




BAB II

35461

-  Jurnal Repositor
-  Teknik Informatika
-  University of Muhammadiyah Malang

Document Details

Submission ID

trn:oid::1:3079758114

Submission Date

Nov 15, 2024, 8:35 AM GMT+7

Download Date

Nov 15, 2024, 9:30 AM GMT+7

File Name

35461.pdf

File Size

315.2 KB

11 Pages

3,727 Words

23,439 Characters




5% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- ▶ Bibliography
- ▶ Quoted Text

Top Sources

- 4%  Internet sources
- 4%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags




0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 4%  Internet sources
- 4%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	
djournals.com		2%
2	Internet	
e-journals.unmul.ac.id		2%
3	Publication	
Tundo, Dea Noer Rachmawati. "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Anali...		2%

Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Generasi Z Dalam Dunia Kerja Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes

Vita Amalia Herlinda^{*1}, Christian Sri Kusuma², Didih Rizki Chandranegara³

^{1,2,3} Fakultas Teknik/Informatika, Universitas Muhammadiyah Malang, Jl. Raya Tlogomas No.246, Babatan, Tegalondo, Kec. Lowokwaru, Kota Malang, Jawa Timur 65144
vitaamaliaherlinda@gmail.com^{*1}

Abstrak

Generasi Z, yang lahir antara tahun 1996 sampai 2010, kini mulai memasuki dunia kerja dan dikenal sebagai "Digital Natives" karena kedekatan mereka dengan teknologi dan media sosial seperti Twitter. Mereka aktif berbagi pemikiran dan pengalaman melalui Twitter, yang telah menjadi platform utama untuk diskusi terbuka dan berbagi perspektif. Penelitian ini menggunakan metode Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen tweet terkait Generasi Z dalam dunia kerja, dengan memanfaatkan pelabelan lexicon Inset. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pelabelan lexicon mencapai akurasi 76%. Selanjutnya, uji coba dilakukan dengan pendekatan pelabelan manual yang menghasilkan akurasi 87%, menunjukkan perbedaan yang signifikan dibandingkan pelabelan lexicon. Uji coba juga melibatkan pengaruh stopword dalam tahapan preprocessing, di mana hasil menunjukkan pelabelan lexicon tanpa stopword mencapai akurasi 96% dan pelabelan manual tanpa stopword mencapai 90%. Hal ini menunjukkan sensitivitas yang tinggi dari model berbasis lexicon terhadap penggunaan stopword dan potensi untuk meningkatkan variasi term dalam analisis sentimen Generasi Z di dunia kerja melalui Twitter.

Kata Kunci : NLP, Analisis sentimen, Twitter, Naïve bayes , Inset Lexicon

Abstract

Generation Z, born between 1996 and 2010, is now entering the workforce and is known as "Digital Natives" due to their familiarity with technology and social media such as Twitter. They are actively sharing thoughts and experiences through Twitter, which has become the primary platform for open discussion and sharing perspectives. This research employs the Naïve Bayes method to analyze sentiment in tweets related to Generation Z in the workplace, utilizing the Inset lexicon labeling. The results indicate that the Inset lexicon labeling achieved an accuracy of 76%. Furthermore, experiments with manual labeling yielded an accuracy of 87%, demonstrating a significant difference compared to the lexicon-based approach. The study also examined the influence of stopwords during preprocessing, revealing that the lexicon-based labeling without stopwords achieved 96% accuracy, while manual labeling without stopwords reached 90%. These findings highlight the high sensitivity of lexicon-based models to the use of stopwords and their potential to enhance term variation in sentiment analysis of Generation Z in the workplace via Twitter.

