



ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PERMENDIKBUD RISTEK NOMOR 30 TAHUN 2021 PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN METODE LEXICON-BASED DAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES

Kurniyatul Ainiyah ¹⁾, Khadijah Fahmi Hayati Holle ²⁾

¹ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim

² Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim

email: ¹ 18650088@student.uin-malang.ac.id, ² khadijah.holle@uin-malang.ac.id

ARTICLE INFO

Article History:

Received : 22 December 2021

Accepted : 20 June 2022

Published : 30 June 2022

Keywords:

Sentiment Analysis

Kekerasan Seksual

Lexicon-Based

Multinomial Naïve Bayes

Permendikbud

IEEE style in citing this article:

K. Ainiyah and K. F. H. Holle, "Analisis Sentimen Terhadap Permendikbud Ristek Nomor 30 Tahun 2021 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Lexicon-Based Dan Multinomial Naïve Bayes", *Jurnal.ilmiah.informatika*, vol. 7, no. 1, pp. 29-40, Jun. 2022.

Corresponding Author:

Kurniyatul Ainiyah

Universitas Islam Negeri

Maulana Malik Ibrahim

Malang

ABSTRACT

Regulation of the Minister of Education, Culture, Research, and Technology (Permendikbud Ristek) Number 30 of 2021 was launched as a form of government efforts in the context of preventing and handling sexual violence in universities. However, it turns out that this regulation has generated various reactions from the community, most of them support it while others reject the ratification of this regulation. Technological developments that occur today encourage people to write their opinions on social media, one of which is Twitter. Tweets discussing this rule can be used to gauge public sentiment. However, considering the number of tweets, the classification process will be difficult to do manually, so it requires a computational system that can automatically classify the sentiments of the existing tweets. From these problems, a system is designed to perform sentiment analysis using the lexicon-based method and Multinomial Naïve Bayes. The results of this sentiment measurement can be useful as data analysis material for the Ministry of Education and Culture, Research and Technology in making decisions regarding this rule. The purpose of this research is to measure the value of accuracy, precision, recall, and f-measure in sentiment analysis using lexicon-based and Multinomial Naïve Bayes methods. The measurement results obtained using a dataset of 470 data are the accuracy value of 71.28%, precision of 70.10%, recall of 78%, and f-measure value of 74.29%.

1. PENDAHULUAN

Media sosial menjadi tempat yang tepat bagi orang-orang untuk mengekspresikan perasaan, pendapat tentang suatu topik, acara, atau produk tertentu. Terutama di negara-negara berkembang dengan tingkat pertumbuhan yang tinggi dari penetrasi internet, semakin banyak orang telah mengadopsi media sosial untuk berkomunikasi satu sama lain, berbagi pendapat mereka, dan mendengarkan pandangan orang lain [1]. Hingga Januari 2021 pengguna media sosial aktif di Indonesia sebanyak 170 juta atau dalam persentase sebesar 61,8% dari jumlah penduduk [2]. Salah satu media sosial yang banyak diminati masyarakat Indonesia adalah twitter. Indonesia menjadi negara ke-enam pengguna twitter terbanyak di dunia, mengalahkan Turki dan Thailand. Hingga bulan Oktober 2021, tercatat jumlah pengguna twitter di Indonesia sebanyak 17,55 juta pengguna [3]. Semakin banyak pengguna twitter tentunya berbanding lurus dengan banyaknya *tweet* yang dibuat dan diunggah setiap harinya. Selain banyaknya pengguna, pemilihan Twitter sebagai sumber data pada penelitian ini disebabkan karena opini yang dibahas pengguna Twitter selalu *update* dan cepat [4].

