

ANALISIS SENTIMEN TWITTER UNTUK MENILAI KESIAPAN PEMBELAJARAN TATAP MUKA TERBATAS DENGAN INSET LEXICON DAN LEVENSHTTEIN DISTANCE

I Kadek Arya Budi Artana¹⁾, Gede Aditra Pradnyana²⁾, I Gede Mahendra Darmawiguna³⁾

^{1,2,3} Fakultas Teknik dan Kejuruan, Universitas Pendidikan Ganesha

Email: arya.budi@undiksha.ac.id, gede.aditra@undiksha.ac.id, mahendra.darmawiguna@undiksha.ac.id

ABSTRAK

Pembelajaran tatap muka terbatas atau PTM Terbatas merupakan pembelajaran yang dilaksanakan melalui komunikasi secara langsung antara guru dan siswa dalam suatu tempat tanpa adanya perantara media virtual tapi dengan menerapkan beberapa batasan seperti batasan durasi dan jarak. PTM Terbatas pada masa pandemi ini sulit dilakukan karena harus menyesuaikan dengan protokol kesehatan. Kesiapan dari sisi siswa, orang tua siswa, bahkan guru terkait dengan PTM Terbatas belum sepenuhnya terlihat. Kesiapan maupun ketidaksiapan ini dapat dilihat melalui opini pihak yang melaksanakan PTM Terbatas pada sosial media, salah satunya adalah Twitter. Opini terhadap PTM Terbatas ini dapat menjadi salah satu informasi yang dibutuhkan untuk melihat kecenderungan sentimen dari opini masyarakat apakah cenderung siap (sentimen positif) atau tidak siap (sentimen negatif) terhadap kebijakan PTM Terbatas. Kecenderungan sentimen masyarakat dapat dicari dengan melakukan analisis sentimen. Pada penelitian ini, analisis sentimen menggunakan metode *inset lexicon* untuk melakukan pembobotan tweet dan *levenshtein distance* untuk perbaikan *typo*. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengukur performa metode *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* serta untuk mengetahui kesiapan masyarakat terhadap kegiatan PTM Terbatas. Hasilnya, pengukuran performa metode dengan *confusion matrix* memperlihatkan tingkat akurasi *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* adalah 74.03%, recall 78.32%, presisi 73.94%, dan *f-1 score* 76.07%. Dalam penelitian ini, jumlah sentimen positif lebih banyak dibandingkan dengan sentimen negatif yang berarti masyarakat diprediksi siap melaksanakan PTM Terbatas.

Kata kunci: PTM Terbatas, Analisis Sentimen, Inset Lexicon, Levenshtein Distance, Confusion Matrix

ABSTRACT

Limited face-to-face learning is learning that is carried out through direct communication between teachers and students but by applying several restrictions such as duration and distance restrictions. Limited face-to-face learning during this pandemic is difficult to do because it must adjust to health protocols. Readiness from the side of students, parents, and even teachers has not been fully seen. This readiness or unpreparedness can be seen through the opinions of those who implement limited face-to-face learning on social media, one of which is Twitter. This opinion on restricted face-to-face learning can be one of the information needed to see the sentiment trend of public opinion whether it tends to be ready (positive sentiment) or not ready (negative sentiment) for the restricted face-to-face learning policy. The tendency of public sentiment can be sought by conducting sentiment analysis. In this research, sentiment analysis uses the inset lexicon method to weight tweets and levenshtein distance for typo repair. The purpose of this research is to measure the performance of the inset lexicon method combined with the levenshtein distance algorithm and to determine the readiness of the community for Limited face-to-face learning activities. As a result, measuring the performance of the method with confusion matrix shows that the accuracy rate of inset lexicon combined with levenshtein distance algorithm is 74.03%, recall 78.32%, precision 73.94%, and f-1 score 76.07%. In this study, the number of positive sentiments is more than the negative sentiments, which means that the community is predicted to be ready to implement Limited face-to-face learning.

Keywords : *Limited face-to-face learning, Sentiment Analysis, Inset Lexicon, Levenshtein Distance, Confusion Matrix*

1. PENDAHULUAN

Melalui Surat Edaran Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan RI Tanggal 17 Maret 2020 mengenai pembelajaran secara daring dan bekerja dari rumah, seluruh penyelenggaraan kegiatan belajar-mengajar dilakukan secara daring (dalam jaringan) atau disebut dengan Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ). Kegiatan pembelajaran secara daring ini tidak serta merta menyelesaikan masalah, akibat kebijakan ini malah muncul masalah baru, yaitu terjadi kemerosotan kualitas pendidikan di Indonesia karena pembelajaran daring harus menghadapi berbagai tantangan serta evaluasi pembelajaran daring dari Kemendikbud menemukan bahwa dampak buruk (negatif) jika model pembelajaran jarak jauh terus berlanjut dalam artian pembelajaran tatap muka tidak terjadi adalah ancaman putus sekolah, kendala tumbuh kembang, dan tekanan psikososial dan kekerasan dalam rumah tangga [1]. Masalah, tantangan, dan hasil evaluasi tersebut memicu sebuah kebijakan baru, yaitu kegiatan Pembelajaran Tatap Muka Terbatas atau PTM Terbatas. Pembelajaran tatap muka merupakan suatu proses pembelajaran yang dilaksanakan melalui komunikasi secara langsung antara guru dan siswa dalam suatu tempat tanpa adanya perantara media virtual [2]. Pembelajaran tatap muka pada masa pandemi sulit dilakukan karena harus menyesuaikan dengan protokol Kesehatan.