Keywords : NLP, Sentiment analysis, Twitter, Naïve Bayes, Inset Lexicon

1. Pendahuluan

Beberapa tahun yang lalu, ketika generasi milenial memasuki dunia pekerjaan, banyak yang terkejut dan menyadari bahwasanya generasi ini berbeda dengan sebelumnya, yaitu generasi X yang tidak terlalu beda dengan generasi baby boomer (Gaidhani et al., 2019). Namun, Generasi Z juga mulai memasuki dunia kerja seiring bertambahnya usia mereka. Generasi Z lahir pada tahun 1996-2010 (McKinsey Explainers, 2023). Akibatnya di beberapa sektor industri pemerintahan maupun swasta bisa terdapat 4 generasi yang bekerja sama, yaitu baby boomers, X, Y serta Z (Rachmawati, 2019).

Generasi ini juga diakui sebagai "Digital Natives", yang menggambarkan mereka sebagai generasi yang tumbuh besar ditengah perubahan dunia dengan maraknya media internet, seperti media sosial, yang telah menjadi bagian esensial dalam kehidupan sehari-hari (Singh & Dangmei, 2016). Keterlibatan generasi Z dalam media sosial menjadi tempat untuk mengeskpresikan diri, interkasi sosial, mengikuti trend dan untuk menikmati waktu luang. Khususnya di media sosial twitter

2

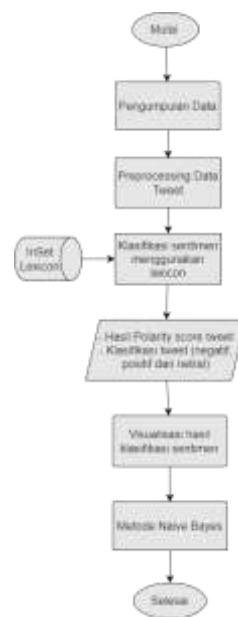
(Dewi & Delliana, 2020). Twitter telah berkembang menjadi platform yang memungkinkan diskusi terbuka, menerima perspektif yang berbeda, mendukung masalah, dan menjadi sumber berita yang membuat pengguna terhubung dengan perkembangan dunia, termasuk dunia kerja.

Generasi Z telah masuk ke dunia kerja dan dalam waktu dekat akan mendominasi angkatan kerja (Rachmawati, 2019). Mereka aktif berbagi pemikiran, pengalaman, dan perspektif mereka terkait tantangan serta peluang pada dunia kerja melalui Twitter. Dalam percakapan ini, masyarakat dapat menemukan refleksi tentang etika kerja, hubungan antar generasi, fleksibilitas pekerjaan, dan harapan dan aspirasi karir generasi Z. Oleh karena itu, analisis sentimen ini dapat memberikan wawasan yang bermanfaat tentang pemikiran dan pengalaman generasi Z dalam dunia kerja.

Tetapi, penelitian terdahulu jarang menyinggung terkait sentimen masyarakat terhadap generasi z dalam dunia kerja. Oleh sebab itu peneliti berfokus memperbaharui terkait generasi z dalam dunia kerja pada media sosial twitter sebagai platform utama. Untuk melihat bagaimana sentimen masyarakat di media sosial twitter. Dalam upaya ini, peneliti akan mengeksplorasi tweet-tweet yang tersebar di diplatform twitter terkait generasi Z dalam dunia kerja.

2. Metode Penelitian

Penelitian terdiri dari beberapa tahapan yaitu, pengumpulan data dari Twitter, preprocessing data tweet, klasifikasi sentimen dengan menggunakan teknik inset lexicon, visualisasi hasil klasifikasi sentimen dan evaluasi model naive bayes. Tahapan alur penelitian ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Skenario Pengujian

Langkah awal adalah pengumpulan dataset dilakukan dengan metode *crawling* menggunakan *Tweet Harvest* dan *autentikasi API Cookie* di *Twitter*, karena *Twitter* unggul sebagai penyalur informasi tercepat dibanding media sosial lainnya (Indrawan & Dewi, 2023). Penelitian ini mengumpulkan 1000 entri dengan kata kunci "kerja gen z" dari tahun 2020 hingga 2024 berbahasa Indonesia, untuk memperoleh gambaran komprehensif mengenai perkembangan topik tersebut. Langkah-langkahnya meliputi menyiapkan akun *Twitter*, mengekstrak auth token dari tab "Application" di "Inspect Element", menginstal *Node.js*, dan menginstal *Tweet Harvest* versi 2.6.1 di *Google Colaboratory*. Setelah itu, memasukkan kata kunci "Kerja Gen Z". Jumlah entri yang signifikan ini memungkinkan analisis yang mendalam dan andal.