Salah satu topik pembicaraan masyarakat di Twitter akhir-akhir ini adalah mengenai kekerasan seksual di kampus. Banyak kasus yang terungkap membuat pemerintah khususnya Kemendikbud ristek mengesahkan Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi (Permendikbud Ristek) nomor 30 tahun 2021 yang berfungsi sebagai payung hukum untuk setiap kasus kekerasan seksual yang terjadi di lingkungan perguruan tinggi. Peraturan ini diluncurkan sebagai bentuk upaya

pemerintah dalam rangka pencegahan dan penanganan kekerasan seksual (PPKS) di lingkungan perguruan tinggi [5]. Sebagian besar masyarakat Indonesia menyambut baik disahkannya peraturan ini. Namun, tidak sedikit pula yang menyatakan penolakan, hal ini karena terdapat pasal di dalam peraturan ini yang dinilai dapat melegalkan praktik seks bebas. Opini-opini yang ditulis ke dalam bentuk *tweet* ini dapat digunakan untuk mengukur sentimen masyarakat terhadap permendikbud ristek tersebut. Hasil pengukuran sentimen ini nantinya juga dapat digunakan sebagai bahan analisis data bagi Kemendikbud ristek dalam melakukan pengambilan keputusan terkait peraturan ini dan peraturan-peraturan yang akan disahkan selanjutnya.

Analisis sentimen menggunakan media sosial adalah segmen yang muncul dan berkembang pesat dalam memahami pendapat orang tentang peristiwa sehari-hari [6]. Pemilihan media sosial Twitter dalam analisis sentimen juga dikarenakan sifat dari *tweet* yang dibuat pengguna singkat dan *to the point* membahas suatu topik, hal ini karena setiap *tweet* pengguna dibatasi 280 karakter sehingga dapat menjelaskan sentimen dengan cepat [1]. Sentimen masyarakat ini nantinya akan diklasifikasi ke dalam kelas positif dan negatif. Banyaknya data berupa teks *tweet* yang ada akan membuat proses klasifikasi teks *tweet* membutuhkan waktu yang lama jika dilakukan secara manual [7]. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dirancang sebuah sistem komputasi yang dapat melakukan klasifikasi sentimen secara otomatis dengan menggunakan metode *lexicon-based* dan Multinomial Naïve Bayes.

Kelebihan metode *lexicon* ini adalah tidak memerlukan korpus pelatihan dalam melakukan kategorisasi sentimen [8]. Penggunaan metode *lexicon* dalam melakukan analisis sentimen memiliki akurasi yang rendah dibandingkan

dengan metode *learning*, namun dalam penerapan metode *learning* membutuhkan pelabelan yang dilakukan secara manual [9]. Oleh karena itu, untuk meningkatkan akurasi yang diperoleh, serta menghindari proses pelabelan yang harus dilakukan secara manual, dalam penelitian ini akan menggabungkan dua jenis metode pendekatan untuk melakukan analisis sentimen. Tujuan dari penelitian ini adalah mengukur nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure* pada analisis sentimen terhadap Permendikbud Ristek Nomor 30 Tahun 2021 dengan menggunakan metode *lexicon-based* dan Multinomial Naïve Bayes.

Penelitian terkait yang berkaitan dengan analisis sentimen di antaranya dilakukan dalam [11]. Penelitian ini menggabungkan metode *lexicon-based* dengan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dalam melakukan analisis sentimen terhadap topik dompet elektronik. *Lexicon-based* digunakan digunakan untuk melakukan klasifikasi *tweet* kedalam kelas positif dan negatif. Terdapat tiga dataset yang digunakan yaitu, data mengenai OVO sebanyak 357 *tweet*, GOPAY sebanyak 337 *tweet*, dan LinkAja sebanyak 255 *tweet*. Pengujian dilakukan menggunakan metode KNN dengan pengukuran akurasi menggunakan *confusion matrix*. Hasilnya menunjukkan nilai akurasi tertinggi diperoleh untuk dataset GOPAY, yaitu sebesar 94,05%.

Selanjutnya penggabungan dua jenis pendekatan dalam melakukan analisis sentimen juga dilakukan dalam [12]. Dalam penelitian ini, penentuan kelas negatif dan positif dengan menggunakan *lexicon-based* telah menggunakan kamus *lexicon* berisi lebih dari 10.000 kata yang tersedia dengan nilai polaritasnya (baik positif maupun negatif). selain itu, dalam tahapan *preprocessing*, dilakukan beberapa teknik NLO seperti *tokenizing*, *stemming*, penghapusan *stopword*, dan *post tagging*

dengan penanda POS Stanford. Hasilnya adalah metode *lexicon* yang digabung dengan metode Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 97,3%, lebih nggul jika dibandingkan dengan metode lain seperti SVM (71%), ANN (85%) dan *Deep Learning* (83,63%).