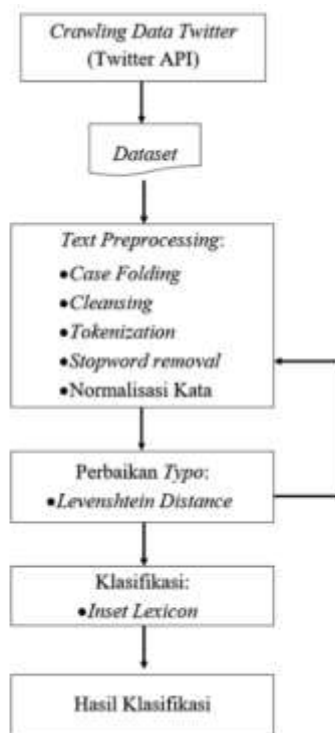
Kesiapan dari sisi siswa, orang tua siswa, bahkan guru belum sepenuhnya terlihat. Ada sentimen dari pihak yang sudah siap dan dapat melaksanakan kegiatan belajar mengajar secara tatap muka dan ada sentimen dari pihak yang belum siap dan lebih memilih pembelajaran daring. Opini terhadap PTM Terbatas ini dapat menjadi salah satu informasi yang dibutuhkan pemerintah untuk menganalisis kebijakan yang mereka terapkan sudah sesuai atau belum, sehingga dapat melihat kecenderungan sentimen dari opini masyarakat apakah cenderung siap (sentimen positif) atau tidak siap (sentimen negatif) terhadap kebijakan PTM Terbatas. Opini yang dituangkan oleh masyarakat didapatkan dari berbagai sumber, salah satunya adalah media sosial salah satunya adalah Twitter. Dilihat dari laporan survei yang diterbitkan oleh Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) jumlah pengguna internet di Indonesia pada tahun 2019-2020 sebanyak 196.714.070,3 dengan Twitter merupakan sosial media yang memiliki jumlah pengguna aktif terbanyak di Indonesia selain Facebook, Instagram, YouTube, dan WhatsApp [3]. Berdasarkan data dari hasil survei yang dilakukan oleh WeAreSocial dan Hootsuite [4], sebanyak 63,6% dari total populasi di Indonesia merupakan pengguna aktif Twitter. Hal tersebut menjadikan Twitter dapat digunakan sebagai sumber data untuk melakukan analisis sentimen [5].

Analisis sentimen adalah kegiatan untuk mengekstrak dan mempelajari data teks yang dalam penelitian ini berupa opini atau pendapat yang mengungkapkan persepsi yang mengandung sentimen positif, netral, atau negatif terhadap sebuah topik bahasan seperti kejadian, tren, dan kebijakan [6]. Dalam analisis sentimen secara umum terdapat 2 tantangan, yang pertama adalah suatu sentimen dapat dianggap positif pada satu situasi dan dapat dianggap negatif dalam situasi lain, yang kedua adalah cara orang mengutarakan opini selalu berubah-ubah dari waktu ke waktu [7]. Secara umum, terdapat 2 pendekatan dalam melakukan analisis sentimen, yaitu secara learning-based dan lexicon-based. Pendekatan learning-based menggunakan dataset yang telah diklasifikasikan secara manual sebelumnya sebagai data latih untuk menghasilkan klasifikasi teks opini secara otomatis. Sedangkan pendekatan lexicon-based adalah satu metode ilmiah yang digunakan dalam melakukan opinion mining (analisis sentimen), metode ini bekerja dengan menggunakan sebuah kamus kata yang dilengkapi bobot untuk setiap katanya sebagai sumber leksikal. *Lexicon-based* adalah bagian dari machine learning yang bersifat unsupervised. Kualitas dari hasil analisis tergantung pada kamus kata yang digunakan [8]. Salah satu kamus (leksikal) adalah Inset lexicon atau *Indonesian Sentiment Lexicon*, yaitu *Lexicon Based* yang menggunakan kamus kata berbahasa Indonesia, penggunaan Inset lexicon dapat mempermudah kegiatan ekstraksi data teks karena tidak perlu lagi melakukan penerjemahan teks ke Bahasa Inggris [9]. *Inset lexicon* mampu memberikan kinerja dan performansi yang cukup memuaskan sebagai kamus sentimen Bahasa Indonesia dengan tingkat akurasi sebesar 65.78% [10]. Penelitian oleh Fadhillah yang berjudul Analisis Sentimen Berbasis Leksikon InSet Terhadap Partai Politik Peserta Pemilu 2019 Pada Media Sosial Twitter. Penelitian ini bertujuan untuk melihat feedback yang berupa opini masyarakat terhadap partai politik di media sosial Twitter. Pada penelitian ini, data yang digunakan sebagai dataset sejumlah 1.723 tweet. Dataset yang didapat kemudian dianalisis dengan mencocokkan dengan korpus inset. Pada proses ini 86% data berhasil diproses oleh sistem. Hasil proses sistem ini kemudian dilakukan perhitungan performansi akurasi dan di dapatkan hasil rata-rata *Precision* 40%, *Recall* 42%, *F1* 35% dan *Accuracy* 61%. Kemudian

