

Analisis Sentimen Berbasis Aspek Terhadap Ulasan Restoran Berbahasa Indonesia menggunakan Support Vector Machines

Tri Jaka Pamungkas¹, Ade Romadhony²

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹trijakapamungkas@students.telkomuniversity.ac.id, ²aderomadhony@telkomuniversity.ac.id,

Abstrak

Dalam dunia bisnis, ulasan daring merupakan salah satu masukan penting yang bersifat sebagai kritik dan saran bagi bisnis yang sedang dijalankan. Ulasan daring pada umumnya mengandung opini terhadap bisnis yang diulas, di mana opini tersebut dapat berupa opini positif, negatif, maupun netral. Pada umumnya, ulasan hanya didukung dengan ukuran penilaian berupa *rating* tanpa diketahui apakah ulasan yang ditulis sesuai terhadap *rating* yang diberikan. Untuk mengetahui hal tersebut, dapat diidentifikasi dengan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). Pada Tugas Akhir ini, dilakukan penelitian ABSA pada ulasan restoran, dengan proses meliputi: Ekstraksi aspek pada ulasan dengan menggunakan *grammar rules* terhadap *dependency parser* setiap kalimat, dan diberikan tingkatan polaritasnya sesuai dengan tulisan *dengan opinion lexicon* Bahasa Indonesia. Aspek yang telah dideteksi kemudian dikelompokkan kedalam lima topik utama yang dideteksi menggunakan *Support Vector Machines* (SVM) yaitu *ambience*, *food*, *miscellaneous*, *price*, dan *service*, dan kemudian disesuaikan dengan topik dengan metode *word embedding* dan *cosine similarity*. Terakhir, topik-topik tersebut diidentifikasi polaritasnya sesuai nilai polaritas aspek yang terdapat di dalamnya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa performansi pada tahap ekstraksi aspek dengan nilai *precision* 39.195% dan *recall* 40.634%, kemudian pada tahap identifikasi polaritas aspek didapat akurasi 38.352%, lalu pada tahap kategorisasi topik mendapat nilai *F1-Score* 68%, dan terakhir pada tahap klasifikasi polaritas topik mendapat nilai akurasi 15.119%.

Kata kunci : analisis sentimen berbasis aspek, *support vector machines*, ulasan

Abstract

In business world, online review is one of the most important input as a critic and suggestion for the on going business. Online review commonly contained opinion of how the business being review, where the opinion could be positive, negative, or neutral. In general, review only could be measured by ratings without knowing of how the review written as how the rating should be. To get to known of problem, it could be identified by *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA). In this Final Project, this research was carried out by ABSA in restaurant review, which was including processes: Aspect extraction in review using *grammar rules* based on *dependency parser* in each sentences, and the polarity weight will be given in corresponding with the Indonesian language *opinion lexicon*. Detected aspects would be grouped into five main topics according to detection result by *Support Vector Machine* (SVM) namely *ambience*, *food*, *miscellaneous*, *price*, and *service*, and fitted into corresponding topic by *word embedding* and *cosine similarity*. Lastly, those topics were identified their polarity according to the corresponding aspect polarity weight. Research result shown the performance in extraction aspect task with result of 39.195% *precision* and 40.634% *recall*, in accuracy result aspect term polarity was 38.352%, then the *F1-Score* in aspect category detection was 68%, and lastly the accuracy in category polarity classification was 15.119%.

Keywords: aspect-based sentiment analysis, support vector machine, review

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Perkembangan industri digital sudah mulai menjangkau berbagai ranah, dapat dilihat berdasarkan jenis pengembangan dan tujuan dari suatu produk digital diciptakan. Hal tersebut berdampak dengan semakin mudahnya publik untuk mengakses informasi yang dapat mempengaruhi keputusan pada aktivitas sehari-hari. Salah satu hal yang dapat mempengaruhi keputusan untuk beraktivitas adalah ulasan yang ada pada internet. Contohnya adalah saat akan melakukan pembelian secara daring, di mana keputusan untuk membeli barang yang dicari dapat dipengaruhi oleh ulasan yang ada pada barang yang dicari [20].

Dalam menganalisa ulasan yang diberikan pelanggan, analisis sentimen [15] dapat menjadi metode untuk mengidentifikasi apakah ulasan yang diberikan merupakan sebuah opini, dan menentukan apakah opini yang diberikan merupakan opini positif, negatif, atau netral [11]. Namun di dalam sebuah ulasan dapat berisi beberapa aspek yang masing-masing mengandung polaritas yang berbeda, sehingga akan membuat sebuah kalimat tidak sepenuhnya hanya mengandung satu jenis polaritas. Contohnya seperti salah satu ulasan yang diambil dari aplikasi Zomato pada restoran Wingz O Wingz di daerah Antapani, Bandung [12] :

”Untuk tempatnya sedikit sempit, tetapi enak untuk dijadikan tempat nongkrong, apalagi di balcony atas nya yang langsung menghadap luar, lumayan buat makan ditambah angin2 sejuk..”