Penelitian mengenai analisis sentimen dengan menggunakan *lexicon-based* juga dilakukan [9]. Pendekatan *lexicon-based* yang digunakan dalam penelitian ini adalah SentiWordNet yang memiliki keterbatasan hanya dapat digunakan untuk data berbahasa Inggris. Oleh karena itu, data yang digunakan dalam penelitian ini harus diterjemahkan dulu ke dalam bahasa Inggris. Klasifikasi dilakukan ke dalam tiga kelas yaitu positif, negatif, dan netral, hasilnya akurasi yang diperoleh sebesar 0,68.

Penelitian yang dilakukan [13] menyatakan bahwa klasifikasi dengan *learning based* memiliki hasil akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan *lexicon-based*. Dalam analisis ini, peneliti membandingkan enam metode klasifikasi sentimen yang berbeda. Tiga pendekatan *supervised machine learning* yaitu SVM, Gradient Boosting, dan algoritma Linear Regression, dan tiga teknik *lexicon-based* yaitu VADER, Pattern, dan SentiWordNet untuk menganalisis kumpulan data ulasan Amazon. Beberapa teknik NLP yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya adalah penghapusan *stopwords*, lemmatisasi kata, dan vektorisasi TF-IDF. Hasilnya menunjukkan di antara keenam model tersebut, algoritma LR merupakan pengklasifikasi terbaik secara keseluruhan dengan akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1 tertinggi. Sedangkan diantara tiga teknik *lexicon-based*, model *lexicon* VADER memiliki skor tertinggi untuk semua metrik. Kedua kelompok algoritma berkinerja lebih baik dalam mengklasifikasikan kelas positif, namun

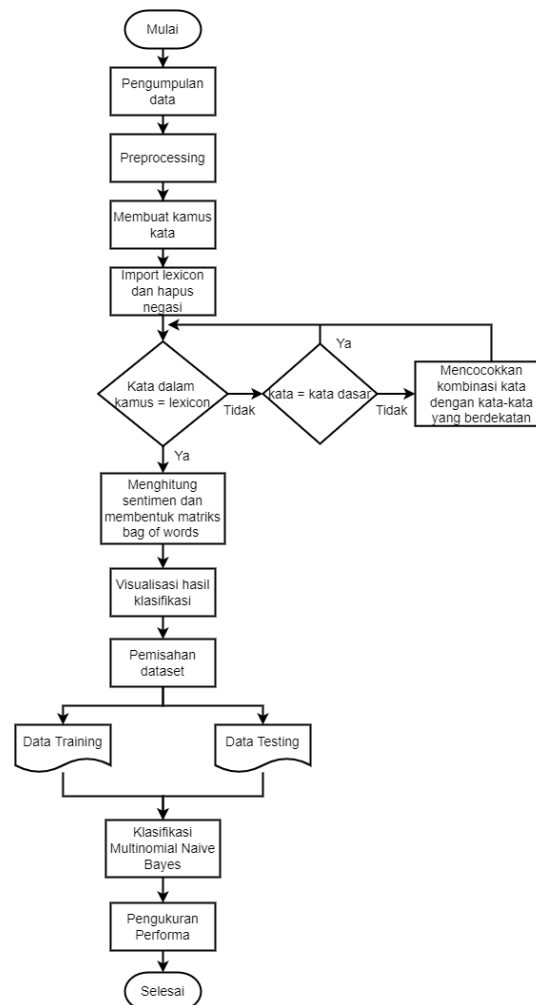
berkinerja lebih buruk dalam mengklasifikasikan kelas negatif.

