

## Analisis Ulasan Produk pada Media Sosial (Twitter) untuk Meningkatkan Kualitas Produk Handphone Menggunakan Metode Aspect-Based dengan Pendekatan Lexicon

Serventine Andhara Evhen, Dr.Warih Maharani, ST.,MT.

Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung  
serventineandhara@students.telkomuniversity.ac.id, wmaharani@telkomuniversity.ac.id

### Abstrak

Media sosial juga sudah marak digunakan sebagai media untuk menyampaikan aspirasi atau ulasan tentang suatu produk. Kegiatan ini membuat banyak data ulasan tersebar luas di jejaring media sosial. *Twitter* adalah salah satu *platform* yang sering digunakan untuk menulis ulasan karena bersifat terbuka dan bebas untuk mengekspresikan pendapat. Data yang tersebar dapat menjadi acuan peningkatan kualitas produk dengan dibuat sebuah analisis sentimen berbasis aspek. Analisis sentimen berbasis aspek mengacu pada aspek atau fitur pada produk tersebut. Penelitian dilakukan dengan menggunakan tiga ulasan produk handphone *Iphone 11* pada *platform twitter* dengan menggunakan analisis sentimen menggunakan klasifikasi *lexicon*. Hasil evaluasi terbaik didapatkan dengan skenario pertama yang menggunakan parameter *full preprocessing* dan kamus *lexicon Liu*. Kamus yang digunakan sudah di terjemahkan kedalam bahasa Indonesia. Skenario ini memiliki hasil *exact match error ratio* sebesar 42.11%.

**Kata kunci :** aspect based sentimen analysis, ekstraksi aspek, lexicon Indonesia

### Abstract

Social media has also been widely used as a medium to convey aspirations or reviews about a product. This activity makes a lot of data reviews widely spread on social media networks. *Twitter* is one of the platforms that is often used to write reviews because it is open and free to express opinions. The scattered data can be used as a reference for improving product quality by making an aspect-based sentiment analysis. Aspect-based sentiment analysis refers to an aspect or feature of the product. The research was conducted using data on *iPhone 11* mobile product reviews on the *Twitter* platform using sentiment analysis using the *Lexicon* classification. The best evaluation results are obtained with the first scenario using *full preprocessing* parameters and the *Liu's Lexicon* dictionary. The dictionary used has been translated into Indonesian. This scenario has an *exact match error ratio* of 42.11%.

**Keywords:** aspect based sentiment analysis, aspect extraction, Indonesian lexicon

## 1. Pendahuluan

### Latar Belakang

Media sosial merupakan salah satu dampak dari perkembangan teknologi informasi yang sangat pesat. Media sosial khususnya *Twitter* menjadi *platforms* untuk mengutarakan pendapat dan membagikan informasi [1]. Aktivitas ini mengakibatkan banyak data pengetahuan pelanggan tentang *handphone* tersebar di media sosial. Analisis terhadap media sosial berfokus pada pengumpulan data dan menganalisis data [2]. Teknik analisis yang dapat digunakan untuk menganalisis pengetahuan pengguna adalah sentimen analisis [3]

Metode *aspect-based* digunakan karena langsung melihat kepada opini dari suatu ulasan. Klasifikasi opini dengan menggunakan *document level* dan *sentence level* tidak bisa menemukan aspek yang sebenarnya disukai oleh pengguna. Hal ini disebabkan karena metode tersebut tidak mengidentifikasi target dari sebuah opini[1].

Kamus *lexicon* yang digunakan adalah kamus *lexicon* oleh Liu yang sudah dimodifikasi dan diterjemahkan kedalam bahasa Indonesia pada penelitian[4]. Kamus ini dipilih karena sudah dikembangkan selama beberapa tahun. Selain itu klasifikasi juga akan dibandingkan dengan dua kamus lainnya yaitu *InSet* dan *Kamus Inset* dibuat dan dikembangkan pada penelitian [5]. Pemilihan kamus ini adalah untuk menguji apakah kamus terbaru yang dihasilkan memiliki hasil klasifikasi yang bagus. Perbandingan terakhir menggunakan kamus *SentiWordNet* Indonesia atau yang juga disebut *Barasa*. Kamus ini dipilih karena umum digunakan oleh penelitian berbasis sentimen analisis.

### Topik dan Batasannya

Pada media sosial banyak data ulasan produk yang tersebar. Seharusnya data ini dapat dianalisis untuk mengetahui aspek yang sering di bicarakan oleh pengguna. Tetapi belum banyak yang melakukan analisis produk pada sosial media. Berdasarkan permasalahan tersebut, penjabaran pertanyaan adalah sebagai berikut:

- Apakah metode *aspect-based* menggunakan pendekatan *lexicon* dapat melakukan analisis sentimen dari suatu ulasan?
- Bagaimana perbedaan kamus *lexicon* dapat mempengaruhi nilai sentimen pada suatu ulasan?
- Faktor apa yang mempengaruhi ekstraksi aspek pada sentimen analisis dengan pendekatan *lexicon*?

### Tujuan

Berdasarkan perumusan masalah, maka tujuan dari kegiatan penelitian adalah sebagai berikut :

- Melakukan implementasi metode *aspect-based* menggunakan pendekatan *lexicon* untuk analisis sentimen dari suatu ulasan,
- Melakukan analisis perbedaan penggunaan kamus *lexicon* pada nilai sentimen.
- Melakukan analisis faktor yang mempengaruhi ekstraksi aspek pada sentimen analisis dengan pendekatan *lexicon*.

