

## ANALISIS SENTIMEN KEBIJAKAN NEW NORMAL DENGAN MENGGUNAKAN AUTOMATED LEXICON SENTI-N-GRAM

Rifki Akbar Siregar<sup>\*1</sup>, Yuita Arum Sari<sup>2</sup>, Indriati<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Brawijaya, Malang  
Email: <sup>1</sup>rfksrg@gmail.com, <sup>2</sup>yuita@ub.ac.id, <sup>3</sup>indriati.tif@ub.ac.id  
<sup>\*</sup>Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 11 Mei 2021, diterima untuk diterbitkan: 27 Februari 2023)

### Abstrak

Dalam menghadapi pandemi COVID-19 ini, pemerintah Indonesia mengeluarkan beberapa kebijakan di antaranya adalah Pembatasan Sosial Berskala Besar, dan *New normal*. Kebijakan *New normal* ini kemudian menjadi ramai diperbincangkan oleh masyarakat. Analisis sentimen dari opini yang beredar terkait isu tersebut dapat dilakukan sehingga pemerintah dapat mengevaluasi kebijakan tersebut. Dalam penelitian ini diusulkan menggunakan *Lexicon Senti-N-Gram* untuk analisis sentimen dengan tujuan untuk mengetahui pengaruh *Lexicon Senti-N-Gram* pada analisis sentimen Bahasa Indonesia. Adapun penelitian ini menggunakan data sebanyak 350 data *tweet* yang terbagi menjadi 229 *tweet* kelas positif dan 121 *tweet* kelas negatif. Hasil evaluasi yang diperoleh dengan menggunakan data dengan *stemming* lebih tinggi dibandingkan dengan data tanpa *stemming*. Hasil pengujian kinerja sistem terhadap *lexicon Senti-N-Gram* mendapatkan nilai *accuracy* sebesar 63,42%, *precision* sebesar 77%, *recall* sebesar 62,88%, dan *f-measure* sebesar 69,23% dengan nilai rata-rata kappa antar *Annotator* sebesar 0.5395 untuk data yang melalui proses *stemming*. Berdasarkan hasil pengujian yang telah diperoleh dapat disimpulkan bahwa proses *stemming* serta proses translasi kata satu per satu yang dilakukan dapat memengaruhi kata berdasarkan konteksnya.

**Kata kunci:** analisis sentimen, COVID-19, new normal, opini, twitter, lexicon, Senti-N-Gram

## SENTIMENT ANALYSIS OF NEW NORMAL POLICY USING AUTOMATED LEXICON SENTI-N-GRAM

### Abstract

*In dealing with the COVID-19 pandemic, the Indonesian government has issued several policies, including Large-Scale Social Restrictions and New normal. The New normal policy then became widely discussed by the public. Sentiment analysis of the opinions circulating on this issue can be carried out so that the government can evaluate the policy. In this study, it is proposed to use the Lexicon Senti-N-Gram for sentiment analysis in order to determine the effect of the Lexicon Senti-N-Gram on Indonesian sentiment analysis. The research used 350 tweets, which were divided into 229 positive class tweets and 121 negative class tweets. The evaluation results obtained using stemming data were higher than those without stemming. The results of the system performance test of the Lexicon Senti-N-Gram obtained an accuracy value of 63.42%, 77% precision, 62.88% recall, and 69.23% f-measure with an average kappa value between Annotators of 0.5395 for data that goes through the stemming process. Based on the test results that have been obtained, it can be concluded that the stemming process and the process of translating words one by one can affect words based on their context.*

**Keywords:** sentiment analysis, COVID-19, new normal, opinions, twitter, lexicon, Senti-N-Gram

### 1. PENDAHULUAN

Pada era sekarang, media sosial merupakan tempat penyebaran informasi yang paling cepat dan ideal dibandingkan media – media lainnya. Banyak informasi tersebar di media sosial, baik dalam bentuk teks, audio, maupun citra. Bahkan media sosial sendiri sudah menjadi tempat bersosialisasi kedua setelah dunia nyata oleh masyarakat. Media sosial

yang paling digemari saat ini salah satunya adalah Twitter (Jackoway et al., 2011).