Di dalam ulasan tersebut, terdapat dua buah polaritas berbeda di dalam satu kalimat yang sama yaitu pada frasa ”*tempatnya sedikit sempit*” yang mana mengandung polaritas negatif, dan frasa ”*enak untuk dijadikan tempat nongkrong*” yang mengandung polaritas positif. Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan metode *Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)*, yaitu analisis sentimen yang memberikan detail mendalam pada tingkat aspek [9].

Pada penelitian ini, setiap tahapan dalam melakukan ABSA didasari pada tahapan-tahapan sesuai SemEval 2014 *Task 4* [16] yang terdiri atas empat tahap, yaitu *aspect term extraction*, *aspect term polarity*, *aspect category detection*, dan *aspect category polarity*. Data yang digunakan pada penelitian ini diasumsikan sudah berlabel dengan aspek dan kategori sesuai dengan tabel 1. Dalam melakukan ekstraksi aspek atau *aspect term extraction (ATE)* yang ada pada kalimat masukan, akan dilakukan dengan menggunakan metode *rule based* berbasis *dependency rules*. Setiap aspek yang didapat, akan dilakukan pembobotan sentimen yang berdasar pada *opinion lexicon*, yang mana selanjutnya disebut dengan polarisasi aspek atau *aspect term polarity (ATP)*. Setelah mendapat hasil polaritas, tiap-tiap aspek akan diklasifikasi kedalam kategori yang sesuai dengan masing-masing aspek, yang disebut juga dengan *aspect category detection (ACD)*, di mana kategori yang didapatkan setiap kalimat merupakan hasil klasifikasi dengan metode SVM. Pada tahap terakhir, akan dilakukan penentuan polaritas tiap kategori berdasarkan masing-masing aspek yang ada di dalamnya atau yang disebut juga dengan *aspect category polarity (ACP)* dengan berdasarkan bobot nilai polaritas pada masing-masing aspek terhadap kategori tertentu. Contoh output yang diharapkan ada pada tabel 1, di mana pada tabel tersebut dapat diketahui polaritas masing-masing fitur.

Tabel 1. Contoh data *input* pada analisis sentimen berbasis aspek

Text	Aspek	Kategori	Keluaran ATE dan ATP	Keluaran ACD dan ACP
”Bakso disini enak”	’bakso’	<i>FOOD</i>	’bakso’ - positif	<i>FOOD</i> - positif
”harganya terlalu mahal”	’harga’	<i>PRICE</i>	’harga’ - negatif	<i>PRICE</i> - negatif
”tempatnyanya nyaman banget”	’tempat’	<i>AMBIENCE</i>	’tempat’ - positif	<i>AMBIENCE</i> - Positif
”pelayannya baik semua”	’pelayan’	<i>SERVICE</i>	’pelayan’ - positif	<i>SERVICE</i> - positif
”pelayannya baik semua”	’pelayan’	<i>SERVICE</i>	’pelayan’ - positif	<i>SERVICE</i> - positif

Beberapa penelitian yang sudah dilakukan dalam masalah analisis sentimen pada ulasan daring untuk restoran di Indonesia diantaranya penelitian yang dilakukan pada penelitian [17] di mana pada penelitian tersebut, digunakan metode *Ontology Supported Polarity Mining (OSPM)*, dengan kekurangan yaitu pembangunan *ontology* tidak menspesifikasikan domainnya. Penelitian serupa juga dilakukan pada penelitian [13] di mana pada penelitian tersebut, dilakukan perbandingan antara metode *Naive Bayes* dan (SVM), dengan kekurangan yaitu penggunaan data berbeda pada masing-masing pengujian. Selain itu, pemilihan metode SVM pada tahap *aspect category detection* didasari pada hasil penelitian oleh Kiritchenko dkk. [8], di mana penelitian tersebut didasari pada subtugas SemEval-2014 dengan sumber *dataset* berbahasa Inggris, metode SVM berhasil melakukan tahap ACP pada level kalimat dengan performansi *F1-Score* 88.58%.

