

Klasifikasi Emosi Berbasis Emolex dari Komentar Evaluasi Akademik Mahasiswa

Emolex-Based Classification of Emotions from Academic Evaluation Comments

Amir Hamzah¹, Renna Yanwastika Ariyana²

^{1,2}Jurusan Informatika, Universitas AKPRIND Indonesia

E-mail: ¹amir@akprind.ac.id, ²renna@akprind.ac.id

Abstrak

Upaya melakukan analisis emosi pada teks komentar mahasiswa dalam evaluasi pembelajaran sangat penting dilakukan. Komentar dalam kuesioner umumnya tidak diolah, padahal data tersebut mengandung informasi dalam mengungkapkan emosi mahasiswa dalam proses pembelajaran. Untuk itu deteksi dan klasifikasi emosi pada opini mahasiswa dapat memperbaiki hasil kuesioner. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode klasifikasi emosi pada teks komentar mahasiswa berbasis pada leksikon emosi dari NRC Emolex. Jenis emosi yang akan dideteksi adalah 8 jenis emosi, yaitu *marah (Anger)*, *antisipasi (anticipation)*, *jijik (disgust)*, *takut (fear)*, *bahagia (joy)*, *sedih (sadness)*, *terkejut (surprise)* dan *yakin (trust)*. Data diambil dari komentar dan saran mahasiswa pada kuesioner pada Universitas AKPRIND Indonesia tahun 2020-2022 sebanyak 4000 data yang telah dilabeli secara manual. Tujuan lain dari studi ini adalah melihat sejauh mana efektivitas leksikon emosi Emolex untuk klasifikasi emosi teks kuesioner akademis. Hasil penelitian menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 56,2%. Dari yang diketahui label emosinya 3 prosentase tertinggi ada pada label *Sadness* (19,2%), *Joy*(16,7%) dan *Fear* (13,5%) yang masing-masing memiliki akurasi 72%, 68% dan 68%. Dari penelitian terungkap bahwa kinerja Emolex untuk klasifikasi emosi masih kurang memuaskan dan memerlukan pengembangan leksikon lebih jauh lagi.

Kata kunci: leksikon, klasifikasi emosi, Emolex

Abstract

Efforts to conduct emotional analysis on student comment texts in learning evaluation are very important. Comments in questionnaires are generally not processed, even though the data contains information in revealing students' emotions in the learning process. For this reason, the detection and classification of emotions in student opinions can improve the results of questionnaires. This study aims to apply the emotion classification method to student comment texts based on the emotion lexicon from NRC Emolex. The types of emotions to be detected are 8 types of emotions, namely anger, anticipation, disgust, fear, joy, sadness, surprise and trust. The data was taken from student comments and suggestions on questionnaires at AKPRIND Indonesia University for 2020-2022 as many as 4000 data that had been labeled manually. Another objective of the study was to look at the extent of the effectiveness of the Emolex emotion lexicon for the classification of emotions of academic questionnaire texts. The results showed an average accuracy of 56.2%. Of the known emotional labels, the 3 highest percentages are on the labels Sadness (19.2%), Joy (16.7%) and Fear (13.5%) which each have an accuracy of 72%, 68% and 68%. From the research it was revealed that Emolex's performance for emotion classification is still unsatisfactory and requires further lexicon development.

Keywords: *lexicon, emotion classification, Emolex*

1. PENDAHULUAN

Emosi sangat menentukan perilaku seseorang, baik dalam tindakan maupun ucapan. Komunikasi baik lisan maupun tulisan akan melibatkan emosi dari pihak-pihak yang berkomunikasi. Emosi sangat berpengaruh pada tindakan manusia [1]. Dalam komunikasi antar manusia bahkan kualitas komunikasi dipengaruhi oleh stabilitas emosi [2]. Berbagai penelitian tentang analisis emosi dalam komunikasi telah banyak dilakukan, misalnya melalui perubahan mimik muka, suara atau gesture [3]. Ketika perkembangan komunikasi digital banyak didominasi dengan teks, emosi juga dapat diketahui melalui ungkapan teks yang digunakan [4]. Akan tetapi menurut penelitian [5], deteksi emosi melalui teks dalam 10 tahun terakhir masih kalah jauh dari deteksi emosi menggunakan parameter lain. Untuk itu ketika saat ini terjadi kondisi melimpahnya teks akibat masifnya komunikasi online, maka penelitian deteksi, rekognisi atau klasifikasi emosi berbasis teks sangat penting dilakukan [6].

Evaluasi pembelajaran di Perguruan Tinggi merupakan kegiatan yang sangat penting. Evaluasi pembelajaran umumnya dilakukan pada setiap akhir pembelajaran dengan membuat kuesioner evaluasi pembelajaran berupa pertanyaan yang harus dijawab mahasiswa. Alat yang sering digunakan untuk evaluasi adalah kuesioner berupa pilihan ganda terhadap parameter kinerja dosen seperti persiapan, cara penyampaian materi, metode mengajar dan lain-lain. Kuesioner biasa mencantumkan kolom komentar yang harus diisi mahasiswa. Akan tetapi komentar ini umumnya tidak dilakukan analisis atau bahkan cenderung diabaikan, padahal sebenarnya komentar responden yang berupa teks tersebut dapat mengungkap sentimen atau emosi mahasiswa yang tidak kalah penting dalam evaluasi. Beberapa kritikus pada metode kuesioner dengan pilihan ganda menilai ada kelemahan kuesioner dengan pilihan ganda yang dilakukan berulang, yakni jawaban yang asal-asalan akibat kejenuhan membaca soal, atau pertanyaan yang terlalu banyak [7]. Untuk itu komentar yang diberikan justru dapat mengungkap sikap atau emosi dari responden yang lebih jujur. Penelitian [8] yang menganalisis teks bebas komentar pasien yang akan menjalani radioterapy telah memberikan masukan yang sangat berguna bagi pelayanan. Dengan demikian analisis emosi dari komentar yang terungkap dari jawaban responden merupakan informasi yang sangat berharga untuk dianalisis.