Proses preprocessing dataset dilakukan untuk mencegah keluaran model yang tidak baik (Wijaya et al., 2021). Tahapan preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Case Folding: Mengubah semua teks menjadi huruf kecil untuk memastikan keseragaman format teks, yang menghasilkan analisis yang lebih konsisten dan andal.
2. Cleaning: Membersihkan data teks dari noise seperti karakter spesial, angka, tanda baca, spasi berlebih, dan karakter tunggal, kecuali huruf "Z" yang berkaitan dengan topik generasi Z.
3. Tokenizing: Memecah teks menjadi unit-unit kecil seperti kata (token) untuk menyederhanakan dataset dan meningkatkan kualitas data untuk analisis teks.
4. Normalization: Menggunakan daftar kata dalam file Excel untuk menangani kata-kata ambigu, sinonim, dan slang, dengan membandingkan dan mengubah kata dalam teks sesuai dengan daftar yang berisi 17.110 kata.
5. Stemming: Mengubah kata menjadi bentuk dasarnya menggunakan library Sastrawi untuk mengurangi variasi kata dengan menghapus imbuhan atau akhiran.
6. Filtering: Menghapus stopword yang sering muncul pada teks berbahasa Indonesia, karena stopword cenderung tidak memiliki nilai informasi yang tinggi.

Langkah kedua adalah klasifikasi sentimen tweet menggunakan pendekatan lexicon dengan kamus *InSet* (Indonesian Sentiment), yang berisi kata-kata bernada positif dan negatif. Proses pelabelan dilakukan setelah melewati tahapan preprocessing. Selanjutnya, kata-kata dalam dataset diperiksa terhadap kamus *InSet*. Jika ditemukan dalam kamus, kata-kata tersebut diberi bobot sesuai polaritas, positif (+1 hingga +5) atau negatif (-1 hingga -5). Kata yang tidak ditemukan dalam kamus diberi bobot 0 atau dikategorikan sebagai netral. Proses ini menghasilkan dataset yang siap untuk analisis sentimen lebih lanjut. Polaritas sentimen ditentukan menggunakan persamaan 1.

$$Sentiments_{score} \begin{cases} \text{positif,} & \text{jika } Sentiments_{score} > 0 \\ \text{netral,} & \text{jika } Sentiments_{score} = 0 \\ \text{negatif,} & \text{jika } Sentiments_{score} < 0 \end{cases}$$

Selanjutnya hasil dari labeling sentimen menggunakan *Inset* (Indonesia Sentiment) ditampilkan dalam visualisasi bentuk bar chart dan wordcloud. Bar chart digunakan untuk membandingkan kategori dan menampilkan distribusi data, dengan diagram batang yang merepresentasikan jumlah tweet berlabel sentimen positif, negatif, dan netral. Ini memudahkan analisis dominasi atau distribusi sentimen dalam dataset. Dan wordcloud digunakan untuk menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam setiap sentimen, di mana frekuensi kemunculan ditandai dengan ukuran font yang lebih besar (Hamka & Ratna Sari, 2022).

Tahapan akhir untuk melatih metode Naïve Bayes dengan ekstraksi fitur Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dimulai dengan ekstraksi data yang telah diberi label sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan TF-IDF untuk mengubah teks menjadi representasi numerik. Term Weighting ialah proses dihitungnya bobot tiap kata sehingga diketahui kesamaan suatu kata pada dokumen (Wijaya et al., 2021). Salah satu metode ekstraksi fitur yang paling banyak digunakan ialah *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). TF-IDF adalah statistik angka yang menerangkan seberapa penting sebuah kata dalam dokumen. Metode ini dapat digunakan di berbagai bidang subjek termasuk pengindeksan teks serta klasifikasi teks. Metode ini sering digunakan sebagai faktor pembobot dalam text mining dengan cara memberikan bobot hubungan suatu kata terhadap dokumen. Pembobotan kata bertujuan untuk memberikan nilai pada suatu kata sehingga bisa dijadikan input pada proses klasifikasi (Fauziah A, 2023). TF-IDF terdiri atas dua statistik yakni TF serta IDF. TF didefinisikan sebagai berapa kali istilah muncul dalam dokumen. Berikut persamaan 2 dari TF yang digunakan dalam penelitian ini.