Penelitian yang dilakukan merupakan Analisa Sentimen Berbasis Aspek atau ABSA yang akan dilakukan menggunakan data ulasan yang digunakan pada penelitian dengan asumsi data berlabel di mana data berisi ulasan restoran dari website Zomato untuk area Bandung di tahun 2020. Metode yang digunakan yaitu aturan *dependency path* untuk tahap *aspect extraction* dan *aspect term polarity*, kemudian *Support Vector Machine (SVM)* digunakan pada tahap *aspect category detection*, dan hasil dari *aspect term polarity* digunakan sebagai pembobotan pada tahap *aspect category polarity*.

Topik dan Batasannya

Berikut rumusan masalah yang diangkat pada penelitian ini:

1. Bagaimana mengklasifikasikan sentimen aspek dari ulasan restoran menggunakan metode SVM?
2. Bagaimana akurasi dari hasil klasifikasi yang didapat?

Adapun batasan masalah yang akan dilakukan pada penelitian ini, yaitu sebagai berikut:

1. Kelas pada klasifikasi aspek dan kategori terbagi dua kelas, yaitu positif dan negatif.
2. Kelas pada kategori aspek terbagi menjadi lima kelas, yaitu *FOOD*, *PRICE*, *AMBIENCE*, *SERVICE*, dan *MISCELLANEOUS*.

Tujuan

Berikut adalah tujuan yang ingin dicapai pada penulisan proposal/TA.

1. Membangun sistem klasifikasi sentimen berbasis aspek pada ulasan restoran menggunakan metode SVM.
2. Menganalisis performansi sistem yang dibangun.

Organisasi Tulisan

Organisasi tulisan pada jurnal ini ditulis dalam beberapa bagian, yaitu:

1. Pendahuluan
Pendahuluan berisi latar belakang, perumusan masalah serta batasan sistem, tujuan, dan organisasi tulisan.
2. Studi Terkait
Studi terkait berisi studi literatur yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.
3. Sistem yang dibangun
Sistem yang dibangun berisi penjelasan rancangan sistem yang dilakukan dalam penelitian.
4. Evaluasi
Evaluasi berisi analisa hasil pengujian terhadap penelitian yang dilakukan.
5. Kesimpulan
Kesimpulan berisi kesimpulan dan saran terhadap hasil penelitian.

2. Studi Terkait

2.1 Analisis Sentimen Berbasis Aspek

Analisis sentimen, yang dapat disebut juga *opinion mining*, adalah bentuk pengaplikasian bidang pemrosesan bahasa alami, linguistik komputasional, dan analisis teks yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi pendapat yang bersifat subjektif di dalam sumber [11]. Walaupun pengklasifikasian di tingkat dokumen dan tingkat kalimat sudah sangat berguna, hasil dari analisis sentimen tidaklah memberikan rincian yang diperlukan untuk digunakan di kasus lain [9]. Ketika sebuah kalimat mengandung opini dengan polaritas berbeda, hal tersebut dapat diidentifikasi dengan analisis sentimen berbasis aspek atau ABSA [9]. Berdasarkan SemEval 2014 [16], *task* untuk ABSA dibagi menjadi 4 *subtask*, yaitu *aspect term extraction*, *aspect term polarity*, *aspect category detection*, dan *aspect category polarity*.

2.1.1 *Aspect term extraction* dan *aspect term polarity*

Pada *subtask* ini, akan dilakukan identifikasi aspek yang ada di dalam setiap kalimat yang diberikan. Contohnya adalah pada kalimat :

”Saya suka dengan pelayanan dan kebersihannya, tapi saya tidak suka dengan makanannya.”

Berdasarkan contoh kalimat 2.1.1, dapat diidentifikasi aspek yang tertulis di kalimat tersebut. Aspek tersebut terdapat pada frasa '*suka dengan pelayanan*' dengan aspek yang diidentifikasi yaitu kata '*pelayanan*', pada frasa '*dan kebersihan*' dengan aspek '*kebersihan*', dan pada frasa '*tidak suka dengan makanannya*' dengan aspek '*makanan*'. Lalu akan dilakukan klasifikasi terhadap polaritas aspek berdasarkan hasil ekstraksi aspek yang sudah

didapatkan di *subtask* sebelumnya. Klasifikasi dapat dibagi menjadi 2 kategori, yaitu kelas positif dan kelas negatif. Berdasarkan contoh pada kalimat 2.1.1, polaritas yang didapat pada tiap aspek adalah : 'pelayanan' (positif), 'kebersihan' (positif), dan 'makanan' (negatif)

