

ANALISIS SENTIMEN TANGGAPAN PELANGGAN INDIHOME DI PLATFORM SOSIAL MEDIA FACEBOOK DAN TWITTER MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MESIN DAN PENDEKATAN KLASIFIKASI NAÏVE BAYES (STUDI KASUS: PT. TELKOM INDONESIA)

Dhino Rahmad Kusuma¹, Suzuki Syofian^{2*}, Linda Nur Afifa²

¹ Mahasiswa Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Darma Persada,

² Dosen Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Darma Persada,

Jl. Taman Malaka Selatan No.22, Pondok Kelapa, Duren Sawit, DKI Jakarta, Indonesia 13450

*Koresponden : suzukiunsada@gmail.com

Abstrak

Pada era digital, internet menjadi bagian tak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari, termasuk dalam kemudahan mencari informasi dan berbagi pendapat melalui media sosial seperti Twitter dan Facebook. Di kedua platform ini, pengguna dapat memberikan ulasan tentang produk, termasuk layanan IndiHome. Banyaknya ulasan yang ada di media sosial mencerminkan tingginya perasaan pengguna terhadap layanan tersebut. Namun, saat ini PT. Telkom Indonesia belum sepenuhnya mengetahui pendapat dan ulasan pelanggan IndiHome di media sosial, baik yang bersifat positif maupun negatif. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan pemahaman terhadap opini positif dan negatif dari pelanggan terhadap IndiHome serta membandingkan efektivitas algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes dalam analisis sentimen. Dengan demikian, PT. Telkom Indonesia dapat mengambil langkah-langkah yang diperlukan untuk meningkatkan kepercayaan masyarakat terhadap IndiHome dan mengevaluasi kinerja hasil klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 5000 data, namun setelah tahap persiapan data, tersisa 2000 data. Dari data yang telah melalui tahap persiapan, terdapat 638 data dengan sentimen positif dan 1341 data dengan sentimen negatif. Hasil pengujian pada model Support Vector Machine mencapai akurasi sebesar 91%, sedangkan pada model Naïve Bayes mencapai akurasi sebesar 85%."

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Support Vector Machine, Naïve Bayes.

Abstract

In the digital era, the internet has become an inseparable part of everyday life, including the ease of finding information and sharing opinions through social media such as Twitter and Facebook. On these two platforms, users can provide reviews about products, including IndiHome services. The large number of reviews on social media reflects the high level of feelings users have for the service. However, currently PT. Telkom Indonesia does not fully know the opinions and reviews of IndiHome customers on social media, both positive and negative. This study aims to improve understanding of the positive and negative opinions of customers towards IndiHome and to compare the effectiveness of the Support Vector Machine and Naïve Bayes algorithms in sentiment analysis. Thus, PT. Telkom Indonesia can take the necessary steps to increase public trust in IndiHome and evaluate the performance of the classification results using the Support Vector Machine and Naïve Bayes methods. The data used in this study amounted to 5000 data, but after the data preparation stage, the remaining 2000 data. From the data that has gone through the preparation stage, there are 638 data with positive sentiment and 1341 data with negative sentiment. The test results on the Support Vector Machine model achieve an accuracy of 91%, while the Naïve Bayes model achieves an accuracy of 85%.

Keyword: Sentiment Analysis, Support Vector Machine, Naïve Bayes

1. Pendahuluan

Para pebisnis berusaha untuk memperoleh umpan balik atau ulasan dari pengguna sebagai salah satu indikator yang dapat mengukur kualitas layanan perusahaan. Ulasan pengguna menjadi faktor penting dalam mempertahankan pendapatan yang stabil dan mendorong pertumbuhan perusahaan atau penyedia layanan. Salah satunya adalah layanan

IndiHome yang disediakan oleh PT. Telkom Indonesia, yang telah mengalami pertumbuhan pesat di sektor jaringan internet dan tv kabel. Layanan ini diharapkan dapat membantu masyarakat dalam berbagai aspek, seperti mendapatkan informasi, berkomunikasi, mengakses konten hiburan, pendidikan, dan pekerjaan melalui internet.