Analisis emosi dari teks, sering disebut deteksi emosi, rekognisi emosi atau klasifikasi emosi merupakan kajian riset lebih jauh dari topik *sentiment analysis* pada teks [9]. Analisis sentimen mengelompokkan polaritas dari teks menurut label positif atau negatif sedangkan klasifikasi emosi menganalisis teks untuk ditentukan muatan emosinya. Dalam klasifikasi emosi dari teks dikenal ada 3 pendekatan, yaitu pendekatan *key-word spotting*, *rule based* dan *statistical based* [10]. Pendekatan *key-word spotting* atau biasa disebut *lexical-based* menganggap teks terdiri dari deretan kata-kata akan dapat ditentukan sentimennya atau kandungan emosinya berdasarkan muatan emosi yang terungkap dalam kata. Untuk keperluan ini diperlukan daftar kata dan emosi yang terkait dengan kata tersebut. Dengan dasar kata-kata yang berlabel jenis emosi tersebut, teks akan ditentukan jenis emosinya. Menurut Ekman, manusia memiliki 6 emosi dasar (*basic emotion*), yaitu *anger*, *disgust*, *fear*, *joy*, *sadness* dan *trust* [11]. Selanjutnya Plutchik menambahkan 2 status emosi yaitu *anticipation* dan *surprise* [12]. Saat ini klasifikasi emosi berbasis leksikon masih belum terlalu banyak digunakan dibandingkan klasifikasi berbasis statistik, seperti Naïve Bayes, SVM atau algoritma lain. Hal ini karena kinerjanya dinilai masih kurang bagus [13]. Akan tetapi dengan semakin banyaknya penelitian tentang pengembangan leksikon sentimen dan leksikon emosi, seperti penelitian [14] dan [15], maka penelitian analisis emosi berbasis leksikon menarik untuk dilakukan.

Salah satu leksikon emosi yang layak untuk diteliti adalah penggunaan leksikon emosi dari *NRC Emotion Lexicon* atau *Emolex* [16]. Leksikon emosi cukup lengkap dalam bahasa Inggris yang diterjemahkan dalam 105 bahasa yang disebut Leksikon emosi berisi 14.182 dengan dua status sentimen, positive dan negative dan 8 status emosi, yaitu *anger*, *anticipation*, *disgust*, *fear*, *joy*, *sadness*, *surprise*, dan *trust*. Beberapa peneliti menggunakan NRC Emolex untuk analisis emosi pada kasus COVID-19 [17],[18]. Penelitian lain mencoba membandingkan kinerja analisis berbasis leksikon dengan NRC Emolex dengan metode statistik TFIDF dan hasilnya

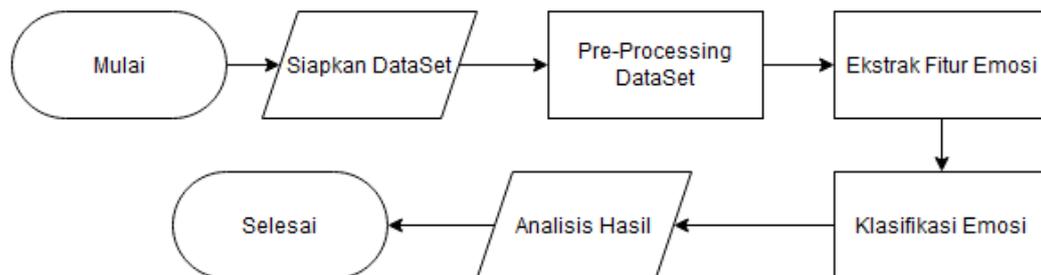
kinerja NRC memiliki akurasi 30%, lebih kecil dibandingkan metode TFIDF yang menghasilkan akurasi 62% [13]. Sebaliknya penelitian perbandingan analisis emosi berbasis leksikon dan NBC oleh [19] menghasilkan kinerja leksikon yang lebih baik, yaitu akurasi 70% dibandingkan dengan metode NBC yang hanya memiliki akurasi 50%. Oleh karena itu perlu diteliti lebih jauh kinerja sebenarnya dari koleksi leksikon emosi NRC Emolex dalam penerapannya untuk klasifikasi teks bahasa Indonesia berbasis leksikon emosi.

Penelitian untuk analisis sentimen hasil evaluasi kinerja dosen melalui komentar mahasiswa telah beberapa kali dilakukan, antara lain oleh [20] dan [21]. Penelitian [22] melakukan analisis sentimen berdasarkan komentar mahasiswa untuk mengevaluasi kinerja departemen di Perguruan Tinggi. Namun ketiga penelitian tersebut hanya melakukan analisis sentimen positif negatif atau netral. Untuk itu perlu dilakukan kajian lebih jauh, yaitu mengungkap emosi mahasiswa melalui komentar-komentar yang diberikan dalam kuisisioner.