Pada periode menjelang akhir tahun 2019, dilaporkan bahwa terdeteksi jenis virus baru dari kelompok Coronavirus. Virus ini diketahui dapat menginfeksi saluran nafas pada manusia. Coronavirus jenis baru yang ditemukan menyebabkan sebuah jenis penyakit yang dinamakan

sebagai COVID-19. COVID-19 adalah suatu penyakit menular yang disebabkan oleh virus SARS-CoV-2. Virus baru dan penyakit yang disebabkan oleh virus ini tak dikenal sebelum dimulainya wabah penyakit di kota Wuhan, Tiongkok, pada bulan Desember 2019. COVID-19 ini sekarang menjadi pandemi yang terjadi di banyak negara di seluruh dunia (Organization, 2020). Indonesia menjadi salah satu negara yang memiliki jumlah kasus infeksi COVID-19 terbanyak di dunia. Per tanggal 15 Agustus 2020, total sudah tercatat sebanyak 137.468 kasus COVID-19, terhitung sejak kasus pertama yang diketahui pada 2 Maret 2020 (Anwar, 2020). Dalam menghadapi pandemi COVID-19 ini, pemerintah Indonesia mengeluarkan beberapa kebijakan di antaranya adalah Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB), dan *new normal*. Menurut mantan Juru Bicara Penanganan COVID-19, Achmad Yurianto, *new normal* merupakan sebuah tatanan kebiasaan dan perilaku hidup yang baru berbasis pada adaptasi untuk membudayakan perilaku hidup yang bersih dan sehat (Putsanra, 2020). Kebijakan *new normal* ini kemudian menjadi ramai diperbincangkan di media sosial, salah satunya adalah Twitter. Banyak warga yang beropini terkait kebijakan ini dengan mengunggah Tweet dengan kata kunci *new normal* maupun tagar #NewNormal yang kemudian menuai opini positif, opini negatif, maupun opini netral. Analisis sentimen dari opini yang beredar terkait isu tersebut dapat dilakukan sehingga pemerintah dapat mengevaluasi kebijakan tersebut.

Analisis Sentimen atau opinion mining adalah area penelitian yang bertujuan untuk menganalisis sentimen atau opini terhadap suatu entitas seperti topik, peristiwa, individu, layanan, produk, dan organisasi (Lin et al., 2016). Penelitian ini akan menggunakan analisis sentimen yang akan menghasilkan berupa kesimpulan apakah suatu opini memiliki sentimen yang positif, maupun negatif.

Penelitian ini akan membangun sebuah sistem analisis sentimen terkait kebijakan *new normal* oleh pemerintah dengan menggunakan *Automated Rule-Based Lexicon* yaitu *Senti-N-Gram Lexicon*. Proses pembentukan lexicon ini adalah dengan mengekstrak skor sentimen dari setiap bigram yang ada pada corpus tweet beserta dengan rating tweet tersebut dalam jumlah retweet-nya (Dey et al., 2018). Namun, *unigram lexicon* dapat menghitung kalimat dengan tidak cukup akurat karena dalam pendekatannya, nilai sentimen dari setiap unigram dikalkulasi untuk mendapatkan hasil akhirnya. Untuk menangani hal tersebut, *Senti-N-Gram Lexicon* digunakan untuk membentuk *lexicon* dari *bigram* yang ada pada dokumen. Skor sentimen dari bigram didapatkan dari Lexicon VADER dengan cara menerjemahkan kata bigram tersebut ke dalam Bahasa Inggris lalu kemudian menghitung skor polaritas dari bigram tersebut. VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) adalah Lexicon dan alat analisis sentimen berbasis aturan yang disesuaikan secara

spesifik untuk ekspresi sentimen pada sosial media (Hutto, C.J. and Gilbert, 2014). Pendekatan yang dilakukan pada metode VADER ini berupaya untuk memanfaatkan keuntungan dari pemodelan berbasis aturan yang telah ada untuk membangun mesin komputasi analisis sentimen yang berfungsi dengan baik pada teks media sosial, serta siap untuk digeneralisasikan ke beberapa domain lainnya.