penelitian selanjutnya oleh Musfiroh yang berjudul Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon. Penelitian ini dilakukan dengan teknik *lexicon-based approach* menggunakan *InSet Lexicon* sebagai kamus kata opini berbahasa Indonesia. Hasil klasifikasi dari 5811 data tweet ternyata mengandung 63.4% tweet negatif, 27.6% tweet positif, dan 8.9% tweet netral. Tingkat akurasi yang diperoleh adalah 79.2%, *precision* sebesar 72.9%, *recall* sebesar 62.8% dan *f1-score* sebesar 67.4% dengan komposisi data latih 80% dan data uji 20%. pada penelitian ini dibandingkan penelitian-penelitian sebelumnya adalah studi kasus yang diteliti yaitu terkait dengan kesiapan masyarakat dengan program PTM Terbatas pada Twitter. Serta penggunaan kombinasi dari 2 metode yaitu *Inset Lexicon* dan *Levenshtein Distance* yang mana pada penelitian sebelumnya tidak menggunakan kombinasi dari 2 metode atau model tersebut. Penelitian ini dapat menjadi acuan dalam melakukan analisis sentimen dengan pendekatan *lexicon-based* yang berfokus pada penggunaan kamus leksikal yang mana melakukan perhitungan terhadap bobot kata.

2. METODE

Pada penelitian ini dilakukan berbagai tahapan untuk melakukan analisis sentimen terhadap PTM Terbatas. Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dilakukan proses pembersihan data dan proses optimasi. Tahapan - tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart tahapan penelitian

Berdasarkan pada Gambar 1, untuk melakukan identifikasi sentimen pada media sosial terdapat sejumlah tahapan dan proses yang perlu dilalui untuk memastikan mendapatkan hasil analisis yang terbaik. Berikut ini adalah penjabaran tentang tahapan yang dilakukan:

A. Pengumpulan Data Sentimen

Proses pengumpulan data *tweet* pada media sosial Twitter merupakan tahapan pertama yang dilakukan. Data di-*crawling* atau dikumpulkan dengan memanfaatkan bahasa pemrograman *Python* sehingga dapat menjadi sebuah *dataset*. Kata kunci yang digunakan untuk *crawling* data Twitter adalah 'PTM', 'sekolah tatap muka', 'PTM Terbatas', 'sekolah offline', dan *hashtag* #ptmterbatas dan #PTM. *Tweet* yang diambil adalah *tweet* berbahasa Indonesia. Data yang berhasil di-*crawling* digunakan sebagai *dataset*. Dalam tahap ini biasanya terdapat duplikasi data, untuk mengatasi hal ini dilakukan penghapusan terhadap salah satu data yang sama. Selain duplikasi data yang dikurangi, pada tahap ini juga dilakukan pemilihan *tweet* yang sesuai, yaitu berbahasa Indonesia serta tidak mengambil *tweet* yang berasal dari akun berita, iklan, dan instansi pemerintah.

B. Text Preprocessing

Proses *text preprocessing* bertujuan untuk mendapatkan data teks yang bersih sehingga dapat memproses data dengan lebih baik. *Text preprocessing* pada penelitian ini melewati beberapa tahap sebagai berikut:

1. Case Folding

Tahapan pertama pada *text preprocessing* adalah *case folding*, pada proses ini dilakukan penyamaan huruf menjadi *lowercase* atau huruf kecil. Tujuan dari tahap ini adalah mempermudah serta menghindari kesalahan dalam melakukan pencarian dan pencocokan dengan kamus kata. Contoh proses *case folding*:

Tabel 1. Contoh *case folding*

Text Tweet	Hasil Case Folding
Tolong hentikan kegilaan ini. Anak-anak bukan kelinci percobaan untuk bisnis facksin.. Siswa SD di Jombang Meninggal Kurang dari 24 Jam Setelah Vaksinasi	tolong hentikan kegilaan ini. anak-anak bukan kelinci percobaan untuk bisnis facksin.. siswa sd di jombang meninggal kurang dari 24 jam setelah vaksinasi