Pada penelitian yang dilakukan Hu dan Liu [6], ekstraksi aspek dengan metode *association mining*, lalu setiap aspek yang diekstraksi akan diberikan bobot sentimen dengan memanfaatkan leksikal kata opini. Selain itu, kata-kata dari leksikal kata opini digunakan untuk mengekstraksi aspek yang memiliki frekuensi kecil hasil dari *association mining*. Penelitian lain juga dilakukan oleh Bancken dkk. [2] di mana pada penelitian ini, *dependency parser* diaplikasikan ke setiap kalimat yang akan diekstraksi aspeknya, dan memanfaatkan leksikal kata opini untuk mendeteksi kata opini yang muncul pada kalimat sehingga aspek dapat dideteksi berdasarkan aturan yang telah dibuat. Ekstraksi aspek dengan *dependency parser* juga dilakukan oleh Ruskanda dkk. [18] dengan menggunakan *dependency rules* dan dikombinasikan dengan algoritma *Sequential Covering*, di mana algoritma tersebut akan mengkonstruksi aturan yang meningkatkan contoh positif yang dideteksi dan mengurangi contoh negatif.

2.1.2 Aspect category detection

Pada *subtask* ini, akan dilakukan kategorisasi pada label yang telah ditentukan. Contohnya diberikan dua buah kategori yaitu (MAKANAN, HARGA), dan terdapat contoh ulasan :

"Enak tapi mahal."

Berdasarkan contoh ulasan 2.1.2, *subtask* ini akan melakukan identifikasi kategori yang tepat untuk aspek yang ada di kalimat tersebut. Pada contoh yang diberikan, kategori MAKANAN dan HARGA tidak direpresentasikan oleh sebuah kata yang mengacu spesifik pada kategori tersebut, namun hanya diberikan kata sifat 'enak' dan 'mahal' yang mengacu pada dua kategori tersebut. Sehingga hasil yang didapatkan dengan representasi (aspek#kategori) adalah (enak#MAKANAN) dan (mahal#HARGA).

Penelitian yang dilakukan oleh Kiritchenko dkk. [8] menjelaskan bahwa pada tahap *aspect category detection*, model SVM digunakan dengan menggunakan 5 kategori aspek yang didefinisikan terlebih dahulu dan melakukan klasifikasi *multi-label* pada level kalimat. Dalam melakukan kategorisasi aspek, Firmanto dkk. [5] menggunakan *cosine similarity* untuk mengklasifikasikan setiap aspek yang telah dideteksi, dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Similarity}(w_i, w_j) = \frac{\sum_{m=1}^K w_i^m w_j^m}{\sum_{m=1}^K (w_i^m)^2 \sum_{m=1}^K (w_j^m)^2} \quad (1)$$

Pada rumus 1, *similarity* akan menghitung jarak vektor antara kata pertama (w_i) dan kata kedua (w_j). $\sum_{m=1}^K$ adalah jumlah iterasi dari m ke K . Firmanto dkk. [5] melakukan perhitungan *cosine similarity* dengan berdasar pada *corpus* Wikipedia.

2.1.3 Aspect category polarity

Pada *subtask* ini, sudah disediakan kategori aspek untuk setiap ulasan. Tujuannya adalah mengidentifikasi polaritas tiap kategori aspek. Karena pada *subtask* klasifikasi polaritas aspek, sudah didapatkan polaritas untuk setiap aspek, maka pada *subtask* ini cukup dengan melihat rata-rata polaritas yang muncul untuk setiap kategori. Sehingga contoh polaritas masing-masing kategori aspek yang akan didapatkan adalah MAKANAN (Positif) dan HARGA (Negatif).

Pada Penelitian yang dilakukan Babu dkk. [1], klasifikasi kategori aspek dilakukan dengan menjumlahkan nilai polaritas aspek yang didapatkan sesuai dengan kategori yang telah diklasifikasi.

$$\text{CategoryPolarity}(c) = \sum_{m=1}^n a_i^m \quad (2)$$

Pada rumus 2, polaritas kategori pada tiap-tiap kalimat akan dihitung berdasarkan masing-masing kategori (c) di mana semua bobot polaritas dari aspek (a) akan dijumlahkan sesuai kategori (c). Jumlah iterasi (m) akan dilakukan sebanyak jumlah aspek yang dideteksi (n).

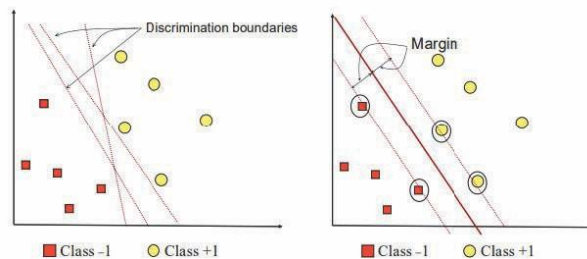
2.2 ABSA untuk Ulasan Restoran Berbahasa Indonesia

Dalam topik analisis sentimen berbasis aspek dengan menggunakan *dataset* dari ulasa restoran berbahasa Indonesia, terdapat beberapa penelitian yang dilakukan dengan metode berbeda-beda seperti yang dilakukan oleh Parasati dkk. [4] dengan menggunakan metode *Naive Bayes*. Selain itu, topik yang sama juga dilakukan oleh

Sasmita dkk. [19] dengan menggunakan metode *Word Embedding* dan *Point-Wise Mutual Information*. Kedua penelitian tersebut berbasis pada metode yang digunakan untuk *SemEval 2016*.