Analisis sentimen dengan menggunakan Multinomial Naïve Bayes sebelumnya pernah dilakukan dalam [14]. Dalam penelitian ini terdapat tiga metode *supervised learning* yang digunakan untuk klasifikasi *review* pelanggan restoran ke dalam kelas positif dan negatif, yaitu Multinomial Naïve Bayes, Random Forest

dan Decision Tree. Hasilnya menunjukkan metode Multinomial Naïve Bayes lebih unggul dibandingkan dengan 2 metode lainnya dengan nilai akurasi yang didapatkan untuk *6-fold cross validation* sebesar 80,48%.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan ditunjukkan pada gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Metode Analisis Sentimen

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dengan cara *crawling* menggunakan Twitter API. *Crawling* dilakukan untuk teks *tweet* berbahasa Indonesia dengan *keyword* #permendikbud30 dan kekerasan seksual di kampus.

2.2 Preprocessing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan data *tweet* agar dapat digunakan pada proses selanjutnya. Beberapa tahapan *preprocessing* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *cleansing*, *tokenizing*, *replace slangword* dan *stopword removal*. Dalam tahap *cleansing* akan dilakukan penghapusan kata RT, tanda baca, *username*, penghapusan *tag*, *url*,

serta simbol-simbol yang tidak penting dalam *tweet*. Selain itu, dalam *cleansing* terdapat proses mengubah setiap karakter menjadi huruf kecil atau *case folding*. Proses selanjutnya adalah *tokenizing* yaitu memisahkan kalimat menjadi potongan kata berdasarkan spasi. Setelah itu, *replace slang word* yaitu mengganti penggunaan kata dalam bahasa gaul menjadi kata baku dengan menggunakan kamus *slang word*. Setelah itu, proses penghapusan kata *stopword*, kata-kata yang dihapus adalah kata yang bersifat umum dan tidak berkaitan dengan topik penelitian. Kamus *slangword* dan *stopword* dapat diakses pada [link berikut](https://github.com/louisowen6/NLP_bahasa_resources) https://github.com/louisowen6/NLP_bahasa_resources.

2.3 Import Lexicon dan Hapus Negasi

Proses *labelling* dengan menggunakan metode *lexicon-based* dalam tahap ini adalah dengan menggunakan kamus *lexicon* untuk bahasa Indonesia. Kamus *lexicon* ini berisi daftar kata-kata beserta nilai sentimennya, kamus yang digunakan dalam penelitian ini dapat diakses pada <https://github.com/fajri91/InSet>. Selain itu, dilakukan juga penghapusan negasi, dalam analisis sentimen kata negasi dapat membalikkan nilai polaritas dari kata.

2.4 Menghitung Sentimen dan Membuat Bag of Words Matrix

Perhitungan nilai sentimen diawali dengan membuat pengecekan apakah kata ditemukan dalam kamus *lexicon* atau tidak. Jika iya, maka akan langsung dihitung nilai sentimennya dan akan dimasukkan ke dalam matriks *bag of words*. Namun jika kata tersebut tidak ada dalam kamus, maka akan dilakukan proses *stemming* yaitu mengubah kata menjadi kata dasar. *Stemming* dilakukan dengan menggunakan salah satu *library* dalam *python* yaitu *Sastrawi*. Setelah melewati *stemming* namun ternyata kata masih tidak

ditemukan di dalam kamus, maka sistem akan mencoba untuk mengkombinasikan kata tersebut dengan kata-kata yang berdekatan atau mirip. Terakhir, jika ditemukan kata baru, maka akan dimasukkan juga ke dalam matriks *bag of words*. Penentuan kelas klasifikasi didasarkan dari hasil perhitungan sentimen yang telah dilakukan, jika hasil perhitungan sentimen < 0 maka akan diklasifikasi ke dalam kelas negatif. Begitu pula sebaliknya, jika sentimen bernilai > 0 maka akan masuk ke dalam kelas positif.

2.5 Visualisasi Data

Visualisasi data dilakukan untuk melihat perbandingan jumlah data yang berada pada masing-masing kelas dengan menggunakan histogram. Visualisasi data juga dapat berupa *word cloud* digunakan untuk melihat kata apa saja yang paling sering muncul dalam dataset. Semakin sering kata tersebut muncul, maka semakin besar ukurannya di dalam *word cloud*.