2. Cleansing

Selanjutnya adalah proses *cleansing*, pada proses ini dilakukan pembersihan terhadap dokumen. Pembersihan yang dimaksud adalah mengeliminasi karakter yang tidak dibutuhkan, seperti tanda baca, simbol, dan angka. Selain itu proses ini juga bertujuan untuk menghilangkan hal-hal pada *tweet* yang tidak dapat digunakan seperti @username, #hashtag, dan juga Link URL. Hal ini bertujuan untuk menghasilkan dokumen yang baik dan bersih. Contoh proses *cleansing*:

Tabel 2. Contoh *cleansing*

Hasil Case Folding	Hasil Cleansing
tolong hentikan kegilaan ini. anak-anak bukan kelinci percobaan untuk bisnis facksin.. siswa sd di jombang meninggal kurang dari 24 jam setelah vaksinasi	tolong hentikan kegilaan ini anak-anak bukan kelinci percobaan untuk bisnis facksin siswa sd di jombang meninggal kurang dari jam setelah vaksinasi

3. Tokenization

Selanjutnya adalah proses *tokenization* atau tokenisasi yaitu proses pemecahan atau pemotongan sebuah kalimat menjadi satuan kata (token). Tidak hanya kata tapi angka, simbol, dan tanda baca juga dapat dianggap sebagai token. Contoh proses *tokenization*:

Tabel 3. Contoh *tokenization*

Hasil Cleansing	Hasil Tokenization
tolong hentikan kegilaan ini anak-anak bukan kelinci percobaan untuk bisnis facksin siswa sd di jombang meninggal kurang dari jam setelah vaksinasi	'tolong', 'hentikan', 'kegilaan' 'ini', 'anak', 'anak', 'bukan', 'kelinci', 'percobaan', 'untuk', 'bisnis', 'facksin', 'siswa', 'sd', 'di', 'jombang', 'meninggal', 'kurang', 'dari', 'jam', 'setelah', 'vaksinasi'

4. Stopword Removal atau Filtering

Kemudian dilakukan proses *stopword removal* atau *filtering* untuk melakukan penyaringan kata-kata. Pada tahapan ini *stopword* atau kata tidak bermakna dihilangkan, Pada umumnya *stopword* yang dihilangkan itu berdasarkan pada daftar *stopword* yang sudah ada, namun pada proses analisis ini menggunakan daftar *stopword* dari hasil modifikasi dan penyesuaian terhadap kamus

leksikal yang digunakan serta ditambah dengan daftar *stopword* berbahasa Inggris untuk menghilangkan *stopword* dalam Bahasa Inggris. Modifikasi dan penyesuaian ini dilakukan agar tidak mengurangi jumlah kata yang dapat dihitung bobot sentimennya. Contoh proses *stopword removal* dapat dilihat pada Table 4 sebagai berikut:

Tabel 4. Contoh *filtering*

Hasil <i>Tokenization</i>	Hasil <i>Filtering</i>
'tolong', 'hentikan', 'kegilaan' 'ini', 'anak', 'anak', 'bukan', 'kelinci', 'percobaan',	'tolong', 'hentikan', 'kegilaan', 'anak', 'anak', 'bukan', 'kelinci', 'percobaan'
'untuk', 'bisnis', 'facksin', 'siswa', 'sd', 'di', 'jombang', 'meninggal', 'kurang', 'dari', 'jam', 'setelah', 'vaksinasi'	'bisnis', 'facksin', 'siswa', 'sd', 'jombang', 'meninggal', 'kurang', 'jam', 'vaksinasi'

5. Normalisasi Kata

Normalisasi kata bertujuan untuk melakukan penormalan kata yang sengaja ditulis atau diketik dengan cara diperpendek (disingkat) maupun dengan kata *slang*, sehingga data dihasilkan menjadi lebih baik dan dapat meningkatkan jumlah kata yang dapat diproses. Contoh daftar normalisasi kata dapat dilihat pada Tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Contoh normalisasi kata

Hasil <i>Filtering</i>	Hasil Normalisasi Kata
bgt	banget
bgs	bagus
pdhl	padahal

C. Perbaikan Kata Salah Eja Dengan Metode Lavenshtein Distance

Perbaikan kesalahan ejaan dalam kata bertujuan untuk meningkatkan jumlah kata yang dapat dibandingkan dengan leksikal, sehingga dengan demikian dapat diproses dengan lebih baik. Proses perbaikan kata ini menggunakan algoritma *Lavenshtein Distance* atau *Edit Distance*. Algoritma ini memiliki fungsi untuk melakukan kalkulasi jarak atau menghitung jarak (*distance*) kedekatan dari 2 *string* yang diperoleh dari *matrix* yang digunakan untuk melakukan perhitungan terhadap perbedaan atau jarak *string* antara 2 *string* yang dibandingkan [13]. Dengan demikian kata yang sebelumnya tidak sesuai dengan ejaan yang benar diperbaiki sesuai dengan nilai jarak yang ditemukan. Kata-kata yang sudah terkumpul menjadi sebuah *dataset* kemudian dibandingkan dengan kata-kata dengan ejaan yang benar sebagai acuan perbaikan kata nantinya, jika nilai jarak *string* yang didapatkan adalah 0 maka tidak dilakukan perubahan *string* atau kata. Jika nilai jarak *string* yang didapatkan lebih dari 0, maka dilakukan perubahan *string* dengan menerapkan operasi *insertion* atau penyisipan, *deletion* atau penghapusan, dan *substitution* atau penggantian. Contoh *edit distance* dengan nilai lebih dari 0 yang terkandung pada dataset adalah kata-kata yang ejaannya salah seperti 'facksin', yang dapat dihitung dengan matriks dapat dilihat pada Gambar 2 sebagai berikut:

		V	A	K	S	I	N
	0	1	2	3	4	5	6
F	1	1	3	4	5	6	7
A	2	2	1	2	3	4	5
C	3	3	2	2	3	4	5
K	4	4	3	2	3	4	5
S	5	5	4	3	2	3	4
I	6	6	5	4	3	2	3
N	7	7	6	5	4	3	2

Gambar 2. Matriks *levenshtein distance* kata facksin

Gambar 2 menunjukkan perhitungan *Levenshtein distance* terhadap dua *string* yang berbeda. Ditemukan bahwa terdapat jarak antara kedua *string* yang dibandingkan sebesar 2, sehingga perlu dilakukan perubahan *string* dengan operasi *insertion*, *deletion*, atau *substitution*. Pada kasus di atas yaitu pada *string* 'facksin' diubah menjadi 'vaksin' sehingga perlu dilakukan operasi *substitution* atau perubahan karakter pada karakter penyusun *string* tersebut yaitu karakter 'f' diubah menjadi karakter 'v' serta karakter 'c' dihapus sehingga dapat membentuk *string* 'vaksin'.

D. Mengulangi Proses Filtering

Setelah melakukan perbaikan pada ejaan kata, selanjutnya adalah mengulangi proses *stopword removal* atau *filtering* untuk menghilangkan dan memastikan tidak ada *stopword* yang muncul setelah dilakukan perbaikan kata.

E. Klasifikasi dengan Inset Lexicon

Data *tweet* yang sudah bersih kemudian dilakukan proses perhitungan *polarity score* dan klasifikasi dengan menggunakan metode *Inset Lexicon*. Pada penelitian ini, *inset lexicon* yang digunakan disusun oleh Fajri Koto dan Gemal Y. Rahmanningtyas pada penelitian dengan judul "*Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs*" dengan menggunakan kata-kata yang dikumpulkan dari Twitter [10]. Karena kata yang dikumpulkan berasal dari Twitter, maka kata-kata yang ada kamus leksikal masih terdapat kata yang berimbuhan. Yang mana, kata yang berimbuhan dan tidak berimbuhan mungkin saja memiliki bobot yang berbeda. Cara kerja metode ini cukup sederhana, setiap kata pada *dataset* dibandingkan dengan kamus kata (leksikal) yang telah memiliki bobot dari -5 sampai 5. Kemudian, setelah bobot dari setiap kata telah ditemukan lalu dijumlahkan untuk setiap kata yang berasal dari *tweet* yang sama untuk dapat melihat *polarity score* dari setiap kalimat *tweet*. Hasil dari perhitungan *polarity score* lalu dikelompokkan ke dalam tiga kelas sentimen yaitu negatif, netral, dan positif. Negatif jika bobot akhir bernilai kurang dari 0, netral jika sama dengan 0, dan positif jika bernilai lebih dari 0. Contoh perhitungan *polarity score* dapat dilihat pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Contoh perhitungan *polarity score*

Kata	Bobot	Polarity Score	Kelas
Tolong/kegilaan/anak/anak/bukan/bisnis/siswa /meninggal /kurang	3/3/-3/-3/-3/3/3/-4 /-3	-4	Negatif

F. Uji Peforma Model

Metode *inset lexicon* merupakan *unsupervised learning* yang mana tidak memerlukan pelatihan terlebih dahulu untuk dapat menguji performanya sehingga dalam melakukan pengujian, seluruh *dataset* dapat digunakan sebagai data uji dan tidak perlu dibagi menjadi data latih. Metode yang digunakan untuk melakukan pengukuran kinerja model klasifikasi yaitu *confusion matrix*. Pada penelitian ini dicari nilai F1-Score, akurasi (*accuracy*), nilai presisi (*precision*), dan nilai *recall*. Perhitungan nilai-nilai tersebut membutuhkan 4 komponen yaitu *True Positive (TP)* yaitu data positif