2.3 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah metode pembelajaran mesin yang bertujuan untuk mencari *hyperlane* terbaik dengan margin terbesar, di mana *hyperlane* tersebut memisahkan dua buah kelas pada *input space* [14]. SVM pertama kali diperkenalkan Vapnik pada tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis pada konsep-konsep unggul dalam bidang *pattern recognition* [7].



Gambar 1. *Hyperlane* kelas -1 dan kelas +1

Sederhananya, SVM dapat dijelaskan sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space*. Gambar 1 memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah kelas, yaitu kelas +1 dan kelas -1. Anggota yang tergabung pada kelas -1 digambarkan dengan warna merah (kotak), sedangkan anggota yang tergabung pada kelas +1 digambarkan dengan warna kuning (lingkaran).

Hyperplane terbaik diantara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* dan mendapatkan titik maksimalnya. *Margin* adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan anggota terdekat dari masing-masing kelas. [3]. Berikut adalah rumus perhitungan *hyperplane*:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (3)$$

di mana:

w : parameter *hyperplane* yang dicari (garis yang tegak lurus Antara garis *hyperplane* dan titik support vector)

x : data input SVM (x_1 = index kata, x_2 = bobot kata)

b : parameter *hyperplane* yang dicari (nilai bias)

Kekurangan SVM terdapat pada sulitnya saat dipakai untuk permasalahan dengan jumlah sampel yang berskala besar, dan SVM secara teoritik dikembangkan untuk mengatasi permasalahan klasifikasi dengan dua kelas. Selain itu modifikasi SVM untuk memecahkan kasus klasifikasi lebih dari dua kelas masih memiliki kelemahan, seperti strategi *one versus rest* dan strategi *tree structure* [14].

2.4 Evaluasi

Untuk mengetahui performansi dari penelitian ini, akan dilakukan empat evaluasi terpisah untuk masing-masing tahap. Pada tahap ekstraksi aspek akan dievaluasi menggunakan *Precision* dan *Recall* sesuai tabel 2. Sementara pada tahap *aspect polarity detection* dan *aspect category polarity*, akan diukur akurasi dengan menggunakan rumus 4. Terakhir pada tahap deteksi kategori, akan diukur berdasarkan tabel 3.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah aspek atau kategori yang benar dideteksi}}{\text{Jumlah aspek atau kategori yang teranotasi}} \quad (4)$$

TP (*True Positive*) melambangkan nilai positif yang sesuai prediksi, FN (*False Negative*) melambangkan nilai positif yang dianggap negatif, FP (*False Positive*) melambangkan nilai negatif yang dianggap positif, dan TN (*True Negative*) melambangkan nilai negatif yang sesuai prediksi.

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

Tabel 2. *Confusion Matrix* ekstraksi aspek

		Prediksi (Hasil Ekstraksi Aspek)	
		Diekstrak	Tidak Diekstrak
Aktual (Dataset berlabel)	Relevan	TP (<i>True Positive</i>)	TN (<i>True Negative</i>)
		Jumlah aspek yang terdeteksi sesuai data aktual	Jumlah aspek yang terlabel, tapi tidak diekstrak
	Tidak Relevan	FN (<i>False Negative</i>)	TN (<i>True Negative</i>)
		Jumlah aspek yang tidak terlabel, tapi diekstrak	Jumlah aspek yang tidak terlabel dan tidak diekstrak

Tabel 3. *Confusion Matrix* deteksi kategori aspek

		Prediksi (Hasil Deteksi Kategori)	
		Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
Aktual (Dataset berlabel)	Relevan	TP (<i>True Positive</i>)	TN (<i>True Negative</i>)
		Jumlah kategori yang terdeteksi sesuai data aktual	Jumlah kategori yang terlabel, tapi tidak diekstrak
	Tidak Relevan	FN (<i>False Negative</i>)	TN (<i>True Negative</i>)
		Jumlah kategori yang tidak terlabel, tapi diekstrak	Jumlah kategori yang tidak terlabel dan tidak diekstrak

Akan didapat nilai *precision* 5 yaitu jumlah positif yang sesuai dibagi dengan jumlah positif yang didapat oleh hasil klasifikasi.