### Batasan Masalah

Adapun batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini adalah:

- Data ulasan diambil dari *twitter* dengan kata kunci “iphone 11”,
- Dataset* berbahasa Indonesia,
- Skenario pengujian merupakan penggunaan *library lexicon* berbahasa Indonesia yang berbeda yaitu Liu, Inset dan Sentiwordnet Indonesia dan penggunaan *stopword*.

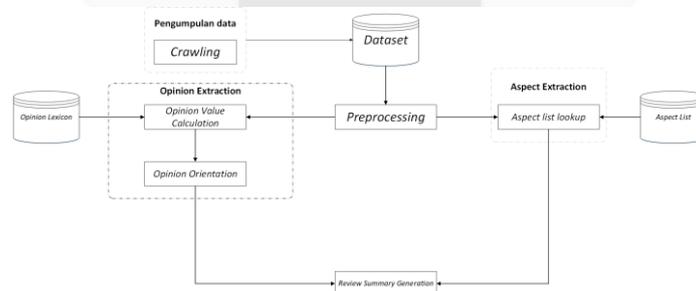
## 2. Studi Terkait

Penelitian terkait yang membahas tentang *sentiment analysis* [6]–[11] yang melakukan *task* utama yaitu: (1) Menemukan fitur atau aspek; (2) Menentukan polaritas dari ulasan. Sentimen analisis berbasis aspek memiliki subtask yaitu: (1) Ekstraksi dan kategorisasi entitas; (2) Ekstraksi dan kategorisasi aspek; (3) Identifikasi polaritas sentimen; (4) Ekstraksi waktu ulasan; (5) Identifikasi *opinion holder*; (6) Pembentukan struktur opini [3]. Pada penelitian ini akan fokus mengerjakan *subtask* 1,2 dan 3.

*Aspect based* pada analisis sentimen dilakukan dengan pendekatan *lexicon* pada beberapa penelitian seperti pada [6] yang menggunakan *dataset* dari ulasan penyedia jasa asuransi di *e-commerce*. Pada penelitian ini *opinion lexicon* digunakan untuk menghitung nilai dari suatu kalimat opini. Ekstraksi aspek yang digunakan adalah dengan cara menggunakan sinonim dari kata aspek dan menghitung jarak antara aspek dan sentimen pada suatu kalimat ulasan [7] menggunakan pendekatan *lexicon* untuk mengidentifikasi orientasi kalimat tergantung pada kata opini yang terkait erat dengan opini domain. Pada penelitian ini ekstraksi aspek akan menggunakan kata sinonim dari aspek seperti penelitian [6] dan mengidentifikasi orientasi kalimat menggunakan kamus *lexicon* seperti pada penelitian [6], [7].

## 3. Sistem yang dibangun

Gambaran umum sistem dapat dilihat pada gambar 1.



**Gambar 1 Flowchart Pembangunan Sistem**

Pengambilan data dilakukan pada tanggal 24 September 2020 dengan keyword iPhone 11 dan dengan filter bahasa Indonesia .Data yang digunakan adalah data hasil scrapping twitter menggunakan Twitter Intelligent Tool (TWINT)<sup>1</sup>. Dataset terdiri atas 748 kalimat yang berisikan kalimat ulasan. Pelabelan data seperti bagan 1

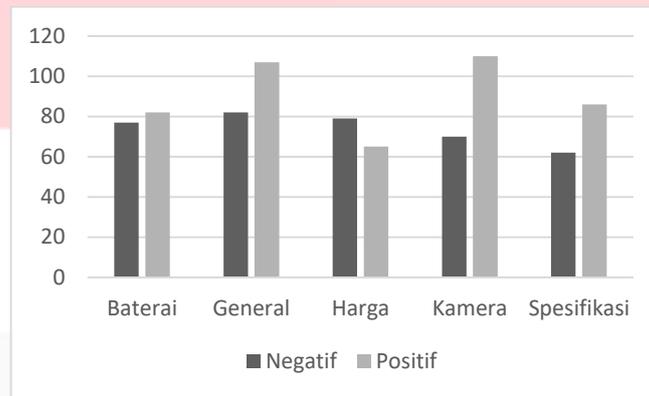
<sup>1</sup> <https://github.com/twintproject/twint/blob/master/>

dilakukan secara manual oleh enam orang yang tidak ikut dalam pembuatan sistem. Contoh bentuk data dapat dilihat pada tabel 1.

**Tabel 1 dataset**

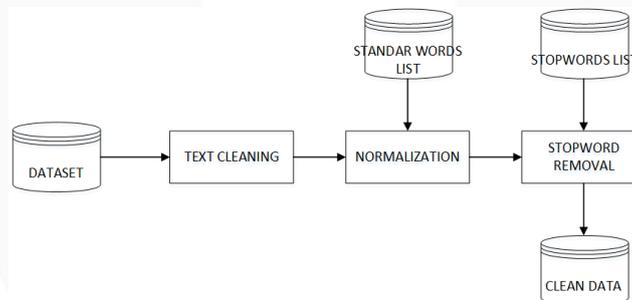
No	Tweet	Label
1.	Min, normal ke kalau iPhone 11/11 Pro /Pro Max baru pakai beberapa bulan battery capacity dah drop to 96%?	baterai negatif
2.	xs max, senderrr. tapi rugi sih kalo kamu beli xs max baru sekarang.. i mean langsung ke iPhone 11 juga gapapa sebenarnya secara speknya lebih bagus terussss harganya gak jauh beda.	spesifikasi positif
3.	Kalo sender lebih mentingin ketajaman layar mending Xs Max, tapi kalo buat keseluruhan ya iPhone 11 atuh, ultra wide angle nya cakep banget, chipsetnya juga terbaru.	baterai positif, spesifikasi positif

Pesebaran jumlah kalimat berlabel pada dataset ada pada bagan 1.