Penelitian ini bertujuan melakukan deteksi emosi dan klasifikasi emosi pada jawaban kuisisioner evaluasi akademik yang berupa saran atau komentar dalam kuisisioner akademik di Universitas AKPRIND Indonesia tahun 2020-2022 menggunakan leksikon emosi NRC *EmoLex*.

2. METODE PENELITIAN

Alur penelitian terdiri beberapa langkah antara lain pengumpulan data kuisisioner, pre-processing data, ekstraksi fitur-fitur emosi berdasarkan term emosi yang ada dalam library dan penetapan klas emosi dari komentar yang dianalisis. Secara garis besar diagram alir penelitian dapat disajikan seperti pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Diagram Langkah Penelitian

2.1 Pengumpulan data

Datasetyang digunakan dalam penelitian diambil dari komentar mahasiswa ketika mengisi kuisisioner evaluasi akademik dalam kotak komentar bebas tahun 2020-2022 pada Universitas AKPRIND Indonesia. Setiap teks komentar dipandang sebagai dokumen yang akan dianalisis muatan emosinya. Data yang diperoleh sebanyak 4000 komentar yang terlabeli jenis emosinya. Data tersebut merupakan data yang diambil dari 8.567 data komentar mahasiswa yang telah ditentukan muatan emosinya. Muatan emosi yang digunakan sebagai label adalah 8 jenis emosi Plutchik [23], yaitu marah (*anger*), antisipasi (*anticipation*), muak (*disgust*), takut (*fear*), gembira (*joy*), sedih (*sadness*), terkejut (*surprise*) dan percaya/penerimaan (*trust/acceptance*). Cara melabeli dilakukan secara manual oleh 2 orang ahli bahasa. Teknisnya, jika terhadap suatu komentar, dua penilai memberikan penilaian yang sama pada jenis emosi tertentu, maka komentar tersebut ditetapkan jenis emosinya sesuai dengan ketetapan dua penilai tersebut. Sebagai contoh komentar : “Dosen Yuli sgt bagus n kominikatif 😊 pertahankan!!!”, penilai 1 menetapkan muatan emosi adalah gembira (*Joy*), penilai 2 juga menetapkan muatan emosi adalah *joy*, maka komentar tersebut ditetapkan memiliki muatan emosi *Joy*. Contoh kedua adalah komentar “Tatap Muka hari ini membosankan sekali 😞😞!”, kedua penilai memberikan muatan emosi sedih (*sadness*). Contoh ketiga adalah komentar :” Proyektor Baik Hasil Belajar pasti baik

!!!”, kedua penilai memberi nilai bermuatan emosi *anticipation*, yaitu ketika seseorang meramalkan/mengharapkan sesuatu. Hasil dari pelabelan manual menghasilkan dataset seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Kelompok Emosi Dataset

Anger	Anticipation	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Surprise	Trust	Total
600	400	550	500	550	600	400	400	4000

Data yang terpilih sejumlah 4000 data diberikan label dengan kode :

1. marah (*anger*)
2. antisipasi (*anticipation*)
3. muak (*disgust*)
4. takut (*fear*)
5. gembira (*joy*)
6. sedih (*sadness*)
7. terkejut (*surprise*) dan
8. percaya/penerimaan (*trust/acceptance*).

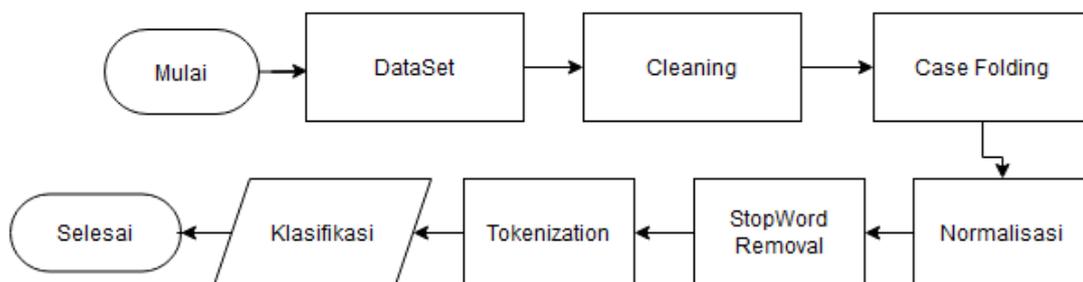
Tabel 2 menyajikan ilustrasi hasil dataset yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2. Label Emosi pada Dataset Komentar

Dokumen	Isi dokumen	Label
D0001	Tatap Muka hari ini membosankan sekali 😞😞!	6
D0002	Sebaiknya segera kasih kebijakan kampus bebas asap rokok, dan fasilitasi ruang untuk merokok bos !!....	2
D0003	Horeee.. sudah ada kantin, tapi tolong harganya jangan mahal2	5
D0004	Proyektor Baik Hasil Belajar pasti baik !!!	2
....
D4000	Dosen Yuli sgt bagus n kominikatif 😊 pertahankan!!!	5

2.2 Tahap Pre-processing Data

Tahap *Pre-processing* dimulai sebagai tahap awal analisis. Tahap ini disajikan langkah-langkahnya seperti pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2. Pre-processing Data

Langkah *pre-processing* digambarkan, misalnya untuk komentar :

Teks asal : “Dosen Yuli sgt bagus n komunikatif 😊 pertahankan!!!”

Hasil dari proses pada teks tersebut, adalah :

- Proses *Cleaning*. Proses ini adalah tahap menghilangkan karakter yang tidak berguna dalam analisis, seperti karakter titik (.), koma (,), titik dua (:), atau karakter lain.