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

Akan didapat juga nilai *recall* sesuai perhitungan 6 yaitu jumlah sesuai dibagi dengan jumlah data yang ditemukan oleh hasil klasifikasi.

$$F1 = 2x \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (7)$$

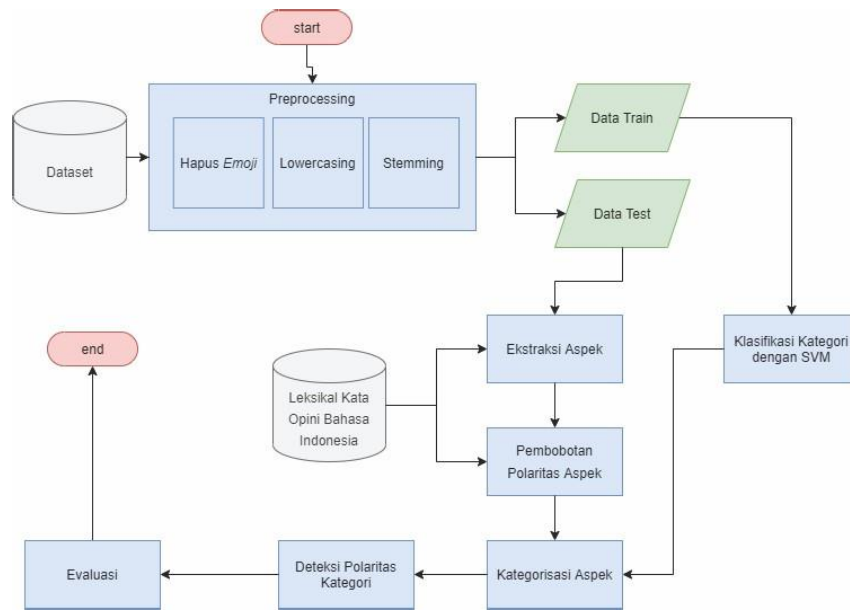
Kemudian akan dihitung nilai *F1-score* sesuai perhitungan 7 untuk mencari keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

3. Sistem yang Dibangun

3.1 Gambaran Umum Sistem

Gambaran umum sistem berisi rancangan keseluruhan sistem yang akan dibangun pada penelitian ini.

Gambar 2 menjelaskan tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini, dimulai dari tahap preprocessing untuk dataset yang diterima, kemudian tahap ekstraksi aspek, kemudian tahap klasifikasi polaritas aspek, kemudian tahap kategorisasi aspek, dilanjutkan dengan tahap klasifikasi polaritas kategori aspek, dan yang terakhir tahap evaluasi.



Gambar 2. Gambaran umum sistem yang dibangun

3.2 Pembangunan Dataset

Dataset yang digunakan berasal dari ulasan restoran berbahasa Indonesia yang diambil dari situs ulasan makanan Zomato. Dataset diambil menggunakan library BeautifulSoup dengan menggabungkan Antarmuka Pemrograman Aplikasi (atau yang biasa dikenal dengan API) yang disediakan oleh pihak Zomato. Data kemudian dianotasi menggunakan LabelStudio, dengan aturan anotasi diadaptasi dari dasar aturan anotasi SemEval 2014 Task 4 [16] sebagai berikut:

1. Pada tahap pelabelan *aspect term*, aspek yang dilabeli hanyalah aspek yang bersifat eksplisit di mana aspek tersebut bersifat sebagai frasa nominal atau frasa verbal. frasa yang bersifat implisit tidak akan diberi label.
2. Pada tahap pelabelan *aspect polarity*, jika kalimat yang dilabeli mengandung frasa aspek sesuai poin sebelumnya, maka polaritas akan ditentukan berdasarkan frasa opini yang terkait dengan aspek tersebut.
3. Pada tahap pelabelan *aspect categories*, akan didefinisikan lima kategori untuk menentukan kategori apa saja yang muncul di dalam satu kalimat yaitu *food*, *price*, *service*, *ambiance*, dan *miscellaneous*.
4. Pada tahap pelabelan *aspect category polarity*, polaritas pada kategori akan ditentukan sama seperti pada tahap *aspect polarity* yaitu sesuai dengan kata opini yang muncul di dalam kalimat tersebut.

Contoh hasil pelabelan dengan menggunakan dasar aturan anotasi hasil adaptasi SemEval 2014 task 4 [16] seperti berikut:

```

Text: Bakso dan mie nya sama sama enak.
Aspect Term - Aspect Polarity: 'bakso' - Positive
Aspect Term - Aspect Polarity: 'mie' - Positive
Aspect Category - Category Polarity: 'food' - Positive
  
```

3.3 Preprocessing

Data yang telah didapatkan dan dianotasi pada tahap pembangunan dataset, kemudian dilanjutkan dengan tahap preprocessing yaitu melakukan pembersihan data dengan beberapa tahap, diantaranya penghapusan text yang berupa emoji, mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil, dan melakukan stemming.