**Bagan 1 Persebaran data**

**3.1. Preprocessing**



**Gambar 2 Flowchart proses preprocessing**

**3.1.1. Text Cleaning**

Pada tahapan ini *hashtag* tidak dihapus karena dianggap sebagai kata karena dapat menentukan arti pada sebuah kata[12].

Hasil dari tahapan *text cleaning* dapat dilihat pada table 2.

**Tabel 2 Hasil proses text cleaning**

Input	Output
'xs max, senderrr. tapi rugi sih kalo kamu beli xs max baru sekarang.. i mean langsung ke iPhone 11 juga gapapa sebenarnya secara speknya lebih bagus terussss harganya gak jauh beda.'	'xs max senderrr tapi rugi sih kalo kamu beli xs max baru sekarang i mean langsung ke iPhone 11 juga gapapa sebenarnya secara speknya lebih bagus terussss harganya gak jauh beda '

**3.1.2. Normalization**

Normalization atau normalisasi dataset dilakukan dengan membuat sebuah kamus data yang berisikan kata tidak standard dan standarnya. Kamus dibuat dari penelusuran kata pada dataset yang seperti pada table 3. Proses selanjutnya adalah dilakukan penghilangan angka pada kalimat dan

penghilangan kata tidak bermakna. Contoh kamus kata tidak bermakna dapat dilihat pada tabel 4. Kamus normalisasi dan kata tidak bermakna dibuat berdasarkan asumsi bahwa kata yang terdapat pada kamus tersebut tidak berbentuk baku. Hasil proses normalisasi dapat dilihat pada tabel 5.

**Tabel 3 Kamus normalisasi**

Non-standard word	Standard word
kmera	kamera
dijangka	dalam
dimuatkan	dimasukkan

**Tabel 4 Contoh stopwords tambahan**

Stop
sis
guys
boys

**Tabel 5 Hasil Normalisasi**

Input	Output
'xs max senderrr tapi rugi sih kalo kamu beli xs max baru sekarang i mean langsung ke iphone 11 juga gapapa sebenarnya secara speknya lebih bagus terussss harganya gak jauh beda'	'tapi rugi sih kalau kamu beli xs max baru sekarang saya maksud langsung ke iphone juga tidak apa apa sebenarnya secara speknya lebih bagus terus harganya tidak jauh beda'

### 3.1.3. Stemming

Stemming adalah proses pengubahan kata menjadi kata dasar dengan membuang kata imbuhan. Hasil dari tahapan ini dapat dilihat pada tabel 6.

**Tabel 6 Hasil stemming**

Input	Output
iphone karena iphone lebih terbaru daripada iphone xs max dan dari spek juga bagus iphone	iphone karena iphone lebih baru daripada iphone xs max dan dari spek juga bagus iphone

### 3.1.4. Stopword Removal

Stopword removal adalah menghilangkan kata hubung yang tidak bermakna suatu kalimat. Kamus kata yang digunakan adalah NLTK berbahasa Indonesia yang sudah dieliminasi kata yang mempengaruhi ulasan, contoh: "harganya tidak mahal". Salah satu hasil kalimat yang melewati proses ini dapat dilihat pada table 7.

**Tabel 7 Hasil Stopword removal**

Input	Output
'tapi rugi sih kalau kamu beli xs max baru sekarang saya maksud langsung ke iphone juga tidak apa apa sebenarnya secara speknya lebih bagus terus harganya tidak jauh beda'	'rugi beli maksud langsung tidak speknya lebih bagus harganya tidak beda'

### 3.2. Aspect extraction

Ekstraksi aspek atau *aspect extracton* adalah proses untuk mengetahui aspek dan sub-aspek yang ada pada dataset. Untuk mengetahui lebih banyak tentang kata ulasan yang mengandung aspek maka dicari subaspek nya dengan mencari secara manual dan pendekatan menggunakan sinonim kata dari aspek tersebut[6]. Penentuan sub-aspek secara manual adalah pengetahuan pribadi tentang aspek tersebut. Contoh hasil penelusuran subaspek secara manual dapat dilihat pada tabel 8.

**Tabel 8 Contoh Subaspek Manual**

No	Aspek	Sub-Aspek	No	Aspek	Sub-Aspek
1.	baterai	mah	6.	harga	biaya
2.	baterai	kapasitas	7.	kamera	foto
3.	general	warna	8.	kamera	gambar
4.	general	layar	9.	spesifikasi	ios
5.	harga	harga	10.	spesifikasi	sistem operasi

Sinonim kata subaspek yang sudah ada dapat dicari menggunakan bantuan *library* tesaurus<sup>2</sup> bahasa Indonesia dalam format JSON. Jumlah dari sinonim kata dari subaspek yang ditemukan oleh kamus Tesaurus dapat dilihat pada tabel 9.

**Tabel 9 Jumlah sinonim kata subaspek**

Aspek	Jumlah
Baterai	31
General	78
Harga	38
Kamera	25
Spesifikasi	21

Setelah dilakukan penelusuran tidak semua kata sinonim sesuai dengan kata yang diinginkan. Kemudian kata dipilih secara manual untuk mendapatkan subaspek yang paling sesuai. Pemilihan kata yang tidak sesuai juga merupakan asumsi pribadi tentang aspek tersebut. Contoh Subaspek akhir dari dataset dapat dilihat pada tabel 10.