Hasil cleaning : “Dosen Yuli sgt bagus n komunikatif pertahankan”

- Proses *Case Folding*. Proses ini akan mengubahseluruh karakter alpabet kapital (*upper case*) menjadi *lower case* (huruf kecil).

Hasil Case Folding: “dosen yuli sgt bagus n komunikatif pertahankan”

- Proses *Normalization*. Proses ini mengembalikan pada kata tidak baku menjadi kata baku, seperti ‘tdk’, ‘tak’, ‘nggak’, ‘gak’ dinormalisasi menjadi ‘tidak’, ‘sgt’ diubah menjadi ‘sangat’, ‘n’ diubah menjadi ‘dan’

Hasil Normalization: “dosen yuli sangat bagus dan komunikatif pertahankan”

- Proses *Stopword removal*. Proses ini menghilangkan kata-kata yang tak bermakna (stop word) yang sering muncul di semua setiap dokumen, seperti ‘dan’, ‘ini’, ‘itu’, ‘yang’ dan lain-lain. Kata ini tidak dapat dijadikan fitur pembeda dokumen.

Hasil Stopword removal: “dosen yuli sangat bagus komunikatif tahan”

- Proses *Tokenization*. Proses ini mengurai (memecah) dokumen menjadi token-token terpisah. Token inilah menjadi kandidat fitur dalam klasidikasi emosiyang akan menjadi kandidat fitur dalam klasifikasi emosi.

Hasil Tokenization: [“dosen”, “yuli”, “sangat”, “bagus”, “komunikatif”, “tahan”]

Berdasarkan langkah-langkah tersebut di atas, maka teks-teks komentar asli pada Tabel 2 akan diubah menjadi koleksi token seperti pada Tabel 3. Berikut ini.

Tabel 3. Dataset setelah *Preprocessing*

Dokumen	Koleksi token	Label
D0001	‘tatap’, ‘muka’, ‘hari’, ‘bosan’, ‘sekali’	6
D0002	‘baik’, ‘kasih’, ‘bijak’, ‘kampus’, ‘bebas’, ‘asap’, ‘rokok’, ‘fasilitasi’, ‘ruang’, ‘merokok’, ‘bos’	2
D0003	‘hore’, ‘kantin’, ‘tolong’, ‘harga’, ‘mahal’	5
D0004	“proyektor”, “baik”, “hasil”, “ajar”, “pasti”, “baik”	2
....
D4000	‘dosen’, ‘yuli’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘komunikatif’, ‘tahan’	5

2.3 Ekstak Fitur Emosi

Setiap dokumen yang telah melewati *pre-processing* dipandang sebagai kumpulan fitur yang mewakili dokumen tersebut. Namun tidak semua fitur memiliki muatan emosi, sehingga perlu dilakukan ekstraksi fitur dari kumpulan fitur yang mewakili dokumen. Ekstrak fitur dilakukan dengan memfilter token berdasarkan kamus leksikon yang memuat skor sentimen. Kamus leksikon yang digunakan adalah Emolex (*NRC Emotion Lexicon*) dari penelitian [16]. Emolex berisi pustaka leksikon yang berisi 14.182 kata dalam bahasa inggris dengan terjemahan dalam 105 bahasa. Pustaka leksikon Emolex memiliki struktur matrik 9 kolom x 14.182 baris dengan kolom pertama adalah fitur-leksikon dan 8 kolom berikutnya adalah kolom label emosi (lihat Tabel 4). Apabila fitur yang ada dalam dokumen opini terdapat dalam Emolex maka fitur tersebut diambil dengan menyimpan label emosinya, skor emosinya dicatat. Skor emosi berupa nilai biner 0 dan 1. Nilai 1 menunjukkan fitur tersebut berhubungan dengan kolom emosi yang bersangkutan, sedangkan 0 artinya fitur tidak berhubungan dengan kolom emosi. Nilai skor emosi terkadang unik dan terkadang ganda, misalnya term ‘marah’ adalah unik, karena hanya berhubungan dengan label emosi ‘*Anger*’. Sebaliknya term ‘pecah’ terhubung dengan dua jenis emosi yaitu ‘*Sadness*’ dan ‘*Surprise*’.

Tabel 4. Library EmoLex dengan 8 Label dan skor Emosi

Word	Anger	Anticipation	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Surprise	Trust
marah	1	0	0	0	0	0	0	0
kesukaan	0	0	0	0	1	0	0	0
senang	0	1	0	0	1	0	0	0
rindu	0	0	0	0	0	1	0	0
pecah	0	0	0	0	0	1	1	0
hancur	0	0	0	0	0	1	0	0
mengerikan	0	0	1	1	0	0	0	0
...
tenang	0	0	0	0	0	0	0	1

Berikut ini adalah algoritma untuk mengekstrak fitur dari koleksi dokumen opini menggunakan pustaka Emolex:

Algoritma-1 :MengekstrakFiturEmosi

```

[1] Mulai
[2] D={D1,D2,...,Dn}, n=cacah doc opini
    W={w11,w12,...,wim}, im=cacah term dalam dok-i
    FiturEmLex={t1,t2,..tL}, L=cacah fitur di kamus Emolex
    VekEmo={v1,v2,..vL}, v is vektor 8 elemen ( 0 or 1 sebaga label
    emosi yang sesuai )
[3] Fitur_Ekstrakt=[]; Vektor_Emosi=[];
[4] For i=1 to n do
    For j=1 to im Do
        If wij in FiturEmLex (in order k) do
            Fitur_Eksract[] ← tk
            Vektor_Emosi[]← vk
[5] Selesai
    
```

Penerapan Algoritma terhadap suatu dokumen yang akan diekstrak fiturnya sebagai berikut. Misalnya terdapat komentar pada D3975:

“Ibu dosen mengajar baik prestasi mahasiswa juga lebih baik lagi!!”