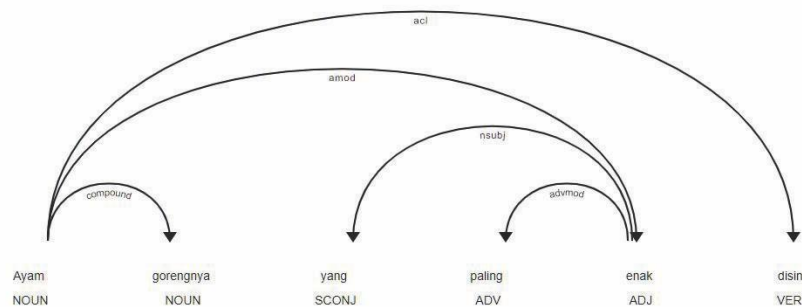
Setelah data dilakukan preprocessing, akan dilakukan pemisahan data menjadi dua bagian yaitu data train dan data test. Data train akan digunakan pada tahap training model kategorisasi aspek dengan menggunakan SVM, sedangkan data test akan digunakan sebagai data input beserta dasar evaluasi pada tahap ekstraksi aspek, pembobotan polaritas aspek, kategorisasi aspek, dan deteksi polaritas aspek. Pemisahan data hasil preprocessing menjadi data train dan data test dilakukan secara manual dan teracak, dengan jumlah data train sebanyak 60% dan data test sebanyak 40%.

3.4 Aspect Term Extraction dan Aspect Term Polarity

Aspect term extraction dilakukan dengan mendeteksi kata opini dengan menggunakan leksikal opini Bahasa Indonesia [21] [10], dan mendeteksi hubungan antara kata opini dengan aspek yang dimaksud menggunakan dependency path dan pos tag. Dalam melakukan tagging dependency path ke setiap kalimat pada dataset, akan digunakan library Spacy dengan model yang digunakan berasal dari Universal Dependencies Bahasa Indonesia. Hasil dari tagging dependency path dan pos tag terhadap kalimat seperti yang digambarkan pada tabel 4. Hubungan antara kata opini dan aspek adalah sebagai berikut:

1. Deteksi opini sesuai leksikal opini Bahasa Indonesia.

Jika kata opini muncul pada leksikal, maka akan dilakukan penelusuran lebih lanjut terkait aspek yang terdapat pada kalimat seperti pada gambar 3. Kata 'enak' muncul di dalam leksikal opini positif, sehingga akan ditelusuri semua kata yang mempunyai hubungan dependency path dengan kata 'enak'.



Gambar 3. Contoh hasil tagging dependency path menggunakan Spacy

2. Jika opini ada pada leksikal, cari aspek yang terhubung dengan kata opini menggunakan dependency path sesuai rules yang telah didefinisikan.
3. Ekstrak aspek apabila rules sesuai dan lakukan pembobotan polaritas aspek sesuai kata opini.

Dalam melakukan aspect term polarity, leksikal opini Bahasa Indonesia dengan dependency path kalimat juga digunakan sebagai pembobotan aspek dengan aturan sesuai tabel 5, di mana pada aturan tersebut, didefinisikan bahwa jika ada kata yang termasuk kedalam leksikal maka kata tersebut akan diberi bobot $W_A = 1$ di mana (W) merupakan bobot polaritas pada aspek (A). Jika termasuk kedalam leksikal negatif, maka aspek akan diberi bobot $W_A = -1$. Jika ditemukan kata negasi, maka pembobotan akan berubah sesuai jumlah kata negasi yang berhubungan dengan aspek tersebut, di mana setiap negasi akan memberikan bobot $W_A = (-1)W_A$. Jika terdapat kata adjective atau adverbial modifier yang berhubungan dengan aspek, maka bobot akan bertambah $W_A = 1.5W_A$

Tabel 4. Rules yang digunakan dalam melakukan ekstraksi aspek dengan menggunakan dependency path antara aspek (A) dengan opini (O). Asteriks (*) merupakan wildcard yang dapat memenuhi jenis kata apapun.

