhasil didapat kemudian disimpan dalam format file CSV. Setelah proses *crawling* selesai, file CSV yang dihasilkan berisi kolom *Created_at*, *Full_text*, dan *Username*, setelah itu Data akan di Impor dan diolah melalui tahap *Preprocessing*.

Tabel 1. Hasil data *crawling*

<i>Created_at</i>	<i>Username</i>	<i>Full_text</i>
Thu Feb 01 14:34:18 +0000 2024	BamadeusPlays	#WhereIsSelen I'm so sick and tired of KurosANJI. They have absolutely no respect to their talents or their fans.
Mon Feb 05 12:23:50 +0000 2024	halsgenein	@REYCALLI KurosANJI is practically boycotting themselves at this point.
Wed Feb 14 09:48:13 +0000 2024	KajiBoii	THANK YOU KUROSANJI FOR REJECTING ME #NIJI #NIJISANJI #KUROSANJI https://t.co/3LDrhGNVwF

3.2 Pelabelan Data

Dalam penelitian ini, tweet yang mengandung ujaran kebencian terhadap agensi Nijisanji dikategorikan menjadi tiga kelas: positif, negatif, dan netral. Proses dimulai dengan teknik *crawling* untuk mengumpulkan tweet, dilanjutkan dengan seleksi awal untuk mengidentifikasi *tweet* yang relevan berdasarkan kata kunci terkait Nijisanji. Sentimen positif meliputi dukungan atau pujian, negatif mencakup penghinaan atau kritikan keras, dan netral mencakup *tweet* informatif tanpa emosi. *Tweet* yang telah diseleksi dilabeli secara manual oleh peneliti dan diverifikasi oleh Ibu Saskia Lydiani, S.Pd., M.Si untuk memastikan konsistensi dan akurasi. Hasil *labeling* ini disusun dalam *dataset* berlabel yang digunakan untuk melatih dan menguji model klasifikasi, memastikan model dapat mendeteksi sentimen dengan akurat.

3.3 Preprocessing

Tahap *preprocessing* dalam analisis teks melibatkan lima langkah utama untuk mempersiapkan data dengan optimal. Langkah pertama adalah *Remove Duplicate*, yaitu menghapus elemen-elemen seperti mention, *hashtag*, dan anotasi lainnya yang tidak relevan untuk analisis. Selanjutnya, dilakukan Tokenisasi dengan mengonversi tag POS dari *Penn Treebank* menjadi format yang dikenali oleh *WordNetLemmatizer*, seperti mengubah 'NN' menjadi 'NOUN' untuk *lemmatization* yang lebih akurat. Pada tahap *Stemming*, *WordNetLemmatizer* digunakan untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya berdasarkan tag POS yang telah dikonversi, sehingga berbagai variasi kata dapat dikonsolidasikan. Tahap terakhir adalah *Stopword Removal*, di mana kata-kata umum yang tidak signifikan, seperti "dan", "atau", dan "tetapi", dihapus dari teks. Melalui proses ini, teks dipersiapkan secara menyeluruh untuk analisis sentimen, memastikan hasil yang lebih akurat dan bermakna.

3.4 Split Data

Proses ini melibatkan pembagian data menjadi dua set, yaitu data latih (80%) dan data uji (20%). Data latih akan digunakan untuk melatih model pembelajaran mesin agar dapat mengklasifikasikan sentimen. Setelah model dilatih, kita akan mengujinya pada data uji untuk melihat seberapa baik model tersebut bekerja. Kinerja model akan dievaluasi menggunakan beberapa metrik, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Tabel 2. Split Data

Data	Jumlah Baris
Dataset Bersih	700 Baris (100%)
Data Latih	560 Baris (80%)
Data Uji	140(20%)

3.5 Klasifikasi Logistic Regression

Setelah dilakukan proses *preprocessing*, pelabelan secara manual dan *split data* proses selanjutnya adalah analisis sentiment menggunakan algoritma *logistic regression*.

Tabel 3. Pembobotan TFIDF

Text	Label	Term	TF D1	TF D2	TF D3	TF D4	dFi	IDF
fuck kurosanji nijiover	Negatif	Fuck	0.333	0	0	0	1	0.602
fuck kurosanji nijiover	Negatif	Kurosanji	0.333	0.333	0	0	2	0.301
fuck kurosanji nijiover	Negatif	Nijiover	0.333	0	0	0	1	0.602
kurosanji pretty awful	Negatif	Kurosanji	0.333	0.333	0	0	2	0.301
kurosanji pretty awful	Negatif	Pretty	0	0.333	0	0	1	0.602
kurosanji pretty awful	Negatif	Awful	0	0.333	0	0	1	0.602
aaahhh thank look very good	Positif	Aaahhh	0	0	0.2	0	1	0.602
aaahhh thank look very good	Positif	Thank	0	0	0.2	0	1	0.602
aaahhh thank look very good	Positif	Look	0	0	0.2	0	1	0.602
aaahhh thank look very good	Positif	Good	0	0	0.2	0	1	0.602
want learn japanese nobody teach	Netral	Want	0	0	0	0.2	1	0.602
want learn japanese nobody teach	Netral	Learn	0	0	0	0.2	1	0.602
want learn japanese nobody teach	Netral	Japanese	0	0	0	0.2	1	0.602
want learn japanese nobody teach	Netral	Nobody	0	0	0	0.2	1	0.602
want learn japanese nobody teach	Netral	Teach	0	0	0	0.2	1	0.602

Ekstraksi fitur adalah proses mengubah data mentah yang banyak dan rumit menjadi bentuk yang lebih sederhana. Kita akan memilih ciri-ciri atau fitur yang paling relevan dari data tersebut untuk digunakan dalam analisis selanjutnya [11].