$$tf_{x,d} = count(x, d)$$

Dimana :

x = Kata

d = Dokumen

*Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Generasi Z Dalam Dunia Kerja Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes, Vita Amalia Herlinda*1, Christian Sri Kusuma2, Didih Rizki Chandranegara3*

4

$tf_{x,d}$ = Frekuensi banyaknya kata x yang muncul dalam dokumen d

IDF adalah bobot statistik yang digunakan untuk mengukur pentingnya istilah dalam sekumpulan dokumen teks. Fitur IDF digabungkan untuk meminimalisir bobot istilah yang sering muncul dalam kumpulan dokumen serta meningkatkan bobot istilah yang jarang muncul dengan persamaan 3 berikut.

$$idf_x = \log \frac{N}{d_x}$$

Dimana :

N = Total dokumen

d_x = Dokumen yang mengandung kata x

Kemudian TF-IDF dihitung untuk tiap kata. Berikut dengan persamaan 4.

$$W_{x,d} = tf_{x,d} \times idf_{x,d}$$

Dimana :

$tf_{x,d}$ = Frekuensi banyaknya x kata yang muncul dalam dokumen d

$idf_{x,d}$ = Frekuensi banyaknya x kata yang muncul di dokumen d

$W_{x,d}$ = nilai TF-IDF (bobot dokumen ke- d terhadap kata ke- x)

Selanjutnya, data disesuaikan dengan standarisasi menggunakan StandardScaler guna memastikan nilai rata-rata nol dan standar deviasi satu. Untuk menangani ketidakseimbangan data, diterapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan jumlah data kelas minoritas dengan kelas mayoritas. Data kemudian dibagi menjadi data latih dan uji dengan perbandingan 70:30, yang terbukti optimal dalam penggunaan lexicon. Evaluasi model Naïve Bayes dilakukan menggunakan confusion matrix dan classification report untuk mengukur performa model secara menyeluruh. Dalam text mining, Naïve Bayes adalah metode klasifikasi yang digunakan untuk analisis sentimen. Ini adalah salah satu metode klasik terkenal yang telah banyak digunakan untuk kategorisasi teks karena memiliki struktur sederhana dan tingkat efektivitas yang tinggi (Wikarsa et al., 2022). Berikut adalah persamaan 5 yang digunakan.

$$P(c|x) = P \frac{P(x|c) P(c)}{P(x)}$$

Dimana:

$P(c|x)$ = *Posterior* ialah peluang kelas c ketika terdapat kemunculan kata x

$P(w|c)$ = *Likelihood* ialah peluang sebuah kata x terhadap kelas c

$P(c)$ = *Prior* ialah peluang munculnya kelas c

$P(w)$ = *Evidence* ialah peluang munculnya kata x

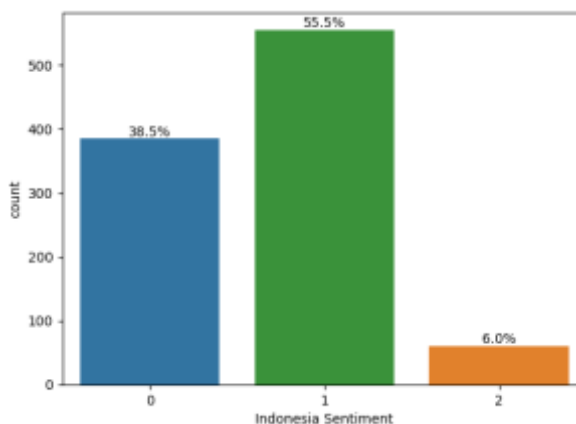
3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Data yang diperoleh dari hasil crawling dengan kata kunci utama "kerja gen z" dalam bahasa Indonesia dari tahun 2020 hingga 2024 mencakup 1000 data tweet, yang telah melalui proses awal pembersihan manual untuk memilih tweet yang relevan. Setelah itu, dilakukan tahapan preprocessing dataset untuk membersihkan data dari berbagai faktor yang dapat mengurangi kualitasnya, seperti case folding, pembersihan (cleaning), tokenisasi, normalisasi, stemming, dan penghapusan stopword. Hasil tahapan preprocessing data ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1 . Hasil Preprocessing Data