**Tabel 10 Contoh Hasil Subaspek**

No	Aspek	Sub-Aspek	No	Aspek	Sub-Aspek
1.	baterai	kapasitas	6.	harga	bayar
2.	baterai	kesanggupan	7.	kamera	alat potret
3.	general	komposisi	8.	kamera	angle
4.	general	konstruksi	9.	spesifikasi	spek
5.	harga	imbalan	10.	spesifikasi	chip

### 3.3. Opinion extraction

Ekstraksi opini atau *opinion extraction* adalah proses dalam sistem yang akan menghasilkan prediksi pasangan sentimen dan aspek serta skor sentimen dari suatu kalimat ulasan. Subtask yang dilakukan oleh proses ekstraksi opini adalah: (1) Split kalimat; (2) Penemuan subaspek; (3) Penemuan kata sentimen; (4) Hitung skor sentimen.

Langkah awal yang dilakukan adalah memisahkan kalimat ulasan menjadi kata perkata. Setelah kata tersebut terpisah maka selanjutnya dilakukan penelusuran untuk menemukan subaspek. Penelusuran subaspek sampai ditemukan salah satu kata yang ada pada tabel 9.

Jika subaspek sudah ditemukan pada awal kalimat maka penelusuran untuk menemukan sentimen ulasan dilanjutkan ke kanan kata subaspek sampai ditemukan subaspek baru atau sampai akhir dari kata pada kalimat ulasan. Apabila kata subaspek berada pada tengah atau akhir kalimat maka penelusuran dilanjutkan ke kiri kata subaspek. Hal ini dilakukan karena apabila penelusuran tetap dilanjutkan ke sebelah kanan maka kata sebelum subaspek tidak teranalisa. Suatu kalimat dapat memiliki satu atau lebih subaspek.

Selanjutnya dilakukan penelusuran kata sentimen yang dimiliki kalimat ulasan. Kata sentimen didapatkan dengan menggunakan kamus *lexico*. Pada sistem ini akan membandingkan penggunaan tiga kamus *lexicon* yang berbeda. Kamus *lexicon* pertama yang digunakan adalah kamus *lexicon* Liu yang diterjemahkan kedalam bahasa Indonesia[13]. Kamus ini berisikan dua kamus yang merupakan kamus berisi kalimat positif dan negatif, tetapi tidak memiliki skor. Maka setiap kata atau kalimat yang berada pada kamus positif diberikan bobot "1" dan yang berada pada kamus negatif diberi bobot "-1". Pembobotan ini dilakukan dengan asumsi bahwa setiap kalimat memiliki orientasi -1 atau 1 tanpa melihat kekuatan dari kata tersebut. Kemudian kedua kamus ini digabungkan untuk mempermudah penggunaannya yang bisa dilihat contohnya pada tabel 11.

**Tabel 11 Contoh kalimat pada kamus *lexicon* Liu**

No	Word	Weight	No	Word	Weight
1.	abnormal	-1	11.	acungan jempol	1
2.	absurd	-1	12.	adaptif	1
3.	acak	-1	13.	adil	1

<sup>2</sup> <https://github.com/victoriasovereigne/tesaurus>

4.	acak-acakan	-1	14.	afinitas	1
5.	acuh	-1	15.	afirmasi	1
6.	acuh tak acuh	-1	16.	agilely	1
7.	adiktif	-1	17.	agung	1
8.	agresi	-1	18.	ahli	1
9.	agresif	-1	19.	ahlinya	1
10.	agresor	-1	20.	ajaib	1

Kamus ini memiliki kekurangan karena tidak memiliki skor sentimen yang pasti pada setiap kata. Oleh karena itu diputuskan untuk menggunakan kamus *lexicon* InSet Indonesia sebagai pembandingnya[5]. Kamus ini memiliki skor berkisar antara -5 sampai 5 dan tidak memiliki kalimat yang bernilai 0. Kemudian kedua kamus ini digabungkan untuk mempermudah penggunaannya yang bisa dilihat contohnya pada tabel 12.

**Tabel 12 Contoh kalimat pada kamus *lexicon* InSet Indonesia**

No	Word	Weight	No	Word	Weight
1.	terimakasih	5	11.	berhelat	-4
2.	cover	3	12.	lisong	-3
3.	mohon	2	13.	selekeh	-5
4.	mengawal	2	14.	mengantongi	-5
5.	statistik	1	15.	bertara	-3
6.	keuangan	3	16.	runcing	-4
7.	jalan terbuka	3	17.	disparitas	-4
8.	banyaknya	3	18.	perlawanan	-5
9.	lebar	3	19.	gelongsor	-4
10.	bentang	1	20.	tesis	-3

Setelah dilakukan penelusuran terhadap kamus Liu dan InSet, ternyata kedua kamus ini tidak terlalu umum digunakan untuk *database* berbahasa Indonesia. Kemudian penelitian dilanjutkan dengan menggunakan dataset SentiWordNet berbahasa Indonesia atau Barasa. Pada dataset ini hanya menggunakan kata atau kalimat yang berbahasa Indonesia, dan yang memiliki nilai (sentimen 0 dihapus). Pembobotan kata digunakan dengan cara mengurangi nilai positif dengan nilai negatif untuk mempermudah proses klasifikasi. Pembobotan ini dilakukan agar satu kata atau kalimat tidak memiliki dua orientasi yang berbeda dan pada akhirnya orientasinya bergantung pada nilai terbesarnya. Contoh kata yang terdapat pada kamus Barasa bisa dilihat pada tabel 13.