Dari pre-processing diperoleh kumpulan fitur :

[“ibu”,”dosen”, “mengajar”,”baik”,”prestasi “,”mahasiswa” ,”baik”]

Hasil ekstraksi fitur menggunakan Algoritma-1 adalah seperti Tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. Hasil ekstraksi fitur

	Anger	Anticipation	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Surprise	Trust
mengajar	0	0	0	0	0	0	1	1
baik	0	1	0	0	1	0	1	1
prestasi	0	1	0	0	1	0	1	0
baik	0	1	0	0	1	0	1	1

2.4 Klasifikasi Emosi dari Opini

Klasifikasi emosi dilakukan dengan metode *pooling*, yaitu memberikan label emosi berdasarkan bobot emosi yang paling tinggi dari jumlah skor fiturnya. Algoritma-2 berikut ini adalah algoritma untuk klasifikasi emosi. Algoritma ini mengasumsikan setiap fitur kata dalam koleksi opini telah memiliki vektor label (berisi 0 atau 1) dari tahapan ekstrak fitur sebanyak 8 elemen (Tabel 4). Dalam penentuan emosi, dilihat dokumen opini D_i yang akan ditentukan label emosinya dipandang sebagai himpunan fitur yang telah memiliki vektor label emosi, yaitu $D_i = \{f_1, f_2, \dots, f_{n_i}\}$ dimana n_i adalah banyaknya fitur terekstraksi dalam opini D_i . Proses berulang dibuat untuk menjumlahkan seluruh nilai skor dari 8 label untuk semua fitur. Total jumlah skor untuk ke-8 label tersebut kemudian dicari nilai terbesarnya. Posisi index dari label dengan nilai maksimum skor label emosi berada adalah posisi index dari jenis emosi yang dicari.

Algoritma-2 : KlasifikasiEmosiOpini : D_i

- 1) Mulai
- 2) $D_i = \{f_1, f_2, \dots, f_{n_i}\}$, $n_i =$ cacah fitur emosi dari D_i
 Fitur_Ekstrak = $\{T_1, T_2, \dots, T_p\}$, $P =$ cacah fitur emosi terekstrak
 Vektor_Emosi = $\{v_1, v_2, \dots, v_p\}$, v is vektor contains 8 number (0 or 1 as label of emotion)
- 3) Label_Emo = $\{Anger, Anticipation, Disgust, Fear, Joy, Sadness, Surprise, Trust\}$
- 4) LabelEmoSelected = 0; TotScoreVek = $\{0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\}$
- 5) For $i=1$ to n_i do
 For $j=1$ to 8 Do
 TotScoreVek[j] \leftarrow TotScoreVek[j] + VektorEmosi[j]
- 6) TotScoreVekMax = $\max(\text{TotScoreVek}[1..8])$
- 7) LabelEmoSelected \leftarrow LabelEmo[j], dimana j index dari TotScoreVekMax
- 8) Selesai

Penerapan Algoritma 2 untuk ekstraksi fitur bagi komentar D3975:

“Ibu dosen mengajar baik prestasi mahasiswa juga baik!!”

Penerapan Algoritma-1 (seleksi fitur emosi), maka akan didapatkan fitur emosi adalah ‘mengajar’, ‘baik’, ‘prestasi’, ‘baik’

Penerapan Algoritma-2 menghasilkan jumlahan skor label emosi dari fitur-fitur emosi diperoleh skor maksimum **3** (Tabel 6), yaitu untuk label **Trust** . Dengan demikian opini tersebut memiliki klas **Trust**.

Tabel 6. Perhitungan Label Emosi untuk opini D3975

	Anger	Anticipation	Disgust	Fear	Joy	Sadness	Surprise	Trust
mengajar	0	0	0	0	0	0	0	1
baik	0	1	0	0	1	0	1	1
prestasi	0	0	0	0	0	0	0	0
baik	0	1	0	0	1	0	1	1
Jumlah skor	0	2	0	0	2	0	2	3

2.5 Skenario Eksperimen

Klasifikasi emosi pada koleksi dokumen ditempuh dengan tahapan :

1. Memilih 4000 dokumen dari seluruh koleksi komentar yang ada dan lakukan pelabelan secara manual oleh 2 orang ahli bahasa.
2. Lakukan *pre-processing* pada seluruh dokumen, yaitu 4000 dokumen, sehingga didapatkan koleksi dari himpunan fitur sebagai perwakilan dokumen
3. Lakukan ekstraksi fitur menggunakan Algoritma-1 sehingga didapatkan koleksi fitur wakil dokumen yang telah memuat skor emosi pada tiap fitur wakil dokumen seperti pada format Tabel 4
4. Lakukan klasifikasi emosi dari tiap koleksi fitur hasil dari Langkah 2 menggunakan Algoritma-2 sehingga setiap dokumen komentar dapat ditetapkan label emosinya.
5. Ujilah kebenaran klasifikasi dengan membandingkan klasifikasi oleh algoritma-2 dengan klasifikasi manual Tabel 2 atau Tabel 3.
6. Tetapkan akurasi dari penggunaan Emolex dalam klasifikasi teks berbasis leksikon emosi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pre-processing dan Ekstraksi Fitur