	Sebelum	Sesudah
Case Folding	Kadang saya bingung sama gen z ini kalo soal teknologi update-update info terbaru mereka paling tau tapi kalo disuruh kerja kok lama dan cengeng baget.	kadang saya bingung sama gen z ini kalo soal teknologi update update info terbaru mereka paling tau tapi kalo disuruh kerja kok lama dan cengeng baget.
Cleaning dan Tokenizing	kadang saya bingung sama gen z ini kalo soal teknologi update update info terbaru mereka paling tau tapi kalo disuruh kerja kok lama dan cengeng baget.	[kadang,saya,bingung,sama,gen,z, ini,kalo,soal,teknologi,update,update, info,terbaru,mereka,paling,tau,tapi,kalo, disuruh,kerja,kok,lama,dan,cengeng,baget]
Normalization	[kadang,saya,bingung,sama,gen,z, ini,kalo,soal,teknologi,update,update, info,terbaru,mereka,paling,tau,tapi,ka lo,disuruh,kerja,kok,lama,dan, cengeng,baget]	[kadang,saya,bingung,sama, gen,z,ini,kalau,soal,teknologi, perbarui,perbarui,informasi,terbaru, mereka,paling,tahu,tapi,kalau,disuruh, kerja,kok,lama,dan,cengeng,banget].
Stemming	[kadang,saya,bingung,sama, gen,z,ini,kalau,soal,teknologi, perbarui,perbarui,informasi,terbaru, mereka,paling,tahu,tapi,kalau,disuruh ,kerja,kok,lama,dan,cengeng,banget]	[kadang,saya,bingung,sama,gen, z,ini,kalau,soal,teknologi,baru, baru,informasi,baru,mereka,paling, tahu,tapi,kalau,suruh,kerja,kok,lama, dan,cengeng,banget].
Filtering stopword	[kadang,saya,bingung,sama,gen, z,ini,kalau,soal,teknologi,baru, baru,informasi,baru,mereka,paling, tahu,tapi,kalau,suruh,kerja,kok,lama, dan,cengeng,banget].	[kadang,bingung,gen,z,teknologi, informasi,suruh,kerja,cengeng,banget].

Setelah melalui tahapan preprocessing data yang telah dibersihkan, langkah selanjutnya adalah melakukan klasifikasi sentimen menggunakan kamus *lexicon Inset* (Indonesia Sentiment). Hasil analisis menunjukkan bahwa kecenderungan sentimen masyarakat terhadap generasi Z dalam dunia kerja adalah negatif sebesar 55.5%, diikuti dengan sentimen positif sebesar 38.5%, dan sentimen netral sebesar 6.0%. Hasil ini mengindikasikan bahwa sebagian besar teks yang diambil dari sumber data menunjukkan sentimen negatif. Analisis ini memberikan gambaran yang relevan tentang pandangan masyarakat terhadap generasi Z dalam konteks lingkungan kerja. Dengan tampilan barchart yang ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Barchart Distribusi Label Lexicon

Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Generasi Z Dalam Dunia Kerja Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes, Vita Amalia Herlinda*1, Christian Sri Kusuma2, Didih Rizki Chandranegara3