2.6 Pemisahan Dataset

Dataset yang tersedia akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 8:2. Data *training* akan digunakan dalam pembentukan model klasifikasi dengan metode multinomial naïve bayes. Sedangkan data *testing* akan digunakan di dalam sistem untuk menguji model klasifikasi yang telah berhasil dibuat.

2.7 Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naïve Bayes Classifier adalah metode *supervised learning* yang menggunakan konsep probabilitas dan berfokus pada kasus klasifikasi teks. Metode ini mengikuti prinsip distribusi multinomial dalam probabilitas bersyarat [15]. Meskipun menggunakan distribusi multinomial, algoritma ini dapat diterapkan pada kasus teks dengan mengkonversi ke bentuk nominal yang

dapat dihitung dengan nilai integer [16]. Perhitungan probabilitas dilakukan dengan persamaan 1 berikut.

$$P(c|d) \propto P(c) \prod_{1 \leq k \leq n_d} P(t_k|c) \quad (1)$$

Di mana $P(t_k|c)$ adalah peluang bersyarat dari kata yang muncul dalam dokumen yang memiliki kelas c . Dalam persamaan di atas $P(t_k|c)$ adalah peluang kemungkinan di kelas c . Sedangkan $P(c)$ adalah probabilitas *prior* dokumen muncul di kelas c . Penentuan kelas dilakukan dengan membandingkan hasil probabilitas *posterior* yang diperoleh, kelas dengan probabilitas *posterior* terbesar adalah kelas yang dipilih sebagai hasil klasifikasi. Selanjutnya, perhitungan probabilitas *prior* dapat dilakukan dengan persamaan 2 berikut.

$$P(c) = \frac{N_c}{N} \quad (2)$$

Di mana N_c adalah jumlah dari kategori c , sedangkan N adalah jumlah dari semua kategori. Persamaan untuk menghitung probabilitas *likelihood* ditunjukkan oleh persamaan 3 berikut.

$$P(t_k|c) = \frac{T_{tc}}{\sum_{t \in V} T_{ct}'} \quad (3)$$

Di mana T_{tc} adalah jumlah kemunculan kata t dalam dokumen kelas c , dan $\sum_{t \in V} T_{ct}'$ adalah jumlah kemunculan semua kata di kelas c .

2.8 Evaluasi Pengukuran

Skenario pengujian dalam penelitian ini terbagi menjadi 3. Skenario pertama, pengujian dilakukan terhadap model yang dibentuk dengan penggabungan dua jenis metode yaitu *lexicon-based* dan Multinomial Naïve Bayes. Skenario kedua dilakukan terhadap model klasifikasi yang telah dibuat dengan menggunakan metode *lexicon-based*. Skenario terakhir yaitu pengujian dilakukan pada model klasifikasi dengan menggunakan metode Multinomial Naïve Bayes.

Tiga skenario tersebut nantinya akan dilakukan pengukuran kinerja model klasifikasi dengan menggunakan 4 parameter yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure*. Parameter-parameter tersebut akan dihitung dengan menggunakan *confusion matrix* yang dapat diamati pada tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas Sebenarnya	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Dari tabel 1 di atas, maka persamaan yang digunakan untuk menghitung setiap parameter evaluasi dituliskan pada persamaan 4, 5, 6, dan 7 di bawah ini.

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

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (6)$$

$$F - Measure = \frac{(2 \times Presisi \times Recall)}{(Presisi + Recall)} \quad (7)$$

Di mana, TP (*True Positive*): jumlah prediksi benar bahwa yang diprediksi adalah kelas positif.

TN (*True Negative*): jumlah prediksi benar bahwa yang diprediksi adalah kelas negatif.

FP (*False Positive*): jumlah prediksi salah, kelas sebenarnya negatif namun hasil prediksi positif.