Hasil *pre-processing* terhadap koleksi dokumen adalah seperti pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Hasil Pre-processing dari koleksi dokumen

Dokumen	Koleksi token
D0001	'tatap', 'muka', 'hari', 'bosan', 'sekali'
D0002	'baik', 'kasih', 'bijak', 'kampus', 'bebas', 'asap', 'rokok', 'fasilitasi', 'ruang', 'merokok', 'bos'
D0003	'hore', 'kantin', 'tolong', 'harga', 'mahal'
D0004	"proyektor", "baik", "hasil", "ajar", "pasti", "baik"
....
D4000	'dosen', 'yuli', 'sangat', 'bagus', 'komunikatif', 'tahan'

Hasil dari *pre-processing* selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur yang memuat kandungan emosi berdasarkan kamus Emolex. Hasil Ekstrak fitur emosi menggunakan Algoritma-1 adalah seperti pada Tabel 8 berikut ini.

Tabel 8. Hasil Ekstrak Fitur Emosi dari Dataset

Dokumen	Fitur terekstrak	Skor Emosi							
		1	2	3	4	5	6	7	8
D0001	'bosan'	0	0	0	0	0	1	0	0
D0002	'baik'	0	1	0	0	0	0	0	0
	'kasih'	0	1	0	0	0	0	0	0
	'bebas'	0	0	0	0	0	0	0	0
D0003	'hore'	0	0	0	0	1	0	0	0
D0004	"baik"	0	1	0	0	0	0	0	0
	"pasti"	0	1	0	0	0	0	0	0
....
D4000	'bagus'	0	0	0	0	1	0	0	0
	'komunikatif'	0	0	0	0	1	0	0	0

Selanjutnya dari ekstrak fitur emosi dan skor emosi pada setiap jenis emosi dapat ditentukan klasifikasi emosi dari dokumen yang bersangkutan.

3.2 Hasil klasifikasi emosi

Metode lexicon based akan menghasilkan klasifikasi emosi jika minimal dokumen yang diuji memiliki 1 fitur emosi. Dengan demikian tidak diperlukan adanya pelatihan dalam penetapan klas emosi dari dokumen yang bersangkutan. Jika dokumen yang diuji tidak mengandung satupun fitur emosi dari klas-klas emosi dalam library maka klasifikasi akan gagal. Dari dataset yang dicobakan melalui tahapan *pre-processing*, panerapan Algoritma-1 dan Algoritma-2 didapatkan hasil sebagai Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Emosi Dataset

Jumlah Opini	Hasil Klasifikasi Emosi	
	Berhasil	Gagal
4000	2.248	1.752
Prosentase	56,2%	43,8%

Dari Tabel 9 terlihat bahwa 56,2% opini dapat diklasifikasi oleh algoritma. Sedangkan 43,8% opini tidak dapat diklasifikasi. Jika dilacak proses klasifikasi emosi menggunakan pendekatan leksikon emosi, terlihat bahwa keberhasilan klasifikasi tergantung pada dua hal, yang pertama adalah “kualitas” teks opini yang akan diklasifikasi dan keberadaan leksikon dalam pustaka *Emolex*. Kegagalan klasifikasi disebabkan fitur-fitur yang ada dalam kalimat opini tidak ditemukan label emosinya dalam *Emolex*. Sebagai contoh jika dimiliki komentar :

Pak budi dosen yang paling asyik nih!!

Setelah melalui proses *pre-processing* dan proses seleksi fitur akan dihasilkan 4 buah token, yaitu : ‘pak’, ‘budi’, ‘dosen’, ‘asyik’. Untuk token-token ‘pak’ dan ‘budi’ akan tersaring dalam tahapan *StopWord removal*. Dengan demikian hanya tinggal fitur ‘dosen’ dan ‘asyik’. Pada tahap seleksi fitur menggunakan *Emolex*, ternyata term ‘dosen’ dan ‘asyik’ tidak ditemukan dalam *Emolex*. Maka opini tersebut akan gagal terdeteksi label emosinya.

Dari opini yang dapat dikenali labelnya, yakni sebanyak 2.248 buah, detail sebaran klasifikasi emosi berdasarkan label dapat disajikan seperti pada Tabel 10 berikut ini.

Tabel 10 . Hasil Klasifikasi Emosi Dataset yang Dikenali

	Label Emosi								Total Dok
	<i>Anger</i>	<i>Anticipation</i>	<i>Disgust</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sadness</i>	<i>Surprise</i>	<i>Trust</i>	
Jum dok	277	128	256	303	375	432	198	273	2248
Prosentase	12,3%	5,7%	11,4%	13,5%	16,7%	19,2%	8,8%	12,4%	100%

Jika hasil klasifikasi tersebut dibandingkan dengan pelabelan manual, maka akan dapat ditentukan akurasi dari masing-masing jenis emosi seperti pada Tabel 11 berikut ini.

Tabel 11. Akurasi per Jenis Emosi

	<i>Anger</i>	<i>Anticipation</i>	<i>Disgust</i>	<i>Fear</i>	<i>Joy</i>	<i>Sadness</i>	<i>Surprise</i>	<i>Trust</i>	<i>Total</i>
Pelabelan manual	600	400	550	500	550	600	400	400	4000
Pelabelan lexicon based	277	128	256	303	375	432	198	273	2248
Akurasi	46%	32%	47%	61%	68%	72%	50%	68%	56,2%

3.2 Pembahasan

Akurasi secara keseluruhan dari klasifikasi menggunakan pustaka Emolex adalah 56,2%, yang berarti 56,2% opini dapat diklasifikasi dengan benar. Hasil ini lebih baik jika dibandingkan dengan penelitian [13] yang mana penggunaan Emolex hanya memiliki akurasi 30%.