Sejauh ini, *lexicon* VADER adalah yang paling baru diantara *lexicon* untuk analisis sentimen yang sudah ada dengan performa terbaik (Hutto, C.J. and Gilbert, 2014). Namun *lexicon* yang ada saat ini adalah untuk *unigram*, termasuk VADER. Kemudian, penelitian yang dilakukan oleh (Kiritchenko & Mohammad, 2016) menghasilkan *lexicon n-gram* yang menggunakan *Annotators* untuk memberikan nilai untuk *n-gram* secara manual. Namun hal ini memakan waktu dan biaya yang cukup besar. Oleh karena itu penulis mengusulkan untuk menggunakan *Automated Lexicon Senti-N-Gram* oleh (Dey et al., 2018) pada penelitian ini dengan bantuan 5 *Annotator*.

Sudah ada penelitian untuk analisis sentimen di Twitter sebelumnya, salah satunya adalah (Rofiqoh et al., 2017) yang menggunakan metode *Support Vector Machine* dan *Lexicon Based Features*. Berdasarkan hasil pengujian, nilai akurasi didapatkan sebesar 79% dengan metode *Support Vector Machine* dan *Lexicon Based Features*. Sedangkan hasil akurasi tanpa menggunakan *Lexicon Based Features* adalah sebesar 84%. Kemudian penelitian oleh (Fitri Niasita et al., 2019) yang menggunakan metode *Naïve Bayes* dan *Automated Lexicon Word2Vec* mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 64%.

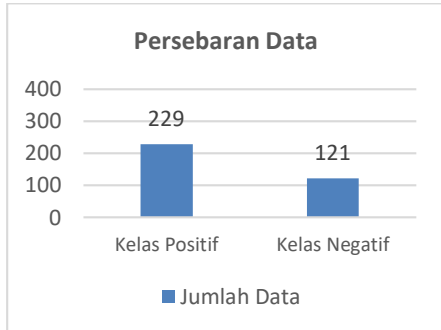
Berdasarkan pada uraian di atas, penulis memutuskan melakukan penelitian menggunakan *Lexicon Senti-N-Gram* untuk analisis sentimen *tweet* dalam Bahasa Indonesia tentang *new normal* ke dalam sentimen positif atau negatif yang difokuskan untuk mencari pengaruh *Automated Lexicon Senti-N-Gram* pada data *tweet* dalam Bahasa Indonesia. Sehingga penelitian ini diharapkan dapat mengetahui pengaruh *Automatic Lexicon Senti-N-Gram* pada analisis sentimen data Bahasa Indonesia.

## 2. METODE PENELITIAN

Tipe penelitian yang dilakukan pada penelitian adalah non-implementatif analitik. Tipe penelitian ini menitikberatkan pada investigasi terhadap fenomena atau situasi tertentu untuk kemudian menghasilkan tinjauan ilmiah. Kegiatan penelitian tipe ini dapat pula berupa pelaksanaan tinjauan dan sintesis akan sebuah pengetahuan yang sudah ada.

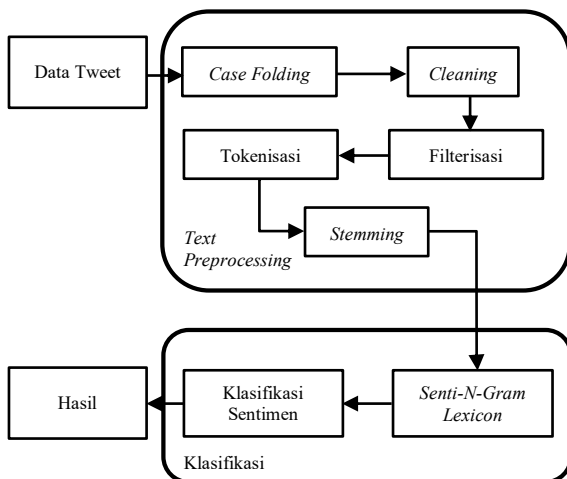
Pengumpulan data penelitian ini dilakukan dengan mengambil data berupa *tweet* dari media sosial Twitter dengan menggunakan *library Twtterscraper* sebagai *data scraper* Twitter untuk *Python* dengan kata kunci "*new normal*" yang dikumpulkan dari tanggal 01 Juni 2020 hingga 30 Oktober 2020. Data yang digunakan berjumlah 350

data yang kemudian dilabeli oleh 5 *Annotator* secara manual. 350 data tersebut terdiri dari 229 data *tweet* kelas positif dan 121 data *tweet* kelas negatif sebagaimana yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Persebaran Data *Tweet*