Pentingnya peran internet dan jumlah pelanggan IndiHome menyebabkan perusahaan mendapatkan banyak ulasan di media sosial seperti Facebook dan Twitter. Namun, saat ini PT. Telkom Indonesia hanya menerima ulasan atau keluhan secara langsung melalui komunikasi dengan Customer Service atau melalui telepon.

Sebagai solusi, telah dikembangkan Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan IndiHome di Facebook dan Twitter menggunakan Metode Support Vector Machine dan Klasifikasi Naive Bayes. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pelanggan dalam ulasan mereka guna membantu PT. Telkom Indonesia dalam memahami persepsi dan kebutuhan pelanggan, serta meningkatkan kualitas layanan yang ditawarkan."

Bahan dan Metode

2. Konsep Teori

2.1 Data Mining

Data mining adalah proses ekstraksi informasi yang berharga dan bermanfaat dari kumpulan data yang besar. Ini melibatkan kombinasi berbagai bidang ilmu, termasuk basis data, *information retrieval*, statistika, algoritma, dan *machine learning*.

2.2 Python

Python adalah bahasa pemrograman yang dikembangkan oleh *Guido Van Rossum* pada tahun 1989. Bahasa ini didesain dengan fokus pada keterbacaan kode dan sintaks yang sederhana.

2.3 Sentiment Analysis

Analisis Sentimen adalah suatu teknik mengekstrak data teks untuk mendapatkan informasi tentang opini berdasarkan kategori polaritasnya, apakah itu positif atau negatif.

2.4 CRISP-DM

CRISP-DM adalah salah satu metode yang dapat diterapkan ke dalam strategi pemecahan masalah umum serta metodologi yang menyediakan standar baku untuk data mining. *CRISP-DM* terdiri dari enam fase yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*.

2.5 Support Vector Machine

Algoritma Support Vector Machine merupakan metode klasifikasi untuk memproses data teks menggunakan kernel linear. Kernel berguna untuk menggambarkan dimensi yang lebih kecil ke dimensi lebih besar.

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah cara untuk menampilkan hasil akurasi dari model yang telah dibuat. Ini adalah metode yang digunakan untuk meringkas kinerja model dalam melakukan klasifikasi objek berdasarkan berapa banyak kategori yang diklasifikasikan dengan benar, *recall*, *precision* dan *F1-score*. *Confusion matrix* digambarkan dengan tabel yang menyatakan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan dan jumlah data uji yang salah diklasifikasikan.

2.7 Streamlit

Streamlit merupakan library sekaligus layanan hosting yang ada di bahasa pemrograman Python, layanan ini mudah untuk digunakan dengan dokumentasi lengkap dan mudah untuk deploy machine learning maupun data science.

2.8 CRISP-DM

Peneliti menggunakan metode CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)

2.9 Bussiness Understanding

Penelitian ini bertujuan untuk memahami kepuasan pelanggan terhadap layanan internet IndiHome yang disediakan oleh PT. Telkom Indonesia. Hal ini penting agar PT. Telkom Indonesia dapat mengetahui masalah yang ada dalam layanan IndiHome, terutama terkait kecepatan dan stabilitas internet. Dengan pemahaman tersebut, PT. Telkom Indonesia dapat meningkatkan kualitas pelayanan mereka di masa depan. Penelitian ini juga bertujuan untuk mendapatkan informasi baru dari dataset ulasan pelanggan IndiHome dan menguji kinerja metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan ulasan tersebut.

2.10 Data Understanding

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode webscraper, yaitu dengan melakukan ekstraksi data ulasan pada sosial media facebook dan twitter yang terkumpul yaitu sebanyak 5000 data pada masing masing sosial media yang paling relevan.

2.11 Data Preparation

Tahap memperbaiki masalah atau melakukan penyempurnaan terhadap data yang akan dimasukkan ke dalam proses modeling. Hal ini bertujuan agar menghasilkan model dan akurasi yang baik, tahapan ini akan melakukan data cleaning, data normalisasi, words removal, tokenizing dan modeling. Tahapan ini memudahkan peneliti dalam mengolah data, Gambar 1 berikut data yang terkumpul sebagai contoh.