Jika dilihat lebih detail dengan mencermati akurasi untuk tiap label emosi, terdapat tiga jenis emosi yang memiliki akurasi tertinggi, yakni berturut-turut adalah *Sadness*, *Joy* dan *Trust* sebesar berturut-turut 72%, 68% dan 68%. Sedangkan dua jenis emosi yang paling rendah akurasinya adalah surprise dan anticipation dengan nilai akurasi 50% dan 32%. Sebaran label emosi menghasilkan ilustrasi *wordcloud* seperti pada Gambar 3.

Dari ilustrasi Gambar 3 terlihat bahwa dari komen dan saran hasil kuesioner yang terdeteksi menggunakan kamus leksikon *Emolex*, label yang paling menonjol adalah *Sadness*, disusul *Joy* dan *Trust*. Tentu ini menjadi petunjuk untuk perbaikan model pembelajaran agar emosi positif seperti *Joy* dan *Trust* yang berada pada posisi paling atas.



Gambar 3. Wordcloud Hasil deteksi Emosi

Analisis yang dilakukan penulis kenapa Emolex sebagai kamus terbuka belum dapat memberikan hasil yang memuaskan adalah adanya beberapa kemungkinan kelemahan. Salah satu kelemahan yang paling utama yang kemungkinan menyebabkan efektifitas klasifikasi emosi kurang adalah belum semua term memiliki label emosi. Dari jumlah term (leksikon) sebanyak 14.182 term baru sekitar 4.463 (36,7%) yang telah diberi label emosi. Masih diperlukan kontributor baru untuk menyempurnakan sehingga semua term memiliki label emosi. Sesuai dengan pendekatan yang digunakan yakni *crowdsourcing* yang sangat bertumpu pada peran khalayak untuk memberikan label emosi. Kelemahan lainnya adalah masalah efek *translate* bahasa. Tidak semua suku kata dalam bahasa Inggris di-translate tepat menjadi satu suku kata dalam bahasa Indonesia. Hal ini akan menurunkan kemampuan Kamus Emolex dalam deteksi label, karena algoritma deteksi menggunakan asumsi komentar sebagai kumpulan term-term tunggal. Kata-kata yang aslinya dalam bahasa Inggris satu kata dan diterjemahkan menjadi dua kata misalnya, “**absent**” menjadi “**tidak hadir**”, “**abode**” menjadi “**tempat tinggal**” dan lain-lain, bahkan terdapat banyak kata Inggris yang diterjemahkan menjadi tiga kata seperti “**aboard**” menjadi “**di atas kapal**” atau “**staid**” menjadi “**tenang dan serius**”.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini telah berhasil menerapkan klasifikasi emosi berbasis leksikon emosi dari pustaka leksikon EmoLex” untuk klasifikasi komentar/saran dari kuesioner evaluasi pendidikan pada evaluasi pendidikan Universitas AKPRIND Indonesia tahun 2020-2022. Meskipun keberhasilan dari klasifikasi emosi baru mencapai 56,2% dari total data tetapi potret dari emosi mahasiswa terkait pelaksanaan pembelajaran telah dapat ditangkap, yakni melalui prosentasi hasil klasifikasi yang bernuansa positif yakni “*Joy*” dan bernuansa negatif yakni “*Sadness*” dan “*Fear*” sebagai tiga label dengan prosentase tertinggi, yakni pada label *Sadness* (19,2%), *Joy*(16,7%) dan