FN (*False Negative*): jumlah prediksi salah, kelas sebenarnya positif namun hasil prediksi negatif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang berhasil diperoleh dari hasil *crawling* dengan Twitter API adalah sebanyak 2765 *tweet*. Namun, setelah melewati proses penghapusan data *duplicate* jumlah data yang tersisa dan akan digunakan untuk proses selanjutnya adalah sebanyak 470 *tweet*. Kumpulan data tersebut kemudian akan melewati proses *preprocessing*, contoh hasil *preprocessing* data ditunjukkan pada tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Preprocessing Data

Sebelum Preprocessing	Setelah Preprocessing
@bertanyarl Ya brarti permendikbud 30 bagus buat ngurusin kasus kekerasan seksual di kampus. Buktinya para korban banyak yang berani speak up, lapor ke pihak kampus/berwenang.	brarti permendikbud bagus ngurusin kasus kekerasan seksual kampus buktinya korban berani speak up lapor kampus berwenang

Selanjutnya, data yang sudah bersih dapat ditampilkan dalam bentuk *word*

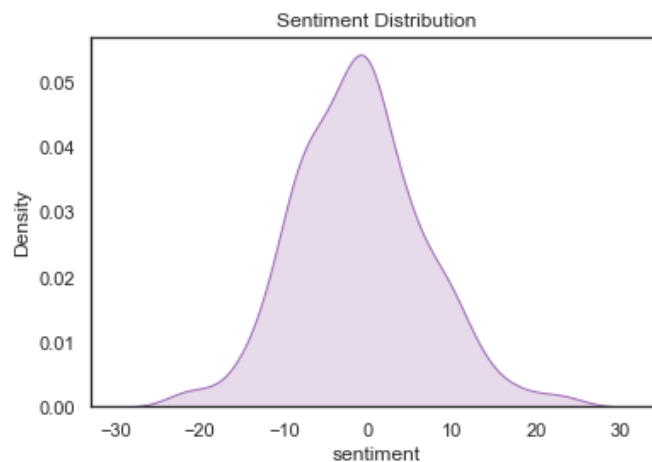
cloud yang ditunjukkan pada gambar 2 berikut.



Gambar 2. Word Cloud

Berdasarkan gambar 2 di atas, diketahui bahwa tiga kata yang paling sering muncul di dalam dataset adalah “kekerasan”, “kampus”, dan “seksual”. Proses selanjutnya adalah menghitung

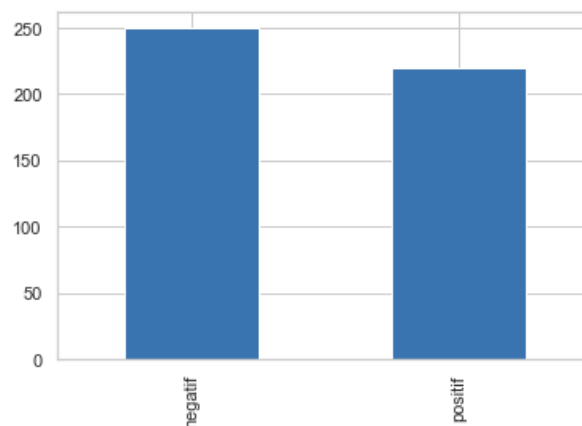
sentimen dengan metode *lexicon-based*. Hasil perhitungan sentimen dapat divisualkan dengan menggunakan grafik seperti pada gambar 3 di bawah ini.



Gambar 3. Grafik Hasil Perhitungan Sentimen dengan Lexicon-Based

Dari gambar 3 di atas, dapat disimpulkan bahwa hasil perhitungan sentimen dengan metode *lexicon-based* cukup terbagi rata antara kelas positif dan

negatif. Hal ini juga didukung oleh visualisasi yang digambarkan dalam bentuk histogram pada gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Histogram Perhitungan Sentimen Lexicon-Based

Proses selanjutnya adalah membuat model klasifikasi dengan menggunakan metode Multinomial Naïve Bayes dengan menggunakan data *training* sebanyak 376 data yang telah memiliki label hasil dari perhitungan sentimen dengan *lexicon-*

based. Kemudian pengujian dilakukan dengan menggunakan data *testing* yang berjumlah 94 data. Hasil pengukuran evaluasi yang diperoleh dengan *confusion matrix* ditunjukkan pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Confusion Matrix Pengujian Skenario Pertama

Kelas Sebenarnya	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
<i>Positif</i>	39	11
<i>Negatif</i>	16	28