B
responding
Terimakasih IndiHome, dengan kecepatan yang stabil
Saya mau berhenti berlangganan, jaringan sering bermasalah
JARINGAN INDIHOME LAMBAT 3 hari yang lalu mengganggu aktifitas
responnya lamaaaa dari customer service

Gambar 1. Contoh data

a. CaseFolding

Tahap pertama melakukan cleaning data, yaitu *CaseFolding*. *CaseFolding* adalah mengubah kata menjadi huruf kecil serta menghapus spasi berlebih pada tiap kata. Gambar 2 merupakan proses *CaseFolding*

C
caseFolding
terimakasih indihome, dengan kecepatan yang stabil
saya mau berhenti berlangganan, jaringan sering bermasalah
jaringan indihome lambat 3 hari yang lalu mengganggu aktifitas
responnya lamaaaa dari customer service

Gambar 2. Proses CaseFolding

b. Cleansing

Tahapan kedua adalah melakukan salah satu data cleaning yaitu. cleansing adalah menghapus dan membersihkan kata dari elemen yang tidak diperlukan seperti emoji, link, tanda baca, dan spasi berlebih. Gambar 3 berikut adalah proses Cleansing

D
cleansing
terimakasih indihome dengan kecepatan yang stabil
saya mau berhenti berlangganan jaringan sering bermasalah
jaringan indihome lambat hari yang lalu mengganggu aktifitas
responnya lamaaaaa dari customer service

Gambar 4. Proses Cleansing

c. Stemming

Selanjutnya dilakukan tahapan salah satu tahapan data normalize yaitu *Stemming*. *Stemming* adalah proses yang menghilangkan kata imbuhan menjadi kata dasar. Gambar 5 berikut proses Stemming

E
stemmer
terimakasih indihome dengan cepat yang stabil
saya mau henti langgan jaring sering masalah
jaring indihome lambat hari yang lalu ganggu aktifitas
respon lamaaaaa dari customer service

Gambar 6. Proses Stemming

d. Slangword Normalization

Berikutnya adalah dilakukan salah satu tahapan data normalize yaitu Slangword Normalization. Slangword Normalization adalah mengubah kata gaul menjadi kata formal. Gambar 7 berikut ini adalah *Slangword Removal*

F
slang
terimakasih indihome dengan cepat yang stabil
saya mau henti langgan jaring sering masalah
jaring indihome lambat hari yang lalu ganggu aktifitas
respon lambat dari customer service

Gambar 8. *Slangword Removal*

e. Stopword Removal

Tahap selanjutnya melakukan salah satu tahap *wordRemoval* yaitu *Stopword Removal*. *Stopword Removal* adalah proses yang bertujuan menghilangkan kata-kata yang sering muncul nama tidak memiliki makna seperti “yang” “dan” “di”. Gambar 9 berikut ini *Proses Stopword Removal*

G
stopword
terimakasih indihome cepat stabil
henti langgan jaring
jaring indihome lambat ganggu aktifitas
respon lambat customer service

Gambar 10. *Proses Stopword Removal*

f. Unwanted Word Removal

Berikutnya adalah melakukan salah satu tahapan *wordRemoval* yaitu *Unwanted Word Removal*. *Unwanted Word Removal* adalah melakukan proses membuang kata yang tidak

diperlukan, seperti nama bulan, replaying, to, balas, dan lain-lain. Gambar 11 berikut ini Proses Unwanted Word Removal

H
Text_Clean
terimakasih indihome cepat stabil
henti langgan jaring
jaring indihome lambat ganggu aktifitas
respon lambat customer service

Gambar . Proses Unwanted Word Removal

g. Shortword Removal

Langkah selanjutnya adalah melakukan salah satu tahapan wordRemoval yaitu Shortword Removal. Shortword Removal adalah menghapus kata-kata yang kurang dari 3 huruf. Gambar 12 berikut ini *Shortword Removal*.

H
Text_Clean
terimakasih indihome cepat stabil
henti langgan jaring
jaring indihome lambat ganggu aktifitas
respon lambat customer service

Gambar 13. *Shortword Removal*

h. Split Words

Kemudian melakukan salah satu tahapan *Tokenizing* yaitu *Split Words*. Split Words bertujuan untuk memecah kalimat menjadi kata-kata / unit-unit kata (tokenizing). Gambar 14 berikut ini Split Words.