**Tabel 13 Contoh kalimat pada kamus Barasa SentiWordNet**

No	Word	Weight	No	Word	Weight
1.	bernafas	-0.083333333	11.	hegeh	0.069444444
2.	hidup hidup	-0.083333333	12.	hegeh hegeh	0.069444444
3.	masih segar	-0.083333333	13.	kebek	0.069444444
4.	tempat kediaman	-0.083333333	14.	mengaum	0.069444444
5.	bandingan	0.013888889	15.	terhegeh hegeh	0.069444444
6.	komparatif	0.013888889	16.	lebih senang	-0.416666667
7.	nisbi	0.013888889	17.	lekeh	-0.416666667
8.	dgn sempurna	0.173611111	18.	menganggap enteng	-0.416666667
9.	kesempurnaan	0.173611111	19.	mudah	-0.416666667
10.	kesalahan	0.034722222	20.	murah	-0.416666667

Penelusuran kata sentimen dilakukan untuk mengetahui orientasi dan skor sentimen dari subaspek yang sudah didapatkan. Skor sentimen akan disimpan dan orientasi sentimen didapatkan dari skor tersebut. Orientasi sentimen dinyatakan positif apabila kalkulasi perhitungan kata sentimen  $\geq 0$ , dan negatif apabila  $< 0$ . Contoh kata yang sama tetapi memiliki nilai yang berbeda dapat dilihat pada tabel 14:

**Tabel 14 Contoh bobot kata pada tiap kamus**

No	Word	LIU	INSET	BARASA
1.	absurd	-1	3	0.243055556
2.	acuh tak acuh	-1	4	-0.416666667
3.	adil	-1	4	-0.416666667
4.	aib	-1	1	-0.416666667
5.	perbedaan	1	-2	-0.416666667

6.	perhatian	1	4	0.013888889
7.	perhatian	1	4	0.013888889
8.	perlawanan	1	1	0.069444444

Pada suatu kalimat ulasan yang tidak ditemukan subaspek nya dan bernilai 0, maka pada kalimat tersebut disisihkan terlebih dahulu. Apabila ditemukan subaspek lain pada kalimat tersebut dan memiliki nilai sentimen maka hanya subaspek inilah yang digunakan. Tetapi apabila tidak ditemukan subaspek lain pada kalimat ulasan maka subaspek dengan nilai sentimen 0 tetap digunakan dan masuk ke kelas general positif.

Contoh cara kerja sistem terhadap kalimat ulasan:

Input : aneh sekali kameranya baterai tahan lama

Sistem akan melakukan penelusuran kata hingga menemukan sub-aspek pada kalimat. Pada kalimat diatas penelusuran pertama akan berhenti pada kata "kameranya". Kemudian sistem akan melanjutkan untuk menemukan kata sentimen pada kalimat ulasan. Sesuai dengan alur kerja sistem maka akan ditelusuri kata disebelah kiri "kameranya" terlebih dahulu. Sistem akan melakukan kalkulasi sentimen pada kata "sekali" dan "aneh". Kalkulasi dilakukan dengan menghitung skor sentimen pada kamus yang digunakan. Skor sentimen akan menghasilkan orientasi sentimen apakah negatif atau positif.

Kemudian karena kata pada kalimat belum habis penelusuran dilakukan kembali. Saat penelusuran kata "baterai" langsung menemukan sub-aspeknya. Kemudian penelusuran dilanjutkan ke kanan karena sub-aspek yang pertama dilakukan. Langkah selanjutnya sama dengan penelusuran sebelumnya.

### 3.4. Review Summary Generation

Kalimat yang sudah melalui proses *opinion extraction* akan memiliki skor sentimen dan subaspek yang berada pada kalimat tersebut. Setiap subaspek akan diubah menjadi aspek utama sesuai pada tabel 9. Skor sentimen akan diubah menjadi orientasi sentimen yang berupa positif atau negatif. Pasangan aspek dan orientasi sentimen akan terhubung pada satu kalimat tertentu.

## 4. Evaluasi

### 4.1. Hasil Pengujian

Pengujian akan dilakukan dalam tiga skenario utama , setiap skenario memiliki tiga sub-skenario. Hal ini dilakukan untuk mengetahui apakah *preprocessing* dan kamus *lexicon* yang digunakan mempengaruhi hasil prediksi yang dihasilkan oleh sistem. Maka dapat dihitung nilai *exact match error ratio* untuk mengetahui performa sistem dengan rumus:

$$\text{exact match error ratio} = \frac{\text{total kalimat prediksi salah}}{\text{jumlah banyak kalimat}} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

Hasil evaluasi skenario pertama menggunakan kamus liu dapat dilihat pada tabel 15, kamus InSet pada tabel 16 dan kamus barasa pada tabel 17.