Teknik dalam melakukan analisis data berdasarkan hasil pengujian dari analisis sentimen kebijakan *new normal* ini adalah dengan menggunakan perhitungan *Kappa Measure* yang melibatkan sebanyak 5 orang *Annotator* untuk meminimalisir bias evaluasi dari pelabelan dataset. *Annotator* yang membantu penelitian ini semuanya berstatus sebagai mahasiswa di perguruan tinggi. Pengujian akurasi dari metode yang digunakan akan diuji dengan menggunakan *Confusion Matrix* dengan menghitung nilai *accuracy*-nya. Perancangan algoritme yang diusulkan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Perancangan Algoritme

Berdasarkan Gambar 2, data *tweet* yang digunakan dimasukkan ke sistem untuk melalui proses *preprocessing* terlebih dahulu. *Preprocessing* terdiri dari beberapa sub-proses yaitu *case folding*, *cleaning*, *filtering*, *tokenisasi*, dan *stemming*. Setelah *preprocessing*, data *tweet* dibentuk menjadi *lexicon bigram* yang selanjutnya digunakan pada proses klasifikasi sentimen masing-masing *tweet*. Output dari program berupa label sentimen untuk setiap data *tweet*.

### 3. LANDASAN KEPUSTAKAAN

#### 3.1 Text Preprocessing

*Text preprocessing* adalah tahap awal dari *text mining* untuk mengubah data menjadi sesuai dengan yang dibutuhkan dan siap untuk diproses (Indriati & Ridok, 2016). Tahapan *text preprocessing* terdiri dari *case folding*, *cleaning*, filterisasi, tokenisasi, dan *stemming*.

#### 3.2 Senti-N-Gram

*Senti-N-Gram Lexicon* merupakan metode perhitungan secara otomatis yang membuat kamus sentimen *n-gram* dengan domain independen. Metode ini menggunakan rasio dari total kalimat positif dan kalimat negatif sebagai metrik untuk evaluasi tingkat dokumen secara keseluruhan; sedangkan metode lain yang ada menambahkan skor level kalimat dan mempertimbangkan nilai mean-nya sebagai sentimen level dokumen (Dey et al., 2018).

Pembentukan *lexicon Senti-N-Gram* terdiri dari beberapa tahap, yaitu konstruksi *bigram*, perhitungan nilai polaritas *bigram*, dan *refine* nilai polaritas *bigram*. Untuk melakukan perhitungan nilai polaritas *bigram*, dapat dilakukan dengan menggunakan rumus yang direpresentasikan dalam Persamaan 1.

$$FS_{BG} = AS_{UG} + \{L \times \frac{IDP_{BG}}{100}\} \quad (1)$$

Dengan  $IDP_{BG}$  direpresentasikan dalam Persamaan 2.

$$IDP_{BG} = \frac{S_{BG} - S_{UG}}{\max(\text{retweet})} \times 100\% \quad (2)$$

Untuk rumus perhitungan  $S_{BG}$  dan  $S_{UG}$  direpresentasikan dalam Persamaan 3 dan Persamaan 4.

$$S_{BG} = \frac{R_{bigram}}{h_{bigram}} \quad (3)$$

$$S_{UG} = \frac{R_{unigram}}{h_{unigram}} \quad (4)$$

Keterangan:

- $R$  : Jumlah total nilai rating untuk sebuah *n-gram*
- $h$  : Jumlah total *hit* dalam *corpus*
- $S$  : nilai rata-rata *rating*
- $IDP$  : Nilai hasil perhitungan *Increment-Decrement Percentage* untuk *bigram*
- $L$  : Nilai panjang *dictionary* pada skala VADER (8)
- $AS_{UG}$  : Nilai aktual yang didapatkan dari VADER *lexicon*
- $FS_{BG}$  : Nilai polaritas dari *bigram*

Dalam perhitungannya setiap *bigram* yang ada akan dihitung nilai polaritasnya yang akan bernilai antara nilai positif atau negatif. *Bigram* yang tidak

memiliki nilai polaritas (nilai 0) akan diabaikan untuk proses selanjutnya.