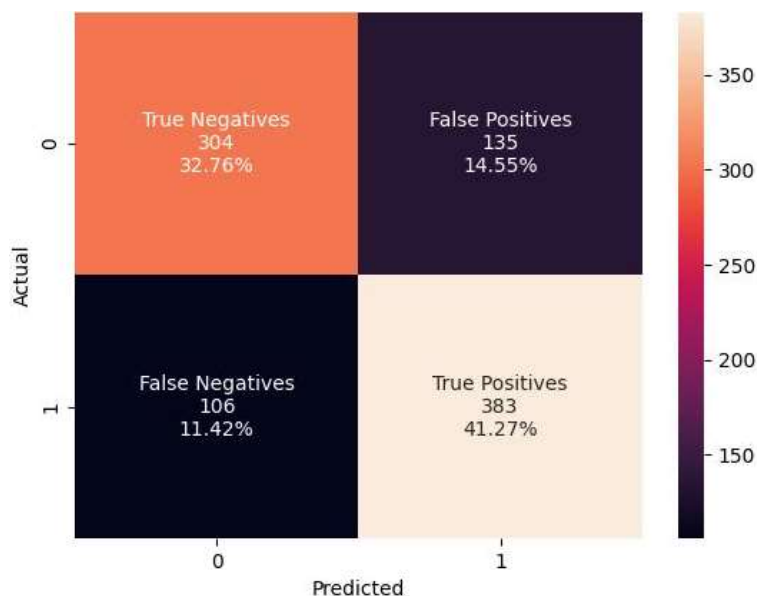
yang diklasifikasikan secara benar sebagai positif, *True Negatives (TN)* yaitu data negatif yang diklasifikasikan secara benar sebagai negatif, *False Positives (FP)* yaitu data negatif yang diklasifikasikan secara salah sebagai positif, dan *False Negatives (FN)* yaitu data positif yang diklasifikasikan secara salah sebagai negatif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pembobotan *polarity* dengan *Inset lexicon* didapatkan klasifikasi sentimen dengan tiga kelas sentimen yaitu netral, negatif, dan positif yang mana diklasifikasikan berdasarkan nilai *polarity* dari masing-masing *tweet*. sebaran *polarity score* antara nilai negatif dan positif hampir seimbang dengan sentimen yang memiliki nilai paling negatif ada pada rentang nilai -50 sampai -60 dan sentimen yang memiliki nilai positif tertinggi terdapat pada rentang nilai 40 sampai 50. sentimen dengan kelas positif memiliki jumlah yang terbanyak yaitu 536 dari total 1000 data yang dianalisis diikuti dengan kelas negatif berjumlah 430 dan 34 data kelas netral.

Performa metode *inset lexicon* yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* diuji dengan menggunakan confusion matrix. Pengujian dilakukan tanpa membagi dataset menjadi data uji dan data latih karena metode *inset lexicon* termasuk ke dalam unsupervised learning sehingga bisa diuji tanpa dilatih terlebih dahulu. Performa metode yang diuji terdiri dari 4 aspek yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score*. Untuk dapat melakukan uji dengan *confusion matrix*, maka perlu dicari jumlah *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative* yang diperoleh dari hasil perbandingan klasifikasi menggunakan metode *inset lexicon* dan klasifikasi manual oleh ekspert atau ahli pada bidangnya. Klasifikasi manual atau pelabelan sentimen secara manual dilakukan oleh dua orang ekspert atau ahli pada bidang Bahasa Indonesia yakni dosen mata kuliah Pendidikan Bahasa dan Sastra Indonesia Fakultas Bahasa dan Seni Universitas Pendidikan Ganesha. Hasil pelabelan kemudian dibandingkan sehingga dapat ditentukan nilai *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative* dari dataset.

Label manual (aktual) dan label dengan *inset lexicon* (prediksi) kemudian dibandingkan untuk dapat memperoleh nilai *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative*. *Confusion matrix* dari hasil perbandingan tersebut dapat dilihat pada Gambar 3 sebagai berikut:



Gambar 3. Perbandingan Sentimen dengan *Confusion Matrix*

Berdasarkan pada Gambar 3 yang menyatakan hasil pengujian dengan *confusion matrix*, metode *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* adalah 74.03%, *recall* 78.32%, presisi 73.94%, dan *f-1 score* 76.07%. Dari keempat aspek nilai performa metode yang diperoleh dapat dilihat bahwa performa dari metode *inset lexicon* dan *levenshtein distance* pada analisis sentimen cukup tinggi walaupun masih di bawah 80%. Berdasarkan hasil pengamatan, hal tersebut dapat disebabkan oleh *false positives* dan *false negatives* yang memiliki nilai tinggi yaitu di atas 10% yang dipengaruhi oleh 2 faktor yaitu penggunaan kata yang memiliki *polarity score* yang tidak sesuai dengan sentimen atau opini yang disampaikan dan algoritma *levenshtein distance* yang kurang baik dalam menangani beberapa kata yang ejaannya salah.