Gambar 5. WordCloud Sentimen Netral

Berdasarkan visualisasi WordCloud sentimen netral di atas, terdapat 3 kata kunci yang menonjol: "anak", "kerja", dan "healing". Kata "anak" dalam konteks Generasi Z yang merasa akan selalu diberi dukungan finansial oleh orang tua mereka, mencerminkan pengakuan atas realitas bahwa mereka memiliki jaringan pengaman keuangan dari orang tua, sehingga mereka merasa lebih aman. Kata "kerja" mengacu pada masuknya Generasi Z ke dalam dunia kerja, menunjukkan adaptasi mereka terhadap lingkungan kerja yang baru. Sedangkan kata "healing" menunjukkan bahwa Generasi Z sangat menyukai healing dan menjadi kebutuhan wajib.

Tahapan akhir adalah evaluasi metode Naïve Bayes yang meliputi penggunaan SMOTE untuk menyeimbangkan data, standardisasi, dan pembagian data menjadi perbandingan 70:30. Hasil evaluasi ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Tabel 2. Classification Report

	Precision	Recall	F1-Score
0	69%	70%	69%
1	72%	58%	64%
2	84%	100%	91%

Hasil klasifikasi sentimen yang diperoleh menunjukkan perbedaan kinerja model pada tiap kelas sentimen. Nilai precision untuk sentimen positif (0) adalah 69%, sedangkan untuk sentimen negatif (1) adalah 72%, dan untuk sentimen netral (2) adalah 84%. Hal ini mengindikasikan bahwa model lebih tepat dalam memprediksi tweet yang bersifat netral dibandingkan dengan yang bersifat positif atau negatif. Kemudian, recall untuk sentimen positif adalah 70%, sedangkan untuk sentimen negatif adalah 58%, dan untuk sentimen netral adalah 100%. Nilai recall yang tinggi pada sentimen netral menunjukkan bahwa hampir semua tweet netral berhasil diidentifikasi dengan benar, sementara recall yang lebih rendah pada sentimen negatif menunjukkan bahwa banyak tweet negatif tidak terdeteksi oleh model dan mungkin diklasifikasikan sebagai positif atau netral.

F1-score, yang merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall, menunjukkan nilai 69% untuk sentimen positif 64% untuk sentimen negatif, dan 91% untuk sentimen netral. Nilai F1-score yang tertinggi pada sentimen netral menunjukkan bahwa model paling baik dalam mengidentifikasi tweet netral. Sebaliknya, nilai F1-score yang lebih rendah pada sentimen negatif mengindikasikan adanya ketidakseimbangan antara precision dan recall pada kelas ini, yang disebabkan oleh variasi dalam cara orang menyampaikan sentimen negatif yang lebih kompleks dan beragam.

Akurasi keseluruhan model adalah 76%, yang menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan 76% tweet dengan benar. Meskipun akurasi ini cukup baik, analisis lebih lanjut

1 Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Generasi Z Dalam Dunia Kerja Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes, Vita Amalia Herlinda*1, Christian Sri Kusuma2, Didih Rizki Chandranegara3

8

terhadap metrik precision, recall, dan F1-score menunjukkan bahwa performa model tidak merata di semua kelas sentimen. Penyebab perbedaan hasil klasifikasi ini antara lain penggunaan lexicon INSET untuk pelabelan sentimen, yang mungkin tidak mencakup semua variasi bahasa yang digunakan di Twitter, terutama dalam kasus tweet negatif yang mungkin menggunakan bahasa sarkastik, slang, atau ironi yang sulit ditangkap oleh lexicon yang berdasarkan kamus daftar kata-kata dengan nilai sentimen tertentu, mungkin tidak mampu menangkap konteks dan nuansa ini secara akurat. Oleh karena itu, meskipun model Naïve Bayes dan penggunaan lexicon INSET memberikan hasil yang cukup baik, terdapat keterbatasan dalam menangkap variasi dan kompleksitas bahasa yang digunakan di Twitter. Dilakukan juga pengujian dengan menggunakan confusion matrix dengan konsep cross validation dengan percobaan 5-fold. Untuk hasil pengujian ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Tabel 3. Cross Validation K-fold

Cross Validation 5-Fold	Accuracy
K=1	75%
K=2	79%
K=3	77%
K=4	77%
K=5	77%

3.1. Pengujian pengaruh fitur stopwords

Pengujian kali ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh filtering stopwords pada hasil klasifikasi proses preprocessing tanpa menggunakan fitur stopwordslist bahasa indonesia yang ditunjukkan pada tabel 3.