Setelah mendapatkan nilai polaritas *bigram*, maka akan dilakukan *refine* untuk setiap nilai polaritas *bigram*. Pada tahapan ini nilai *bigram* akan diperbaiki dengan memperhatikan beberapa *case* yang ada. *Case* pada proses ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Case Refine* Nilai *Bigram*

Case	Kondisi	IN	AS <sub>UG</sub>
1	1	Amplifier	Negatif
	2	Downtoner	Positif
	3	Negasi	Negatif
2	1	Amplifier	Positif
	2	Downtoner	Negatif
	3	Negasi	Positif

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Pengujian Kinerja Sistem

Pengujian yang dilakukan adalah pengujian kinerja sistem. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan dari sistem dalam menguji *dataset* yang digunakan. Pengujian ini dilakukan dengan 2 skenario yang berbeda menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah tabel yang digunakan untuk menganalisa seberapa bagus akurasi sebuah metode klasifikasi dalam memprediksi label kelas dari suatu data (Agarwal, 2014). Hasil dari pengujian kinerja sistem ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Kinerja Sistem

Data	Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
Data tanpa stemming	62%	73,30%	65,93%	69,42%
Data dengan stemming	63,42%	77%	62,88%	69,23%

Berdasarkan pada Tabel 2 hasil pengujian terhadap kinerja sistem mendapatkan hasil yang paling baik untuk data dengan *stemming* yang mendapatkan hasil akurasi sebesar 63,42%.

### 4.2 Pengujian Relevansi Hasil

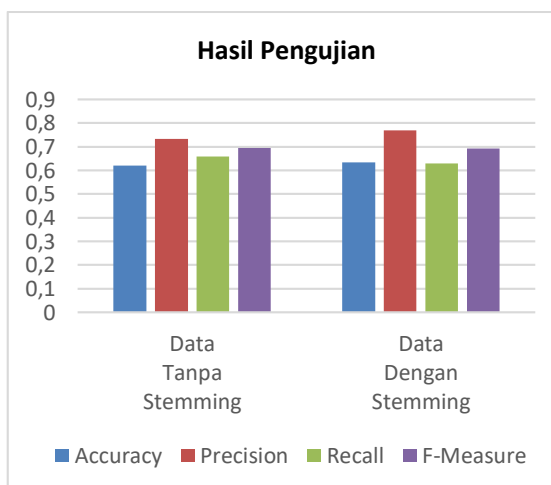
Pengujian relevansi hasil dilakukan untuk mengetahui relevansi hasil yang diberikan oleh sistem dengan pendapat yang diberikan oleh *Annotator*. Pada pengujian relevansi hasil ini akan membandingkan hasil oleh sistem dengan label dari para *Annotator*. Jumlah *Annotator* yang akan terlibat dalam pengujian adalah 5 orang *Annotator* yang semuanya adalah mahasiswa perguruan tinggi untuk meminimalisir bias evaluasi. Pengujian ini akan menggunakan metode *kappa measure* untuk menentukan tingkat kesepakatan di antara dua orang *Annotator*. Nilai *kappa measure* dari 5 *Annotator* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai *Kappa Measure* Antar *Annotator*

Annotator	Nilai Kappa
Annotator 1 & Annotator 2	0,3148
Annotator 1 & Annotator 3	0,6094
Annotator 1 & Annotator 4	0,5274
Annotator 1 & Annotator 5	0,6917
Annotator 2 & Annotator 3	0,3883
Annotator 2 & Annotator 4	0,2941
Annotator 2 & Annotator 5	0,4468
Annotator 3 & Annotator 4	0,7001
Annotator 3 & Annotator 5	0,7106
Annotator 4 & Annotator 5	0,7114

### 4.2 Hasil Analisis

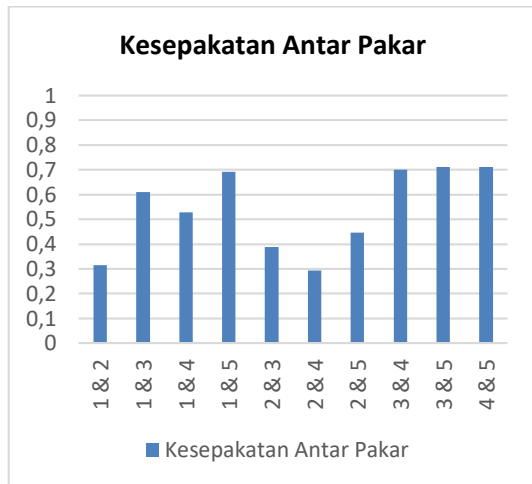
Pengujian yang dilakukan adalah pengujian kinerja sistem dan pengujian relevansi hasil. Pengujian kinerja sistem dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan dari sistem dalam menguji *dataset* yang digunakan. Pengujian ini dilakukan dengan 2 skenario yang berbeda. Grafik perbandingan hasil pengujian kinerja sistem dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Hasil Pengujian