I	J	K
Text_Clean_Split	polarity_score	polarity
['terimakasih', 'indihome', 'cepat', 'stabil']	2	positive
['henti', 'langgan', 'jaring']	-1	negative
['jaring', 'indihome', 'lambat', 'ganggu', 'aktifitas']	-2	negative
['respon', 'lambat', 'customer', 'service']	-1	negative

Gambar 15. Split Words

i. Labeling

Selanjutnya dilakukan salah satu tahapan *Tokenizing* yaitu *labeling*. *Labeling* adalah proses memberikan label pada setiap dokumen berdasarkan kamus yang sudah disesuaikan. Gambar 16 berikut ini *Labeling*.

I	J	K
Text_Clean_Split	polarity_score	polarity
['terimakasih', 'indihome', 'cepat', 'stabil']	2	positive
['henti', 'langgan', 'jaring']	-1	negative
['jaring', 'indihome', 'lambat', 'ganggu', 'aktifitas']	-2	negative
['respon', 'lambat', 'customer', 'service']	-1	negative

Gambar 17. *Labeling*

j. TF-IDF

Setelah melakukan labeling proses akan melanjutkan salah satu tahapan *Tokenizing* yaitu *TF-IDF*. TF-IDF bertujuan untuk menghitung bobot, Bobot kata dalam teks dihitung berdasarkan frekuensi kata sering muncul dalam dokumen tertentu (Term Frequency) dan

seberapa sering kata tersebut muncul dalam semua dokumen (Inverse Document Frequency) berdasarkan rumus dan hasil seperti tabel 1 berikut.

Tabel 1. Rumus TF-IDF

Rumus TF	$TF_i = \frac{TF}{total\ kata}$
Rumus IDF	$IDF = \log\left(\frac{D}{df}\right)$
Rumus TF-IDF	$w = TF_i \times IDF$

Gambar 11 berikut ini merupakan hasil perhitungan TF-IDF.

	df			tf normal			DF	idf	TF-IDF		
	d1	d2	d3	d1	d2	d3			d1	d2	d3
terimakasih	1	0	0	0,25	0	0	1	0,602	0,151	0	0
indihome	1	0	1	0,25	0	0,2	2	0,301	0,075	0	0,06
cepat	1	0	0	0,25	0	0	1	0,602	0,151	0	0
stabil	1	0	0	0,25	0	0	1	0,602	0,151	0	0
henti	0	1	0	0	0,333	0	1	0,602	0	0,2	0
langgan	0	1	0	0	0,333	0	1	0,602	0	0,2	0
jaring	0	1	1	0	0,333	0,2	2	0,301	0	0,1	0,06
lambat	0	0	1	0	0	0,2	1	0,602	0	0	0,12
ganggu	0	0	1	0	0	0,2	1	0,602	0	0	0,12
aktifitas	0	0	1	0	0	0,2	1	0,602	0	0	0,12
Total Kemunculan	4	3	5								

Gambar 18. Hasil perhitungan TF-IDF

2.11 Modeling

Modeling adalah proses untuk menentukan akurasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes, pada tahapan ini menggunakan library sebagai acuan, akurasi terbesar akan dilakukan perhitungan manual.

a. Split Data

Proses ini bertujuan untuk membagi antara data uji (*test*) dan data latih (*training*). Pembagian Data ini menjadi 90% untuk Data uji dan 10% untuk Data test. Gambar 19 berikut ini Split Data uji dan Data Latih.

Total Keseluruhan data: 1551
Total Data Latih: 1395
Total Data Test: 156

Gambar 20. Split Data uji dan Data Latih

b. Penerapan Library Algoritma

Kemudian akan dilakukan tahap pemodelan dengan Support Vector Machine kernel liner dan Naïve Bayes untuk melihat akurasi yang di hasilkan oleh Support Vector Machine dan Naïve Bayes.