**Tabel 15 Evaluasi hasil skenario 1 dengan menggunakan kamus *lexicon* Liu**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	79	50	29	64.94
	Positif	82	85	55	30	67.07
General	Negatif	82	94	46	48	56.10
	Positif	107	157	86	71	80.37
Harga	Negatif	79	77	51	26	64.56
	Positif	65	64	41	23	63.08
Kamera	Negatif	70	57	38	19	54.29
	Positif	110	119	84	35	76.36
Spesifikasi	Negatif	62	35	20	15	32.26
	Positif	86	81	57	24	66.28

**Tabel 16 Evaluasi hasil skenario 1 dengan menggunakan kamus *lexicon* Inset Indonesia**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	118	59	59	76.62
	Positif	82	46	26	20	31.71

General	Negatif	82	159	59	100	71.95
	Positif	107	92	52	40	48.60
Harga	Negatif	79	54	29	25	36.71
	Positif	65	87	42	45	64.62
Kamera	Negatif	70	89	39	50	55.71
	Positif	110	87	54	33	49.09
Spesifikasi	Negatif	62	65	26	39	41.94
	Positif	86	51	35	16	40.70

**Tabel 17 Evaluasi hasil skenario 1 dengan menggunakan kamus *lexicon* Barasa SentiWordNet Indonesia**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	69	34	35	44.16
	Positif	82	95	45	50	54.88
General	Negatif	82	85	39	46	47.56
	Positif	107	166	88	78	82.24
Harga	Negatif	79	77	29	48	36.71
	Positif	65	64	20	44	30.77
Kamera	Negatif	70	68	37	31	52.86
	Positif	110	108	73	35	66.36
Spesifikasi	Negatif	62	34	15	19	24.19
	Positif	86	82	55	27	63.95

Hasil evaluasi skenario kedua menggunakan kamus liu dapat dilihat pada tabel 18, kamus InSet pada tabel 19 dan kamus barasa pada tabel 20.

**Tabel 18 Evaluasi hasil skenario 2 dengan menggunakan kamus *lexicon* Liu**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	80	49	31	63.64
	Positif	82	84	53	31	64.63
General	Negatif	82	86	41	45	50.00
	Positif	107	165	89	76	83.18
Harga	Negatif	79	76	50	26	63.29
	Positif	65	65	41	24	63.08
Kamera	Negatif	70	55	34	21	48.57
	Positif	110	121	82	39	74.55
Spesifikasi	Negatif	62	40	20	20	32.26
	Positif	86	76	54	22	62.79

**Tabel 19 Evaluasi hasil skenario 2 dengan menggunakan kamus *lexicon* Inset Indonesia**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	119	58	61	75.32
	Positif	82	45	25	20	30.49
General	Negatif	82	152	56	96	68.29
	Positif	107	99	55	44	51.40
Harga	Negatif	79	56	32	24	40.51
	Positif	65	85	42	43	64.62
Kamera	Negatif	70	94	43	51	61.43
	Positif	110	82	53	29	48.18
Spesifikasi	Negatif	62	67	24	43	38.71
	Positif	86	49	31	18	36.05

**Tabel 20 Evaluasi hasil skenario 2 dengan menggunakan kamus *lexicon* Barasa SentiWordNet Indonesia**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	69	34	35	49.28
	Positif	82	95	45	50	47.37
General	Negatif	82	81	37	44	45.68
	Positif	107	170	91	79	53.53
Harga	Negatif	79	75	26	49	34.67
	Positif	65	66	19	47	28.79

Kamera	Negatif	70	65	34	31	52.31
	Positif	110	111	73	38	65.77
Spesifikasi	Negatif	62	32	15	17	46.88
	Positif	86	84	55	29	65.48

Hasil evaluasi skenario ketiga menggunakan kamus liu dapat dilihat pada tabel 21, kamus InSet pada tabel 22 dan kamus barasa pada tabel 23.

**Tabel 21 Evaluasi hasil skenario 3 dengan menggunakan kamus *lexicon* Liu**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	74	47	27	61.04
	Positif	82	91	56	35	68.29
General	Negatif	82	97	47	50	57.32
	Positif	107	154	83	71	77.57
Harga	Negatif	79	78	52	26	65.82
	Positif	65	69	43	26	66.15
Kamera	Negatif	70	57	38	19	54.29
	Positif	110	119	84	35	76.36
Spesifikasi	Negatif	62	34	17	17	27.42
	Positif	86	73	50	23	58.14

**Tabel 22 Evaluasi hasil skenario 3 dengan menggunakan kamus *lexicon* Inset Indonesia**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	65	33	32	42.86
	Positif	82	100	46	54	56.10
General	Negatif	82	86	36	50	43.90
	Positif	107	165	86	79	80.37
Harga	Negatif	79	97	42	55	53.16
	Positif	65	50	17	33	26.15
Kamera	Negatif	70	68	39	29	55.71
	Positif	110	108	74	34	67.27
Spesifikasi	Negatif	62	33	14	19	22.58
	Positif	86	74	51	23	59.30

**Tabel 23 Evaluasi hasil skenario 3 dengan menggunakan kamus *lexicon* Inset Indonesia**

Aspek	Sentimen	Jumlah kalimat	Kalimat yang diprediksi	Prediksi benar	Prediksi salah	Prediksi yang benar (%)
Baterai	Negatif	77	131	62	69	47.33
	Positif	82	34	17	17	50.00
General	Negatif	82	155	52	103	33.55
	Positif	107	96	49	47	51.04
Harga	Negatif	79	37	16	21	43.24
	Positif	65	110	48	62	43.64
Kamera	Negatif	70	91	43	48	47.25
	Positif	110	85	56	29	65.88
Spesifikasi	Negatif	62	53	20	33	37.74
	Positif	86	54	38	16	70.37

Hasil evaluasi akan dihitung menggunakan persamaan (1) dengan hasil kalkulasi pada tabel 24.