Dari tabel 3 di atas, maka dapat didapatkan perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure* sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{(39 + 28)}{(39 + 28 + 16 + 11)} \times 100 = 71,28\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{39}{39 + 16} \times 100 = 70,10\%$$

$$\text{Recall} = \frac{39}{39 + 11} \times 100 = 78\%$$

$$F - \text{Measure} = \frac{(2 \times 70,10 \times 78)}{(70,10 + 78)} = 74,29\%$$

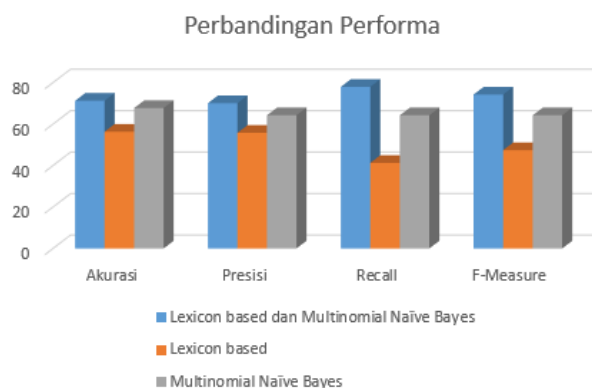
Pengukuran evaluasi kinerja model untuk skenario kedua dan ketiga dilakukan dengan cara yang sama. Hasil dari pengujian tersebut dapat diamati pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Perbandingan hasil pengujian

Metode	Parameter Pengujian			
	Akurasi	Presisi	Recall	F-Measure
<i>Lexicon-Based dan MNB</i>	71,28	70,10	78	74,29
<i>Lexicon-Based</i>	56,38	55,81	41,30	47,47
<i>Multinomial Naïve Bayes</i>	67,74	64,28	64,28	64,28

Dari tabel 4 di atas, perbandingan hasil performa masing-masing metode dibuat

dalam bentuk grafik seperti pada gambar 5 di bawah ini.



Gambar 4. Grafik Perbandingan Hasil Performa

Melihat hasil pengukuran performa setiap metode klasifikasi di atas menunjukkan bahwa penggabungan metode *lexicon-based* dan Multinomial Naïve Bayes memperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-measure* tertinggi. Setelah itu disusul oleh nilai performa metode Multinomial Naïve Bayes, dan terakhir metode *lexicon-based*. Tinggi rendahnya akurasi yang diperoleh dengan menggunakan metode *lexicon-based* bergantung pada daftar kata yang terdapat

di dalam kamus *lexicon* yang digunakan. Semakin lengkap kamus, maka akurasi yang diperoleh semakin besar. Dari hasil percobaan ini, analisis sentimen dengan menggabungkan metode *lexicon-based* dan Multinomial Naïve Bayes memiliki performa sistem yang cukup baik. Selain itu, sistem ini juga dapat meminimalisir peran manusia di dalam sistem, terutama untuk proses *labelling* data karena sudah dilakukan secara komputasi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, analisis sentimen dengan menggunakan metode *lexicon-based* dan Multinomial Naïve Bayes memperoleh nilai performa yang cukup baik yaitu nilai akurasi sebesar 71,28%, presisi sebesar 70,10%, *recall* sebesar 78%, dan nilai *f-measure* sebesar 74,29% dengan 470 dataset. Untuk meningkatkan hasil pengukuran performa klasifikasi maka perlu untuk menambah daftar kata yang ada pada kamus *lexicon* yang digunakan. Selain itu, keterbatasan dalam penelitian ini juga dalam hal menangani kata yang tidak sesuai standar KBBI sehingga perlu selalu untuk meng-*update* kata dalam kamus *slang word*. Bagi penelitian selanjutnya, sangat disarankan untuk menambahkan tahapan konversi emoji di dalam *preprocessing* data. Sehingga emoji yang ada di dalam teks tidak perlu dihapus, melainkan dapat diidentifikasi dan dapat dikonversi ke dalam bentuk teks.