Gambar 3 menunjukkan data tanpa *stemming* memiliki nilai akurasi yang lebih rendah dari data yang melalui proses *stemming*. Hal ini dipengaruhi karena penggunaan *lexicon* VADER untuk penghitungan polaritas dari suatu kata. Dengan melakukan *stemming*, kata yang memiliki imbuhan yang jika ditranslasikan ke dalam bahasa Inggris tidak memiliki sentimen negatif akan berubah menjadi sentimen negatif berdasarkan nilai polaritas yang didapatkan dari VADER. Selain itu hasil juga dapat dipengaruhi oleh proses translasi kata satu per satu sehingga ketika ditranslasi konteks dari kata tersebut dapat berubah Sebagai contohnya, kata “paksakan” jika ditranslasikan ke bahasa Inggris akan menjadi “force it” yang menurut *lexicon* VADER tidak memiliki sentimen (netral). Namun jika dilakukan *stemming*, kata “paksakan” akan diubah menjadi “paksa” yang ditranslasikan ke bahasa Inggris menjadi “forced” yang menurut *lexicon* VADER memiliki sentimen negatif.

Kemudian untuk pengujian relevansi hasil menggunakan *kappa measure* dengan 5 *Annotator* untuk meminimalisir bias evaluasi label dataset. Pengujian ini menghasilkan berbagai macam nilai kesepakatan dengan yang terendah adalah kesepakatan antar *Annotator* 2 dan *Annotator* 4 dengan nilai 0,2941. Sementara itu kesepakatan yang tertinggi adalah kesepakatan antar *Annotator* 4 dan *Annotator* 5 dengan nilai 0,7114. Grafik nilai *kappa* antar *Annotator* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik Nilai Kappa Antar Annotator

Berdasarkan Gambar 4 terdapat 5 perbandingan antar 2 *Annotator* dengan nilai di bawah 0,6 yang menandakan bahwa data yang digunakan sebagai *dataset* tidak cukup relevan. Dan juga ada 5 perbandingan antar 2 *Annotator* yang memiliki nilai di atas 0,6 yang menandakan bahwa data yang digunakan sebagai *dataset* sudah cukup relevan. Apabila melihat nilai rata-rata dari setiap nilai *kappa* akan didapat nilai sebesar 0,5395, dan dapat dikatakan bahwa *dataset* yang digunakan tidak cukup relevan.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dari pengujian dan analisis yang telah dilakukan sebelumnya, maka yang dapat disimpulkan dari penelitian analisis sentimen kebijakan *new normal* dengan menggunakan *automatic lexicon Senti-N-Gram* adalah penggunaan *Lexicon Senti-N-Gram* memiliki pengaruh terhadap hasil untuk analisis sentimen kebijakan *new normal* dengan objek berbahasa Indonesia. Hasil evaluasi sistem untuk data tanpa *stemming* dan data yang di-*stemming* didapatkan hasil terbaik untuk data yang di-*stemming*. Hasil yang didapatkan yaitu *accuracy* sebesar 63,42%, *precision* sebesar 77%, *recall* sebesar 62,88%, dan *f-measure* sebesar 69,23%. Hal ini disebabkan jika data dilakukan proses *stemming*, maka akan mengubah konteks dari kata tersebut apabila ditranslasikan ke dalam bahasa Inggris. Kata tersebut dapat tidak memiliki arti karena nilai polaritasnya didapatkan dari *lexicon* VADER. Ini

dapat memengaruhi rasio jumlah *bigram* sentimen dan mengubah hasil sentimen suatu data.