Akurasi dengan menggunakan Support Vector Machine Linear Kernel: 0.9102564102564102

Gambar 21. Accuracy SVM

Akurasi dengan menggunakan Naive Bayes: 0.8589743589743589

Gambar 22. Accuracy Naive Bayes

Berdasarkan tingkat akurasi diatas, Support Vector Machine mendapatkan hasil tertinggi, oleh karena itu dilakukan perhitungan manual dengan SVM.

c. Perhitungan Manual

Setelah dilakukan tahapan pemisahan data, selanjutnya adalah perhitungan SVM kernel linear berdasarkan rumus dan hasil seperti Gambar 23 berikut ini.

$$K(x_i, x_j) = \text{sum}(x_i^T \cdot x_j)$$

0'0042	0'00e	0'03ae	0'00e	0	0	0'00e	0'0a
$x_1^3 \cdot x^1$	$x_1^3 \cdot x^5$	$x_1^3 \cdot x^3$	$x_1^3 \cdot x^4$	$x_1^4 \cdot x^1$	$x_1^4 \cdot x^5$	$x_1^4 \cdot x^3$	$x_1^4 \cdot x^4$
0'014058	0	0'0042	0	0	0'0a	0'00e	0
$x_1^1 \cdot x^1$	$x_1^1 \cdot x^5$	$x_1^1 \cdot x^3$	$x_1^1 \cdot x^4$	$x_1^5 \cdot x^1$	$x_1^5 \cdot x^5$	$x_1^5 \cdot x^3$	$x_1^5 \cdot x^4$

Gambar 24. Proses Perhitungan SVM

2.12 Evaluation

Evaluation dilakukan dengan menguji performa model, menggunakan dua proses yaitu classification report, dan confusion matrix.

a. Clasification Report

Classification Report adalah laporan yang memberikan ringkasan tentang performa model dalam memprediksi sentimen dari teks. Precision mengukur akurasi prediksi, Recall mengukur kemampuan dalam menemukan dan mengklasifikasikan dengan benar, dan F1-score adalah skor yang menggabungkan precision dan recall untuk penilaian keseluruhan. Berikut ini Gambar 25 Clasification Report SVM

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.91	0.91	0.91	80
positive	0.91	0.91	0.91	76
accuracy			0.91	156
macro avg	0.91	0.91	0.91	156
weighted avg	0.91	0.91	0.91	156

Gambar 26. Clasification Report SVM

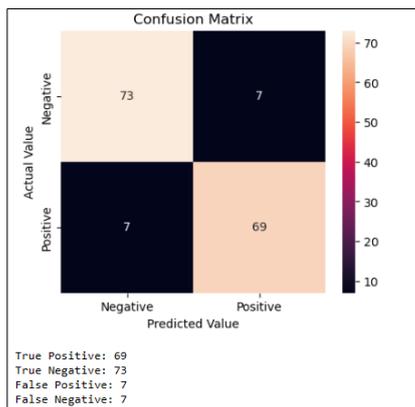
Berikut ini gambar 27 merupakan Clasification Report Naive Bayes

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.82	0.94	0.87	80
positive	0.92	0.78	0.84	76
accuracy			0.86	156
macro avg	0.87	0.86	0.86	156
weighted avg	0.87	0.86	0.86	156

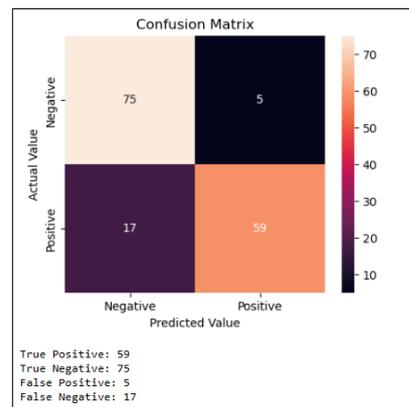
Gambar 28. Clasification Report Naive Bayes

b. Confusion Matrix

Confusion Matrix terdiri dari empat bagian: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). TP menunjukkan prediksi benar sentimen positif, TN menunjukkan prediksi benar sentimen negatif, FP menunjukkan prediksi salah sentimen positif, dan FN menunjukkan prediksi salah sentimen negatif. Berikut ini gambar 29 tentang Confusion Matrix SVM dan gambar 30 Confusion Matrix Naive Bayes.