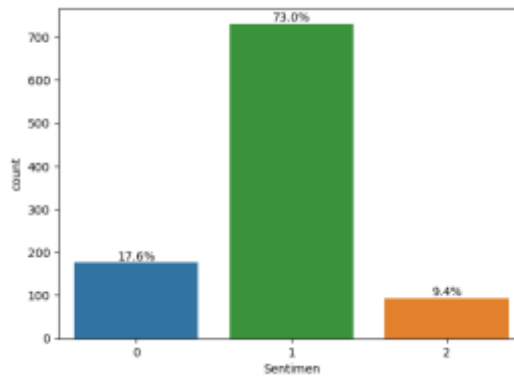
Tabel 4. Uji Pengaruh fitur stopwords

Pengujian	Dengan fitur stopwords	Tanpa fitur stopwords
Accuracy	76%	96%
Precision	75%	96%
Recall	76%	96%
F1-Score	75%	96%

Berdasarkan hasil pengujian diatas yang ditunjukkan tabel, hasil klasifikasi dengan menggunakan fitur stopwordslist bahasa indonesia menghasilkan akurasi 76%, precision 75%, recall 76% dan f1-score 75%. Hasil tersebut lebih rendah dibandingkan klasifikasi tanpa menggunakan fitur stopwords dengan nilai akurasi 96%, precision 96%, recall 96%, dan f1-score 96%. Ini karena penggunaan fitur stopwords dapat menghilangkan beberapa kata atau term bersentimen dari hasil fitur lexicon-based karena terdapat pada stopwords.

3.2 Pengujian pelabelan manual

Hasil pengujian ini bertujuan untuk membandingkan akurasi metode Naïve Bayes dalam klasifikasi teks dengan menggunakan dua pendekatan pelabelan data yang berbeda. Dalam pengujian ini, data teks dilabeli secara manual, dan digunakan data splitting dengan rasio 80:20 karena merupakan pembagian data yang terbaik untuk data teks yang dilakukan secara manual.



Gambar 6. Barchart Distribusi label maual

Berdasarkan visualisasi bar chart diatas dapat diketahui bahwa pelabelan manual tertinggi adalah label sentimen negatif (1) sebanyak 73%, disusul sentimen positif (0) 17.6% dan netral (2) 9.4%. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar tweet dari Generasi Z dalam dunia kerja cenderung memiliki sentimen negative seperti pada dataset dengan pelabelan lexicon. Dan berikut adalah hasil klasifikasi menggunakan metode naïve bayes dataset manual tanpa fitur stopwords dan dengan fitur stopwords dengan label manual.

Tabel 5. Perbandingan classification report pelabelan lexicon dan manual

	Label Lexicon		Label Manual	
	Stopword	Tanpa stopword	Stopword	Tanpa stopword
Accuray	76%	96%	87%	90%
Precision	75%	96%	88%	91%
Recall	76%	96%	86%	90%
F1-Score	75%	96%	86%	89%

Dari table diatas, terlihat bahwa pelabelan manual memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan pelabelan lexicon ketika stopwords digunakan, yaitu 87% berbanding 76%. Namun, ketika stopwords dihilangkan, akurasi pelabelan lexicon meningkat drastis hingga mencapai 96%, melampaui akurasi pelabelan manual yang mencapai 90%. Hal ini menunjukkan bahwa pelabelan manual lebih stabil dan cenderung memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan pelabelan lexicon saat menggunakan stopwords. Akan tetapi, pelabelan lexicon mampu mencapai akurasi yang sangat tinggi ketika stopwords dihilangkan, menandakan bahwa model berbasis lexicon sangat sensitif terhadap penggunaan stopwords dan dapat memanfaatkan variasi term yang lebih luas untuk meningkatkan akurasinya.