Fear (13,5%) yang masing-masing memiliki akurasi sebesar 72%, 68% dan 68%. Hal ini menjadi petunjuk bahwa dari hasil ungkapan komen dan saran terbaca respon yang terdeteksi masih bernuansa sentimen negatif, yaitu *Sadness* meskipun pada urutan kedua adalah sentimen positif yaitu *Joy*. Penggunaan kamus leksikon emosi Emolex juga terlihat belum menunjukkan kinerja klasifikasi emosi yang maksimal. Hal ini dimungkinkan masih sedikitnya term dalam pustaka Emolex yang diberikan label emosi. Kekurangan pustaka Emolex sebagai acuan metode *lexicon base* juga terkendala efek *translasyon* inggris-indonesia yang mengasilkan translasi satu ke dua atau tiga kata bahasa Indonesia yang memunculkan masalah pada tahap *tokenization* ketika *pre-processing* data.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Bagian Biro Admisi dan Administrasi Akademik Universitas AKPRIND Indonesia yang telah mengizinkan penulis untuk mengambil data hasil kuesioner mahasiswa sebagai dataset dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Dennison, "Emotions: functions and significance for attitudes, behaviour, and communication," *Migration Studies*, vol. 12, no. 1. 2024. doi: 10.1093/migration/mnad018.
- [2] W. H. S. Tsai, D. Lun, N. Carcioppolo, and C. H. Chuan, "Human versus chatbot: Understanding the role of emotion in health marketing communication for vaccines," *Psychol Mark*, vol. 38, no. 12, 2021, doi: 10.1002/mar.21556.
- [3] Prince Awuah Baffour, Henry Nunoo-Mensah, Eliel Keelson, and Benjamin Kommey, "A Survey on Deep Learning Algorithms in Facial Emotion Detection and Recognition," *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 7, no. 1, pp. 24–32, Jun. 2022, doi: 10.25139/inform.v7i1.4563.
- [4] A. R. Murthy and K. M. Anil Kumar, "A Review of Different Approaches for Detecting Emotion from Text," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1110, no. 1, p. 012009, Mar. 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1110/1/012009.
- [5] F. A. Acheampong, C. Wenyu, and H. Nunoo-Mensah, "Text-based emotion detection: Advances, challenges, and opportunities," *Engineering Reports*, vol. 2, no. 7. John Wiley and Sons Inc, Jul. 01, 2020. doi: 10.1002/eng2.12189.
- [6] S. C. Venkateswarlu, S. R. Jeevakala, N. U. Kumar, P. Munaswamy, and D. Pendyala, "Emotion Recognition From Speech and Text using Long Short-Term Memory," *Engineering, Technology and Applied Science Research*, vol. 13, no. 4, 2023, doi: 10.48084/etasr.6004.
- [7] B. Wahyono, "Kelebihan Dan Kekurangan Kuesioner Sebagai Alat Pengumpul Data Penelitian," *Metodologi Penelitian Pendidikan*.
- [8] K. Olausson, L. Sharp, P. Fransson, T. Nyholm, B. Zackrisson, and U. Östlund, "What matters to you? – Free-text comments in a questionnaire from patients undergoing radiotherapy," *Tech Innov Patient Support Radiat Oncol*, vol. 13, pp. 11–16, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.tipsro.2019.11.009.
- [9] Bing Liu, *Sentiment Analysis Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. University of Illinois, Chicago, 2020.
- [10] H. Lian, C. Lu, S. Li, Y. Zhao, C. Tang, and Y. Zong, "A Survey of Deep Learning-Based Multimodal Emotion Recognition: Speech, Text, and Face," *Entropy*, vol. 25, no. 10. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), Oct. 01, 2023. doi: 10.3390/e25101440.
- [11] M. P. Purba and Y. T. Wijaya, "Analisis Basic Emotion Masyarakat Pada Masa Pandemi COVID-19 di Media Sosial Twitter Dengan Metode LSTM-FastText," *Seminar Nasional Official Statistics*, vol. 2022, no. 1, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1524.

- [12] P. Kumar and M. Vardhan, "Plutchik Wheel of Emotion and Machine Learning-Based Hybrid Sentiment Analysis for the Hindi Language with Minimum Dependency on High Computation Resources," *SN Comput Sci*, vol. 4, no. 6, 2023, doi: 10.1007/s42979-023-02237-7.
- [13] A. Nurkasanah and M. Hayaty, "Feature Extraction using Lexicon on the Emotion Recognition Dataset of Indonesian Text," *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, 2022, doi: 10.31937/ti.v14i1.2540.
- [14] J. Bata, "#AkuGalau: Korpus Bahasa Indonesia untuk Deteksi Emosi dari Teks," *JURNAL ELEKTRO*, vol. 12, no. 2, pp. 103–110, 2019, [Online]. Available: www.youtube.com.
- [15] S. Christina and D. Ronaldo, "Studi Literatur Sistematis Terhadap Pengembangan Leksikon Sentiment," *Jurnal ELTIKOM*, vol. 4, no. 2, 2020, doi: 10.31961/eltikom.v4i2.211.
- [16] S. M. Mohammad and P. D. Turney, "Crowdsourcing a Word – Emotion Association Lexicon," *Comput Intell*, vol. 29, no. 3, pp. 436–465, 2013.
- [17] D. Suryadi, "Does it make you sad? A lexicon-based sentiment analysis on COVID-19 news tweets," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1077, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1077/1/012042.
- [18] A. S. Aribowo and S. Khomsah, "Implementation Of Text Mining For Emotion Detection Using The Lexicon Method (Case Study : Tweets About Covid-19)," *TELEMATIKA: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 18, no. 1, pp. 49–60, 2021, doi: 10.31515/telematika.v18i1.4341.
- [19] S. B. Bin Rodzman, M. Hanif Rashid, N. K. Ismail, N. Abd Rahman, S. A. Aljunid, and H. Abd Rahman, "Experiment with lexicon based techniques on domain-specific Malay document sentiment analysis," in *ISCAIE 2019 - 2019 IEEE Symposium on Computer Applications and Industrial Electronics*, 2019. doi: 10.1109/ISCAIE.2019.8743942.
- [20] N. Shafiya, N. Salam, A. A. Supianto, and A. R. Perdanakusuma, "Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Terhadap Saran Kuesioner Penilaian Kinerja Dosen dengan Menggunakan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 6, pp. 6148–6156, 2019, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [21] N. Ferdiansyah and A. Solichin, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Dosen Berdasarkan Data Kritik Saran Mahasiswa Menggunakan Metode Naive Bayes," *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, vol. 19, no. 2, 2022.
- [22] Y. Yuliska, D. H. Qudsi, J. H. Lubis, K. U. Syaliman, and N. F. Najwa, "Analisis Sentimen pada Data Saran Mahasiswa Terhadap Kinerja Departemen di Perguruan Tinggi Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 5, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021854842.
- [23] S. Chawla and M. Mehrotra, "An Ensemble-Classifer Based Approach for Multiclass Emotion Classification of Short Text," in *2018 7th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization: Trends and Future Directions, ICRITO 2018*, 2018. doi: 10.1109/ICRITO.2018.8748757.