**Tabel 24 Hasil kalkulasi *exact match error ratio***

No	Kamus <i>Lexicon</i> yang digunakan	Parameter	Jumlah kalimat prediksi salah	Jumlah kalimat ulasan	Nilai <i>exact match error ratio</i> (%)
1.	Liu	Skenario 1 (Normalisasi dan Stopword Removal)	315	748	42.11
2.	InSet		400		53.48
3.	Barasa SentiWordNet		389		52.00
4.	Liu	Skenario 2 (Normalisasi)	328		43.85
5.	InSet		399		53.34
6.	Barasa SentiWordNet	Skenario 3 (Normalisasi, Stopword removal dan	391		52.27
7.	Liu		324		43.31
8.	InSet		422		56.41

9.	Barasa SentiWordNet	Stemming)	386	51.60
----	---------------------	-----------	-----	-------

#### 4.2. Analisis Hasil Pengujian

Dari hasil kalkulasi yang dihitung dari persamaan(1) pada tabel 24 maka dapat disimpulkan bahwa baseline yang dapat digunakan pada sistem adalah dengan menggunakan skenario pertama dan penggunaan kamus lexicon oleh liu. Dari skenario yang sudah dilakukan dapat dilakukan analisis untuk mengetahui pengaruh *stopword removal* dan penggunaan kamus yang berbeda, yaitu:

a. Pengaruh *stopword removal*

Salah satu contoh kalimat yang diprediksi benar dengan menggunakan *stopword* dan salah jika tidak menggunakan *stopword* ada pada tabel 25.

**Tabel 25 Contoh perbandingan penggunaan *stopword***

Tweet	Tanpa <i>stopword</i>	Label Prediksi <i>stopword</i>	<i>Stopword</i>	Label Prediksi <i>stopword</i>	Label Sebenarnya	Analisis
'dosenku iphone 11 ganti jd samsung s20 nder, brtti iphone bosenin wkwk'	'dosenku ganti jadi samsung s berarti membosa nkan'	general positif	'dosenku ganti samsung membosa nkan'	general negatif	general positif	Pada kalimat yang melalui proses <i>stopword removal</i> hanya terdapat satu kata sentimen yang ada pada kamus <i>lexicon</i> dari Liu yaitu "membosankan" dengan nilai -1 sehingga orientasinya menjadi negatif. Sedangkan pada kalimat yang tidak menggunakan <i>stopword</i> kata "berarti" yang bernilai 1.

Dari analisis diatas dapat disimpulkan bahwa penggunaan *stopword* dapat membantu untuk menghilangkan kata yang memiliki nilai sentimen tetapi pada dataset tidak merupakan kata yang menjelaskan ulasan.

b. Pengaruh penggunaan kamus yang berbeda

Kamus yang digunakan adalah kamus *lexicon* Liu, InSet Indonesia dan Barasa. Analisis contoh kata pada tiga kamus yang berbeda dapat dilihat pada tabel 26.

**Tabel 26 Contoh perbandingan penggunaan kamus berbeda**

Tweet	Label Prediksi Liu	Label Prediksi InSet	Label Sebenarnya	Analisis
'cantik ungu tidak kaya.	general positif	general negatif	general positif	Pada kamus Liu "cantik" dan "kaya" bernilai 1, dan "tidak" bernilai -1. Sehingga berorientasi positif. Sedangkan pada kamus InSet kata "cantik" bernilai -4, "tidak" bernilai -5 dan "kaya" bernilai 2. Sehingga berorientasi negatif.

Dari analisis diatas dapat disimpulkan bahwa hasil klasifikasi menggunakan kamus Liu lebih cocok digunakan pada sistem..

c. Pengaruh stemming

Salah satu contoh kalimat yang salah diprediksi menggunakan *stemming* dibandingkan dengan skenario terbaik ada pada tabel 27.

**Tabel 27 Contoh perbandingan penggunaan *stemming***

Tweet	Dengan <i>stemming</i>	Label Prediksi <i>stemming</i>	Tanpa <i>stemming</i>	Label Prediksi Tanpa <i>stemming</i>	Label Sebenarnya	Analisis
'kameranya kalo dipake buat foto indoor dgn pencahayaan yg kurang bad banget sih'	'kamera foto indoor cahaya kurang sekali'	Kamera positif	'kameranya a foto indoor pencahayaan kurang sekali'	Kamera negatif	Kamera negatif	Kata "cahaya" pada kamus <i>lexicon</i> Liu bernilai "1" sehingga orientasi sentimen dari kalimat tersebut berubah.

--	--	--	--	--	--	--

Dari analisis diatas dapat disimpulkan kata yang harusnya tidak mempengaruhi orientasi jika di *stemming* bisa mempengaruhi dalam beberapa kasus.

Dari 315 kalimat yang diprediksi salah oleh sistem terdapat empat faktor yang menyebabkan prediksi salah. Hasil analisis dan contoh kalimat yang diambil ada pada tabel 28.

**Tabel 28 Jenis kesalahan prediksi**

No	Faktor	Jumlah (%)	Contoh Tweet	Label Sebenarnya	Label Prediksi	Analisis
1.	Implisit	39.05%	'tidak menyesal beli'	General positif	General negatif	Pada kamus lexicon milik liu kata "tidak" bernilai -1, dan "menyesal" juga bernilai -1. Sedangkan kata "tidak menyesal" berarti merasa bahagia atas sesuatu yang sudah dilakukan.
2.	Sistem	24.76%	'rugi beli maksud langsung tidak speknya lebih bagus harganya tidak beda'	spesifikasi positif, harga positif	spesifikasi negatif, harga positif	Pada tweet hasil preprocessing sentimen sebenarnya pada aspek "speknya" terletak di kata sebelah kanan. Tetapi sistem akan mengecek kata sebelah kiri.
3.	Kamus Lexicon	15.55%	'aneh kamera kaya android halus'	kamera negatif	kamera positif	Kata sebelah kirinya adalah "aneh". Pada kamus <i>lexicon</i> liu kata "aneh" bernilai positif.
4.	Preprocessing	20.64%	'Tak sama. Ip 12 akan menggunakan chip baru dan screen display OLED tidak seperti iphone 11 LED screen'	Spesifikasi positif, general positif	Spesifikasi negatif, general negatif	Pada tweet kata sebelum muncul subaspek "chip" terhapus.
			Hasil preprocessing: 'tidak chip layar layar oled tidak led layar'			