4. Kesimpulan

Pada eksperimen yang dilakukan oleh peneliti, ditemukan bahwa pelabelan lexicon, yang bergantung pada kamus *inset lexicon* bahasa Indonesia, memiliki akurasi yang rendah dibanding pelabelan manual. Hal ini disebabkan karena lexicon cenderung kurang sensitif terhadap nuansa dan konteks dalam teks yang kompleks, sehingga tidak mampu menangkap ekspresi sentimen dengan akurat seperti yang dapat dilakukan oleh pelabelan manual.

Selain itu, fitur stopwords memainkan peran penting dalam peningkatan kinerja model. Penghapusan stopwords memungkinkan model untuk mempertimbangkan setiap kata dalam teks secara lebih komprehensif, termasuk kata-kata yang mungkin diabaikan dalam analisis sentimen.

*Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Generasi Z Dalam Dunia Kerja Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes, Vita Amalia Herlinda*1, Christian Sri Kusuma2, Didih Rizki Chandranegara3*

10

Beberapa kata stopwords mungkin mengandung informasi yang bermanfaat dalam konteks tertentu, yang dapat membantu model dalam memahami dan mengklasifikasikan sentimen dengan lebih baik. Oleh karena itu, ketika fitur stopwords dihapus, model memiliki akses lebih baik ke informasi ini, yang mengarah pada peningkatan akurasi dalam klasifikasi sentimen.

Refrensi

- Dewi, A. P., & Delliana, S. (2020). Self Disclosure Generasi Z Di Twitter. *Ekspresi Dan Persepsi : Jurnal Ilmu Komunikasi*, 3(1), 62–69. <https://doi.org/10.33822/jep.v3i1.1526>
- Fauziah A. (2023). *ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN INSET LEXICON PADA TWITTER (Studi Kasus: Mie Gacoan)*.
- Gaidhani, S., Arora, L., Kumar Sharma, B., & Professor, A. (2019). Understanding the Attitude of Generation Z Towards Workplace. *International Journal of Management, Technology And Engineering*, IX(I), 2804–2812. <https://www.researchgate.net/publication/331346456>
- Hamka, M., & Ratna Sari, D. (2022). Analisis Sentimen Dan Information Extraction Pembelajaran Daring Menggunakan Pendekatan Lexicon. *Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi*, 3(1), 21–32. <https://doi.org/10.46576/djtechno.v3i1.2194>
- Indrawan, I. G. A., & Dewi, D. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Presidensi G20 2022 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes. *KLIK: Kajian Ilmiah*, 4(1), 553–561. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i1.1104>
- McKinsey Explainers. (2023). What Is Gen Z? *McKinsey & Company*, March 2023, 5.
- Rachmawati, D. (2019). Proceeding Indonesia Career Center Network Summit IV e-Welcoming Gen Z in Job World (Selamat Datang Generasi Z di dunia kerja). *Proceeding Indonesia Career Center Network Summit IV*, 21–24.
- Singh, A. P., & Dangmei, J. (2016). Understanding the Generation Z: the Future Workforce. *South -Asian Journal of Multidisciplinary Studies*, July.
- Wijaya, T. N., Indriati, R., & Muzaki, M. N. (2021). Analisis Sentimen Opini Publik Tentang Undang-Undang Cipta Kerja Pada Twitter. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 3(2), 78–83. <https://doi.org/10.37905/jjee.v3i2.10885>
- Wikarsa, L., Angdresey, A., & Kapantow, J. D. (2022). Pendekatan Hybrid Menggabungkan Pendekatan Lexicon-Based Untuk Ekstraksi Fitur Dan Machine Learning Klasifikasi. *Jurnal Ilmiah Realtech*, 18(1), 15–24.

Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Generasi Z Dalam Dunia Kerja Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes, Vita Amalia Herlinda*1, Christian Sri Kusuma2, Didih Rizki Chandranegara3