Pada penelitian ini proses *text-preprocessing* pada tahap *stemming* tidak dilakukan karena berdasarkan hasil pengamatan pada kamus leksikal yang digunakan, proses *stemming* bisa memengaruhi *polarity score* dan klasifikasi sentimen, namun untuk melihat pengaruh tahap *stemming* pada performa metode yang digunakan serta untuk melihat perbedaan performa antara metode *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* dan *inset lexicon* tanpa dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance*, maka dilakukan pengujian performa yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 7 sebagai berikut

Tabel 7. Perbandingan performa penggunaan metode

Metode	Peforma			
	Recall (%)	Presisi (%)	Akurasi (%)	F-1 score (%)
<i>Inset lexicon</i> yang dikombinasikan dengan algoritma <i>levenshtein distance</i>	78,32	73,94	74,03	76,07
<i>Inset lexicon</i>	71,94	69,03	67,94	70,45
<i>Inset lexicon</i> yang dikombinasikan dengan algoritma <i>levenshtein distance</i> dan <i>stemming</i>	65,97	70,56	67,55	68,19

Berdasarkan pada Tabel 7, *Inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* mempunyai performansi yang lebih baik jika dibandingkan dengan *inset lexicon* yang tanpa dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance*. Hal ini dikarenakan terdapat banyak kata yang diketik dengan salah baik disengaja maupun tidak disengaja, sehingga mengakibatkan kurang tepatnya perhitungan pada *polarity score*.

Tabel 8 Contoh Perbandingan *Polarity Score* Penggunaan Metode

Tweet	Polarity Score		Kelas Aktual
	Dengan <i>Levenshtein Distance</i>	Tanpa <i>Levenshtein Distance</i>	
swdih mulai mingdep mulai ptm terbatas lagi :((-2	3	Negatif
Kalian ada ngga sih yang sejak ptm rasanya capeek bangttt, padahal bentaran doang	-1	5	Negatif
kalau gitu enakam ptm lah	4	-1	Positif

Berdasarkan pada Tabel 8, perbedaan *polarity score* cukup signifikan, hal ini karena terdapat kata yang diketik dengan salah atau *typo*. Kata yang *typo* tidak memiliki bobot sehingga dapat memengaruhi *polarity score* dan klasifikasi sentimen menjadi kurang tepat. Sebagai contoh pada Tabel 8, kata 'swdih' yang seharusnya diketik dengan 'sedih' tidak terdapat pada kamus leksikal, sehingga bernilai 0. Kemudian, penggunaan algoritma *levenshtein distance* dapat memperbaiki kata 'swdih' menjadi kata 'sedih' yang pada kamus leksikal memiliki bobot -5, sehingga *polarity score* menjadi negatif.

Penambahan proses *stemming* menyebabkan performa menjadi sedikit lebih rendah dibandingkan dengan *inset lexicon* tanpa dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance*. Penurunan performa ini dikarenakan perubahan kata menjadi kata dasarnya memengaruhi *polarity score*. *Inset lexicon* merupakan metode yang berfokus dari penggunaan kata dan bergantung pada kamus leksikal. Kamus leksikal yang digunakan banyak mengandung kata yang memiliki imbuhan "ke", "di", "nya", "ber", "se", dan "kan". Kata yang memiliki imbuhan dengan kata dasarnya dapat memiliki bobot sentimen yang berbeda bahkan kata dasarnya tidak terdapat pada kamus. Contoh kata tersebut adalah sebagai berikut

Tabel 9. Perbandingan Bobot Kata Dasar

No	Kata Berimbuhan	Bobot	Kata Dasar	Bobot
1	soalnya	-1	soal	-3
2	kehormatan	5	hormat	0
3	jangkalan	-1	jangan	-2

Waktu yang diperlukan untuk melakukan analisis sentimen berdasarkan pada penggunaan metode adalah sebagai berikut

Tabel 10. Perbandingan Waktu Pemrosesan

Metode	Waktu Pemrosesan
<i>Inset lexicon</i> yang dikombinasikan dengan algoritma <i>levenshtein distance</i>	4,27 Detik
<i>Inset lexicon</i>	2062,89 Detik
<i>Inset lexicon</i> yang dikombinasikan dengan algoritma <i>levenshtein distance</i> dan <i>stemming</i>	2283,66 Detik

Berdasarkan pada Tabel 10, metode *inset lexicon* tanpa dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* untuk 1000 data *tweet* yang terdiri dari 14.813 kata terhitung sangat cepat yaitu rata – rata membutuhkan waktu 4,27 detik, dibandingkan dengan *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* yang memakan waktu jauh lebih lama yaitu rata - rata 2062,89 detik atau 34,38 menit, hal tersebut dikarenakan jumlah kata yang sangat banyak sehingga perlu waktu yang lama untuk melakukan pengecekan jarak edit dengan algoritma *levenshtein distance* dan melakukan perubahan kata. Penambahan proses *stemming* juga memperlambat proses analisis yaitu menjadi rata -rata 2283,66 detik atau 38,06 menit karena jumlah kata yang di-*stemming* sangat banyak.

Berdasarkan hasil pengujian, penggunaan *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* dalam analisis sentimen menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan metode *inset lexicon* tanpa dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance*, walaupun dalam proses analisis memerlukan waktu yang lebih lama.

SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian dengan *confusion matrix*, metode *inset lexicon* yang dikombinasikan dengan algoritma *levenshtein distance* adalah 74.03%, *recall* 78.32%, presisi 73.94%, dan f-1 score 76.07%. Pada penelitian ini, metode *inset lexicon* mengalami peningkatan performa pada nilai akurasi sebesar 6,09%, *recall* sebesar 6,38%, nilai presisi sebesar 4,91%, dan nilai f1-score sebesar 5,62% jika ditambahkan dengan algoritma *levenshtein distance*. Hal ini berarti algoritma *levenshtein distance* dapat meningkatkan performa metode *inset lexicon* dikarenakan oleh adanya peningkatan jumlah kata yang dapat dihitung bobot sentimennya. *Inset lexicon* merupakan metode klasifikasi sentimen yang berfokus pada kata saja, jika melakukan analisis sentimen dengan data berasal dari media sosial seperti Twitter, disarankan agar menambahkan metode lainnya yang dapat melakukan analisis sentimen berdasarkan penggunaan *emoticon* baik *emoticon* modern maupun kombinasi karakter seperti :), :(, dan T_T.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kemendikbud, "Dampak Negatif Satu Tahun PJJ, Dorongan Pembelajaran Tatap Muka Menguat," 2021. <https://www.kemdikbud.go.id/main/blog/2021/04/dampak-negatif-satu-tahun-pjj-dorongan-pembelajaran-tatap-muka-menguat> (diakses Nov 12, 2021).
- [2] N. W. Powa, W. Tambunan, dan M. Limbong, "ANALISIS PERSETUJUAN ORANG TUA TERHADAP RENCANA PEMBELAJARAN TATAP MUKA TERBATAS DI SMK SANTA MARIA JAKARTA," *J. Manaj. Pendidik.*, vol. 10, no. 2, hal. 100–111, 2021, doi: 10.33541/jmp.v10i2.3274.
- [3] APJII, "Laporan Survei Internet APJII 2019 - 2020 [Q2]," Jakarta Selatan, 2019. [Daring]. Tersedia pada: <https://apjii.or.id/survei>.
- [4] WeAreSocial dan Hootsuite, "DIGITAL 2021: INDONESIA," 2021. [Daring]. Tersedia pada:

- <https://datareportal.com/reports/digital-2021-indonesia>.
- [5] D. Musfiroh, U. Khaira, P. Eko, P. Utomo, dan T. Suratno, "Sentiment Analysis of Online Lectures in Indonesia from Twitter Dataset Using InSet Lexicon Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 1, no. April, hal. 24–33, 2021.
- [6] N. Chatrina, Siregar, R. Ruli, A. Siregar, dan M. Yoga, Distra, Sudirman, "Implementasi Metode Naive Bayes Classifier (NBC) Pada Komentar Warga Sekolah Mengenai Pelaksanaan Pembelajaran Jarak Jauh (PJJ)," *J. Teknol.*, vol. 34, no. 1, hal. 102–110, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://aperti.e-journal.id/teknologia/article/view/67>.
- [7] S. Adi, M. Wulandari, A. K. Mardiana, dan A. Muzakki, "Survei: Topik Dan Tren Analisis Sentimen Pada Media Online," *Semin. Nas. Teknol. dan Multimed.*, hal. 55–60, 2018.
- [8] Y. Azhar, "Metode Lexicon-Learning Based Untuk Identifikasi Tweet Opini Berbahasa Indonesia," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 3, hal. 237, 2018, doi: 10.23887/janapati.v6i3.11739.
- [9] I. F. N. Fadhillah, A. Herdiani, dan W. Astuti, "Analisis Sentimen Berbasis Leksikon InSet Terhadap Partai Politik Peserta Pemilu 2019 Pada Media Sosial Twitter," *eProceedings Eng.*, vol. 6, no. 3, 2019.
- [10] F. Koto dan G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," *Proc. 2017 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2017*, vol. 2018-Janua, no. December, hal. 391–394, 2018, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
- [11] J. Zizka, F. Darena, dan A. Svoboda, *Text Mining with Machine Learning*, 1st ed. Boca Raton: CRC Press, 2019.
- [12] S. Kannan *dkk.*, *Big Data Analytics for Social Media*. Morgan Kaufmann, 2016.
- [13] Y. Darnita dan M. Muntahanah, "Aplikasi Sistem Pencarian Lagu menggunakan Algoritma Levenshtein Distance," *J. Technopreneursh. Inf. Syst.*, vol. 1, no. 3, hal. 61–67, 2018, doi: 10.36085/jtis.v1i3.68.
- [14] M. F. P. Antinasari, R. Perdana, "Analisis Sentimen Tentang Opini Film Pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Naive Bayes Dengan Perbaikan Kata Tidak Baku | Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer." 2017, [Daring]. Tersedia pada: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/629>.
- [15] M. Bramer, *Principles of data mining*, 3rd ed. London: Springer, 2007.
- [16] C. Sammut dan G. Webb, *Confusion Matrix*, 2nd ed. New York: Springer Publishing Company, 2017.