Gambar 31. Confusion Matrix SVM



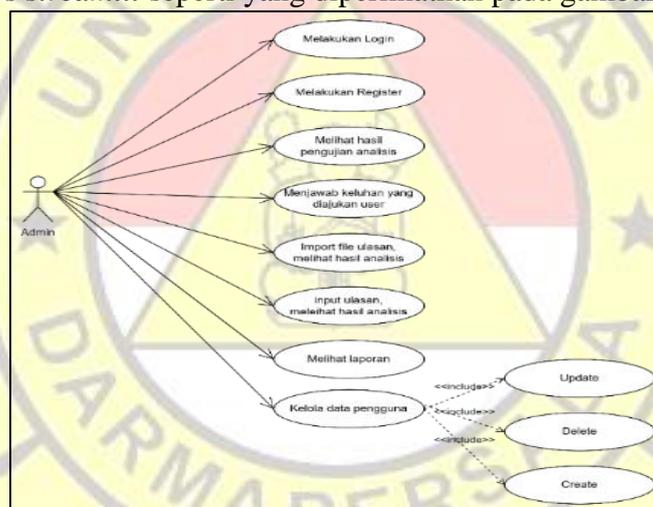
Gambar 32. Confusion Matrix Naive Bayes

2.13 Deployment

Tahap *deployment*, model yang telah dikembangkan dari keseluruhan proses data mining diimplementasikan ke dalam website untuk digunakan secara aktif.

a. Use Case Diagram

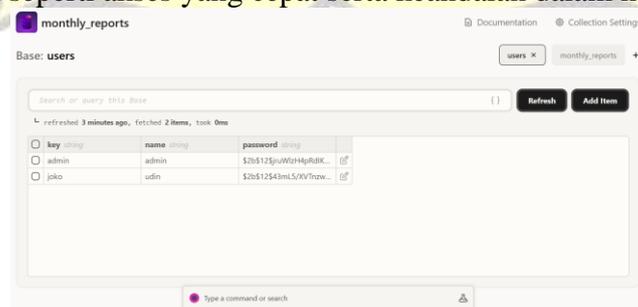
Use Case Diagram memperlihatkan hubungan antara actor dengan use case dalam system pada *web apps streamlit* seperti yang diperlihatkan pada gambar 20 berikut ini.



Gambar 33. Usecase web apps streamlit

b. Cloud Database

Cloud Database adalah jenis database yang di simpan dalam internet, cloud database memiliki keunggulan seperti akses yang cepat serta keandalan dalam hal keamanan.



Gambar 34. Deta Cloud Database

3. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Metode *Webscraping* pada sosial media (*Facebook dan Twitter*) digunakan untuk ulasan atau keluhan pengguna. Dalam penelitian ini, diambil 5000 data awal, namun kemudian disaring menjadi 2000 data yang lebih relevan.
2. Berdasarkan tahap data preparation yang kemudian dilakukan modeling dengan Support Vector Machine dan Naïve Bayes, model Support Vector Machine mendapatkan accuracy (91,0%) dan model Naïve Bayes mendapatkan accuracy (86.5%). Selanjutnya, ketika model di evaluasi, dari 156 data uji (test), pada nilai True (Positive, Negative) mendapatkan nilai tinggi yaitu berjumlah 69, serta mendapat nilai rendah pada False (Positive, Negative) berjumlah 7. Selain itu, juga mendapatkan skor rata-rata (0.91 atau 91%) pada nilai precision, recall, dan f1-score. Artinya model yang dibuat sudah cukup baik untuk mengklasifikasi data ulasan pelanggan IndiHome pada sosial media facebook dan twitter.
3. Secara umum, berdasarkan kedua sosial media facebook dan twitter di *Top Words* dan *Wordcloud*, sentiment positive pada ulasan pelanggan IndiHome yang diteliti bernada sebagai berikut, “jaringan internet sangat cepat dan stabil sehingga memudahkan pekerjaan.”. Kemudian untuk sentiment negative pada ulasan pelanggan indihome yang diteliti bernada sebagai berikut, “jeleknya jaringan internet menyebabkan melambatnya koneksi, sehingga mengganggu aktivitas dan seringkali melaporkan agar sinyal kembali membaik.”.