Dari analisis yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa sebagian besar kesalahan prediksi disebabkan oleh kalimat yang implisit

### 5.1. Kesimpulan

Penelitian dilakukan dalam tiga skenario utama. Skenario pertama yang digunakan adalah data yang melalui proses normalisasi dan *stopword removal*. Skenario kedua adalah data yang hanya melalui tahapan normalisasi, dan skenario ketiga data yang melalui proses normalisasi, *stopword removal* dan *stemming*. Pada setiap skenario tersebut dilakukan klasifikasi dengan tiga kamus yang berbeda. Kamus yang digunakan adalah kamus *lexicon* Liu, InSet dan Barasa SentiWordNet.

Ekstraksi aspek dilakukan dalam dua tahapan yaitu manual dan otomatis. Tahapan manual bergantung pada pengetahuan pribadi tentang aspek tersebut dan tahapan otomatis menggunakan kata sinonimnya untuk memperkaya hasil ekstraksi.

Algoritma yang digunakan untuk klasifikasi adalah dengan mencari aspek pada kalimat terlebih dahulu, baru mencari kata opininya. Pada penelitian ini dihasilkan hasil evaluasi dengan nilai terbaik yang menggunakan data hasil preprocessing berupa normalisasi dan *stopword removal*. Kamus yang digunakan pada skenario terbaik adalah kamus *lexicon* liu dengan nilai *exact error match* sebanyak 42.11%.

Penelitian ini membuktikan bahwa penggunaan kamus *lexicon* yang berbeda mempengaruhi hasil prediksi orientasi kalimat. Hal ini terjadi karena setiap kamus memiliki orientasi kata yang berbeda Ekstraksi aspek pada sistem menggunakan sinonim dari sub-aspek yang dibuat secara manual. Oleh karena itu maka hasil ekstraksi bergantung pada kata sub-aspek yang dimasukkan. Kesalahan prediksi pada sistem terbanyak disebabkan oleh kalimat yang bersifat implisit. Persentase kesalahan oleh kalimat implisit adalah

39.05% dari total 315 kalimat yang diprediksi salah. Hal ini membuktikan bahwa sistem belum mampu untuk menangani kalimat yang bersifat implisit.

## 5.2. Saran

Pada penelitian selanjutnya, lebih baik melakukan beberapa modifikasi pada kamus *lexicon* disesuaikan dengan dataset yang digunakan. Agar kamus lebih sesuai untuk digunakan. Pada penelitian ini terbatas pada dataset yang tidak terlalu banyak. Pada penelitian selanjutnya diharapkan lebih menggunakan dataset yang lebih dari satu domain utama. Penanganan pada kalimat yang implisit perlu dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya.

## Referensi

- [1] W. He, W. Zhang, X. Tian, R. Tao, and V. Akula, "Identifying customer knowledge on social media through data analytics," *J. Enterp. Inf. Manag.*, 2019, doi: 10.1108/JEIM-02-2018-0031.
- [2] D. Zeng, H. Chen, R. Lusch, and S. H. Li, "Social media analytics and intelligence," *IEEE Intelligent Systems*. 2010, doi: 10.1109/MIS.2010.151.
- [3] B. Liu, "Sentiment analysis and opinion mining," *Synth. Lect. Hum. Lang. Technol.*, 2012, doi: 10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016.
- [4] D. H. Wahid and A. SN, "Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, 2016, doi: 10.22146/ijccs.16625.
- [5] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," 2018, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
- [6] F. Wogenstein, J. Drescher, D. Reinel, S. Rill, and J. Scheidt, "Evaluation of an algorithm for aspect-based opinion mining using a lexicon-based approach," 2013, doi: 10.1145/2502069.2502074.
- [7] X. Ding, B. Liu, and P. S. Yu, "A holistic lexicon-based approach to opinion mining," 2008, doi: 10.1145/1341531.1341561.
- [8] M. Hu and B. Liu, "Mining and summarizing customer reviews," 2004, doi: 10.1145/1014052.1014073.
- [9] D. Ekawati and M. L. Khodra, "Aspect-based sentiment analysis for Indonesian restaurant reviews," 2017, doi: 10.1109/ICAICTA.2017.8090963.
- [10] E. Boiy and M. F. Moens, "A machine learning approach to sentiment analysis in multilingual web texts," *Inf. Retr. Boston.*, 2009, doi: 10.1007/s10791-008-9070-z.
- [11] B. Pang, L. Lee, and S. Vaithyanathan, "Thumbs up?," 2002, doi: 10.3115/1118693.1118704.
- [12] R. Hendrawan, Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Multilabel Classification of Hate Speech and Abusive Words on Indonesian Twitter Social Media," 2020, doi: 10.1109/ICoDSA50139.2020.9212962.
- [13] L. Bing, H. Minqing, and C. Junsheng, "Opinion Observer : Analyzing and Comparing Opinions on the Web," *Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web*, 2005.