Hasil akurasi terbaik yang didapatkan dari analisis sentimen kebijakan *new normal* dengan menggunakan *lexicon Senti-N-Gram* adalah sebesar 0,6342 dengan menggunakan data yang dilakukan proses *stemming* pada *preprocessing*. Data yang digunakan adalah sebesar 350 data yang digunakan sebagai data latih dan juga data uji, yang terbagi dari 229 *tweet* untuk kelas positif dan 121 *tweet* untuk kelas negatif.

Adapun saran yang dapat membuat penelitian lebih baik adalah menambahkan jumlah data pada *dataset* yang digunakan, menggunakan data yang jumlahnya seimbang antar kelas-kelas yang ada, penggunaan kamus kata bahasa Indonesia untuk penentuan nilai polaritas dari kata-kata yang ada, menambahkan kelas menjadi positif, netral, dan negatif, melakukan proses perbaikan kata tidak baku dengan algoritma yang lebih baik, dan melakukan *oversampling* atau *undersampling* pada *dataset* dengan menggunakan teknik sampling seperti *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) sehingga hasil pengujian dapat meningkat.

## DAFTAR PUSTAKA

- AGARWAL, S. 2014. Data mining: Data mining concepts and techniques. In *Proceedings - 2013 International Conference on Machine Intelligence Research and Advancement, ICMIRA* 2013. <https://doi.org/10.1109/ICMIRA.2013.45>
- ANWAR, F. 2020. Update Corona Indonesia 15 Agustus: Tambah 2.345, Total 137.468 Kasus. Health.Detik.Com. <https://health.detik.com/berita-detikhealth/d-5134642/update-corona-indonesia-15-agustus-tambah-2345-total-137468-kasus>
- DEY, A., JENAMANI, M., & THAKKAR, J. J. 2018. Senti-N-Gram: An n-gram lexicon for sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 103, 92–105. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.03.004>
- FITRI NIASITA, A., ADIKARA, P. P., & ADINUGROHO, S. 2019. Analisis Sentimen Pembangunan Infrastruktur di Indonesia dengan Automated Lexicon Word2Vec dan Naive-Bayes. *J-Ptiik*, 3(3), 2673–2679. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- HUTTO, C.J. and GILBERT, E. 2014. VADER: A Parsimonious Rule-based Model for. *Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 18. <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM14/paper/viewPaper/8109>
- INDRIATI, I., & RIDOK, A. 2016. Sentiment Analysis for Review Mobile Applications Using Neighbor Method Weighted K-Nearest Neighbor (Nwknn). *Journal of Enviromental*

*Engineering and Sustainable Technology*, 3(1), 23–32.  
<https://doi.org/10.21776/ub.jeest.2016.003.01.4>

- JACKOWAY, A., SAMET, H., & SANKARANARAYANAN, J. 2011. Identification of live news events using Twitter. *3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks, LBSN 2011 - Held in Conjunction with the 19th ACM SIGSPATIAL GIS 2011*.  
<https://doi.org/10.1145/2063212.2063224>
- KIRITCHENKO, S., & MOHAMMAD, S. M. 2016. Happy Accident: A sentiment composition lexicon for opposing polarity phrases. *Proceedings of the 10th International Conference on Language Resources and Evaluation, LREC 2016*, 1157–1164.
- LIN, Y., WANG, X., & ZHOU, A. 2016. Opinion spam detection. In *Opinion Analysis for Online Reviews* (Issue May).  
[https://doi.org/10.1142/9789813100459\\_0007](https://doi.org/10.1142/9789813100459_0007)
- ORGANIZATION, W. H. 2020. *Pertanyaan dan jawaban terkait Coronavirus*. *Www.Who.Int*.  
<https://www.who.int/indonesia/news/novel-coronavirus/qa/qa-for-public>
- PUTSANRA, D. V. 2020. *Arti New Normal Indonesia: Tatanan Baru Beradaptasi dengan COVID-19*. *Www.Tirto.Id*. <https://tirto.id/arti-new-normal-indonesia-tatanan-baru-beradaptasi-dengan-covid-19-fDB3>
- ROFIQOH, U., PERDANA, R. S., & FAUZI, M. A. 2017. Analisis Sentimen Tingkat Kepuasan Pengguna Penyedia Layanan Telekomunikasi Seluler Indonesia Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine dan Lexion Based Feature. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIHK) Universitas Brawijaya*, 1(12), 1725–1732.  
<http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/628>