1. SARAN

Berikut adalah saran yang diberikan untuk pengembangan penelitian ini:

1. Selain menggunakan metode *Webscraping*, dapat mempertimbangkan menggunakan metode analisis sentimen berbasis *Natural Language Processing* (NLP) yang lebih canggih. Ini akan membantu mengenali nuansa sentimen yang lebih kompleks, seperti sentimen netral, atau bahkan emosi yang lebih spesifik dalam ulasan pelanggan.
2. perbedaan akurasi antara model Support Vector Machine dan Naïve Bayes cukup signifikan. Jika kelas positif dan negatif tidak seimbang, pertimbangkan untuk menggunakan teknik *oversampling* atau *undersampling* untuk memperbaiki performa model.
3. Untuk pemangku kepentingan dan tim maintenance IndiHome untuk menggunakan hasil analisis dan implementasi penelitian ini serta merespons keluhan pengguna. Tujuannya adalah memperbaiki layanan dan membangun reputasi perusahaan sebagai penyedia layanan internet terbaik.
4. Untuk penelitian berikutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dengan keluhan pengguna yang lebih banyak. Gunakan kamus positif dan negatif terbaru untuk meningkatkan relevansi data. Selain itu, lakukan perbandingan dengan algoritma lain pada topik yang sama untuk menentukan hasil akurasi terbaik.
5. Pentingnya memantau ulasan pelanggan secara real-time di platform sosial media. Dengan itu dapat merespons lebih cepat terhadap keluhan atau masalah yang mungkin timbul dari pelanggan dan mengambil tindakan yang tepat.

Daftar Pustaka

- [1] Aldean, M. Y., Setya Nugraha, N. A., & Paradise. (2022). "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 di Twitter Menggunakan Metode Random Forest Classifier.
- [2] Muhammad, F., Maghfur, N. M., & Voutama, A. (2022). "Sentiment Analysis Dataset on COVID-19 Variant". News (Vol. 4, Nomor 1).

- [3] Nur Akbar, M., Ardana, Y., Negeri Alauddin Makassar, I., & Juni, D. (2022). "Analisis Sentimen Terhadap Jasa Ekspedisi Pos Indonesia Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Naïve Bayes Classifier". *Journal Shift* Vol, 2(2).
- [4] Pasek, P., Mahawardana, O., Sasmita, G. A., Agus, P., & Pratama, E. (2022). "Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap "Figure Pemimpin" Menggunakan Python". *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer* (Vol. 3, Nomor 1).
- [5] Petiwi, M. I., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2022). "Analisis Sentimen Gofood Berdasarkan Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine". *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(1), 542. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3530>
- [6] Reddy, D., Arifianto, D., & Lusiana, D. (2022). "Analisis Sentimen Pada Pelayanan Jaringan Internet Indihome Dengan Metode Multinomial Naïve Bayes Masa Pandemi Covid-19 Sentiment Analysis on Indihome Internet Network Services Using The Multinomial Naïve Bayes Method During The Covid-19 Pandemic". *Jurnal Smart Teknologi* (Vol. 3, Nomor 6). <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>
- [7] Sari, F. V., & Wibowo, A. (2019). "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi". *Jurnal Simetris*, 10(2).
- [8] Yusuf, A. N., Supriyati, E., & Listyorini, T. (2020). "Analisis Sentimen Mengenai Layanan Provider Indihome Berdasarkan Pendapat Pelanggan Melalui Media Sosial Twitter dengan Metode Naïve Bayes Classifier".
- [9] Kurniawan, D., & Yasir, D. M. (2022). "Optimization Sentiment Analysis Using Crisp-Dm And Naïve Bayes Methods Implemented On Social Media". 6, 74–84.
- [10] Locarso, G. K. (2022). "Analisis Sentimen Review Aplikasi Pedulilindungi Pada Google Play Store Menggunakan NBC". *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 6(2).
- [11] Pratama, A. E., Ariesta, A., & Gata, G. (2022). "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Tim Nasional Indonesia pada Piala AFF 2020 Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors The researcher uses the CrossIndustry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) method and implements the K-Nearest". *Jurnal TICOM: Technology of Information and Communication*, 10(3), 187–196.
- [12] Ramadhani, S. H., & Wahyudin, M. I. (2022). "Analisis Sentimen Terhadap Vaksinasi Astra Zeneca pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes dan K-NN". *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 6(4), 2022.
- [13] Suryati, E., Ari Aldino, A., Penulis Korespondensi, N., & Suryati Submitted, E. (2023). "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model"