5. REFERENSI

- [1] S. Mendon, P. Dutta, A. Behl, and S. Lessmann, "A Hybrid Approach of Machine Learning and Lexicons to Sentiment Analysis: Enhanced Insights from Twitter Data of Natural Disasters," *Inf. Syst. Front.*, vol. 23, no. 5, pp. 1145–1168, 2021, doi: 10.1007/s10796-021-10107-x.
- [2] S. Kemp, "Digital in New Zealand: All the Statistics You Need in 2021 – DataReportal – Global Digital Insights," 2021. Accessed: Dec. 09, 2021. [Online]. Available: <https://datareportal.com/reports/digital-2021-indonesia>.
- [3] Statista, "• Twitter: most users by country | Statista," 2021. <https://www.statista.com/statistics/242606/number-of-active-twitter-users-in-selected-countries/> (accessed Dec. 08, 2021).
- [4] R. Mahendrajaya, G. A. Buntoro, and M. B. Setyawan, "Analisis Sentimen Pengguna Gopay Menggunakan Metode Lexicon Based Dan Support Vector Machine," *Komputek*, vol. 3, no. 2, p. 52, 2019, doi: 10.24269/jkt.v3i2.270.
- [5] Kemendikbud, "Salinan Peraturan Menteri Pendidikan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 30 Tahun 2021," 2021.
- [6] K. Zahra, M. Imran, and F. O. Ostermann, "Automatic identification of eyewitness messages on twitter during disasters," *Inf. Process. Manag.*, vol. 57, no. 1, p. 102107, 2020, doi: 10.1016/j.ipm.2019.102107.
- [7] S. Taj, B. B. Shaikh, and A. Fatemah Meghji, "Sentiment analysis of news articles: A lexicon based approach," *2019 2nd Int. Conf. Comput. Math. Eng. Technol. iCoMET 2019*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/ICOMET.2019.8673428.
- [8] C. S. G. Khoo and S. B. Johnkhan, "Lexicon-based sentiment analysis: Comparative evaluation of six sentiment lexicons," *J. Inf. Sci.*, vol. 44, no. 4, pp. 491–511, 2018, doi: 10.1177/0165551517703514.
- [9] E. W. Pamungkas and D. G. P. Putri, "An experimental study of lexicon-based sentiment analysis on Bahasa Indonesia," *Proc. - 2016 6th Int. Annu. Eng. Semin. Ina. 2016*, pp. 28–31, 2017, doi: 10.1109/INAES.2016.7821901.
- [10] A. Agarwal and D. Toshniwal, "Application of Lexicon Based Approach in Sentiment Analysis for short Tweets," *Proc. 2018 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Eng. ICACCE 2018*, no. June, pp. 189–193, 2018, doi: 10.1109/ICACCE.2018.8441696.
- [11] S. S. Salim and J. Mayary, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Dompot Elektronik Dengan Metode Lexicon Based Dan K – Nearest

- Neighbor," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 25, no. 1, pp. 1–17, 2020, doi: 10.35760/ik.2020.v25i1.2411.
- [12] B. L. Velammal, "Development of knowledge based sentiment analysis system using lexicon approach on twitter data," *Int. J. Knowl. Manag. Stud.*, vol. 10, no. 1, pp. 58–68, 2019, doi: 10.1504/IJKMS.2019.097125.
- [13] A. Veluchamy, H. Nguyen, M. L. Diop, and R. Iqbal, "Comparative Study of Sentiment Analysis with Product Reviews Using Machine Learning and Lexicon-Based Approaches," *SMU Data Sci. Rev.*, vol. 1, no. 4, pp. 1–22, 2018, [Online]. Available: <https://scholar.smu.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1051&context=datasciencereview>.
- [14] O. Sharif, M. M. Hoque, and E. Hossain, "Sentiment Analysis of Bengali Texts on Online Restaurant Reviews Using Multinomial Naïve Bayes," *1st Int. Conf. Adv. Sci. Eng. Robot. Technol. 2019, ICASERT 2019*, vol. 2019, no. Icasert, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934655.
- [15] C. D. Manning, P. Raghavan, and H. Schütze, *An Introduction to Information Retrieval*. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.
- [16] A. A. Farisi, Y. Sibaroni, and S. Al Faraby, "Sentiment analysis on hotel reviews using Multinomial Naïve Bayes classifier," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1192, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012024.