Tabel 4. Hasil Perhitungan TD-IDF

Term	TF D1	TF D2	TF D3	TF D4
Fuck	0.207	0	0	0
Kurosanji	0.1	0.1	0	0
Nijiover	0.201	0	0	0
Pretty	0	0.201	0	0
Awful	0	0.201	0	0
Aaahhh	0	0	0.12	0.99
Thank	0	0	0.12	0
Look	0	0.198	0.12	0
Good	0	0.198	0.12	0
Want	0	0	0	0.12
Learn	0	0	0	0.12
Japanese	0	0	0	0.12
Nobody	0	0	0	0.12
Teach	0	0	0	0.12

Setelah tahap ekstraksi fitur dengan TF-IDF dilakukan dan mendapatkan model vector data latih, lalu tahap selanjutnya adalah klasifikasi dengan algoritma *Logistic Regression* Menggunakan perhitungan *Softmax*.

Dari perhitungan diatas maka akan didapatkan hasil probabilitas sebagai berikut

Tabel 10. Hasil Probabilitas

Kelas	Hasil
P _{Positif}	$\frac{1.289}{3.184} \approx 0.405,$
P _{Negatif}	$\frac{0.800}{3.184} \approx 0.251,$
P _{Netral}	$\frac{1.095}{3.184} \approx 0.344$

Kesimpulan dari perhitungan diatas di dapatkan hasil bahwa dokumen pertama atau *tweet* pertama bersentimen positif

4. KESIMPULAN

Model klasifikasi yang dikembangkan menggunakan *Logistic Regression* menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 70%. Ini berarti model berhasil memprediksi dengan benar 70% dari data uji yang digunakan. Untuk kelas positif, model memiliki presisi sebesar 66% dan recall sebesar 84%, menghasilkan *F1-Score* sebesar 74%. Ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar *instance* positif dengan baik meskipun terdapat beberapa kesalahan prediksi positif. Untuk kelas netral, model menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan presisi sebesar 74% dan recall sebesar 80%, menghasilkan *F1-Score* sebesar 77%. Ini mencerminkan keseimbangan yang baik antara prediksi akurat dan kemampuan menangkap *instance* netral dengan benar. Pada penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambahkan data negatif, peningkatan Teknik *preprocessing* dan penggunaan ekstraksi fitur yang lebih baik

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. Assaidi and F. Amin, "Analisis Sentimen Evaluasi Pembelajaran Tatap Muka 100 Persen pada Pengguna Twitter menggunakan Metode Logistic Regression," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 2, pp. 13217–13227, 2022.
- [2] F. Zahria Emeraldien, R. Jefri Sunarsono, and R. Alit, "Twitter Sebagai Platform Komunikasi Politik Di Indonesia," *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 14, no. 1, pp. 21–30, 2019, [Online]. Available: www.statisticbrain.com
- [3] M. Afdal and L. R. Elita, "Penerapan Text Mining Pada Aplikasi Tokopedia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 8, no. 1, p. 78, 2022, doi: 10.24014/rmsi.v8i1.16595.
- [4] K. Zuhri and N. A. O. Saputri, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pilpres 2019 Berdasarkan Opini Dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Comput. Inf. Syst. Ampera*, vol. 1, no. 3, pp. 185–199, 2020, doi: 10.51519/journalcisa.v1i3.45.
- [5] M. Ridwan and A. Muzakir, "Model Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Data Twitter dengan Menggunakan CNN-LSTM," *Teknomatika J. Teknol. Inform.*, vol. 12, no. 02, pp. 209–218, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.palcomtech.ac.id/index.php/teknomatika/article/view/604>
- [6] M. Banurea, D. Betaria Hutagaol, and O. Sihombing, "Klasifikasi Penyakit Stunting Dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Dan Random Forest," *J. TEKINKOM*, vol. 6, no. 2, pp. 540–549, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i2.927.
- [7] O. Irnawati and K. Solecha, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip Menggunakan Naïve Bayes dengan Seleksi Fitur PSO," *J. Ilm. Intech Inf. Technol. J. UMUS*, vol. 4, no. 02, pp. 189–199, 2022, doi: 10.46772/intech.v4i02.868.
- [8] R. Prabowo, H. Sujaini, and T. Rismawan, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kasus COVID-19 di Indonesia Menggunakan Metode Regresi Logistik Multinomial," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 366, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57449.
- [9] R. Syahrani and S. Zaman, "Regresi Logistik Multinomial untuk Prediksi Kategori Kelulusan Mahasiswa," *J. Inform. Sunan Kalijaga*, vol. 8, no. 2, pp. 102–111, 2023.
- [10] D. Marutho, "Perbandingan Metode Naïve Bayes, KNN, Decision Tree Pada Laporan Water Level Jakarta," *J. Ilm. Infokam*, vol. 15, no. 2, pp. 90–97, 2019.
- [11] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Tek. dan Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.