Type Hubungan	Dependency Path	Keterangan
Adjective modifier	$O \xleftarrow{amod} A$	A merupakan aspek
Direct object	$O \xleftarrow{dobj} * \xrightarrow{nsubj} A$	A merupakan aspek
Adjectival complement	$O \xleftarrow{acom p} * \xrightarrow{nsubj} A$	A merupakan aspek
Complement dari verb	$A \xleftarrow{nsubj} O \xrightarrow{cop} *$	A merupakan aspek
Adverbial modifier terhadap passive verb	$O \xleftarrow{advmod} * \xrightarrow{nsubj:pass} A$	A merupakan aspek

Aturan pada tabel 4 dan tabel 5 merupakan adaptasi dari aturan yang didefinisikan oleh Bancken dkk. [2] di mana aturan disesuaikan terhadap kata aspek dan kata opini beserta hubungannya sesuai dependency path. Contoh output dari tahap ini adalah seperti pada tabel 6, di mana pada kalimat yang menjadi masukan, akan dideteksi aspek beserta bobot polaritas aspek terkait.

Tabel 5. *Rules* tambahan yang digunakan dalam melakukan ekstraksi aspek tambahan dan untuk pembobotan polaritas dengan menggunakan *dependency path* antara aspek (*A*) dengan opini (*O*) dengan bobot (W_A). Asteriks (*) merupakan *wildcard* yang dapat memenuhi jenis kata apapun.

<i>Rules</i>	Dependency Path	Keterangan
<i>Compound noun</i>	$A \xleftarrow{\text{compound}} A$	<i>A</i> merupakan aspek
<i>Adverbial modifier</i>	$O \xleftarrow{\text{advmod}} O$	$W_A = (1.5)W_A$
Negasi sederhana	$* \xleftarrow{\text{neg}} O$	$W_A = (-1)W_A$
Negasi terhadap kata tidak/bukan	"tidak"/"bukan" $\xleftarrow{\text{det}} A$	$W_A = (-1)W_A$
Negasi dari frasa <i>hypothetical</i>	$* \xleftarrow{\text{aux}} O \xrightarrow{\text{aux}} * + O \xrightarrow{\text{cop}} *$	$W_A = (-1)W_A$

Tabel 6. Contoh keluaran pada *aspect term extraction* dan *aspect term polarity*

Kalimat Masukan	Aspek	Polaritas
'Makanan disini enak'	Makanan	1
'Tempatnya sangat kotor'	Tempatnya	-1.5

3.5 Aspect Category Detection

Pada tahap *aspect category detection*, akan dilakukan klasifikasi terhadap kategori level teks di mana data masukan berupa data *train* hasil preprocessing dengan jumlah sebanyak 60% dari hasil pemisahan data *train* dan data *test*. Kemudian data *train* akan digunakan sebagai data input *training* model *Support Vector Machine SVM* dengan lima label yang sudah terdefinisi berdasarkan SemEval 2014 *task 4* [16] yaitu '*AMBIENCE*', '*FOOD*', '*MISCELLANEOUS*', '*PRICE*', dan '*SERVICE*'. Kelima label tersebut ditentukan berdasarkan Klasifikasi dilakukan dengan SVM dengan optimasi menggunakan *Stochastic Gradient Descent* (SGD). Parameter yang digunakan merupakan vektor jumlah token kata dan vektor frekuensi kata dengan TF-IDF. Kalimat input terlebih dahulu dilakukan *stemming* untuk mengubah kata-kata dalam kalimat menjadi kata dalam bentuk dasar tanpa imbuhan. Lalu dibentuk fitur *word vector* dan *term frequency* dibentuk sebagai parameter *training SVM* dengan optimasi menggunakan SGD.

Model hasil *training* data dengan SVM akan digunakan untuk mengklasifikasi kategori pada data *test*, di mana pada data *test* akan dilakukan perhitungan *cosine similarity* dengan menggunakan *Word2Vec corpus* Wikipedia Bahasa Indonesia, di mana jarak vektor yang akan dihitung merupakan jarak vektor antara aspek hasil ekstraksi dengan kategori hasil klasifikasi dengan SVM. *Threshold* sebesar 0.2 ditentukan untuk menentukan apakah aspek tersebut masuk kedalam sebuah kategori atau bukan. Contoh digambarkan pada tabel 7, yang merupakan keluaran hasil klasifikasi kategori dengan input pada 6.

Tabel 7. Contoh keluaran pada *aspect category detection*

kalimat Masukan	Aspek	Kategori
'Makanan disini enak'	Makanan	FOOD
'Tempatnya sangat kotor'	Tempatnya	AMBIENCE

3.6 Aspect Category Polarity

Pada tahap klasifikasi polaritas kategori pada kalimat yang telah dideteksi, akan ditentukan berdasarkan jumlah bobot tiap-tiap aspek yang diklasifikasikan ke dalam kategori yang sama di kalimat input yang sama. di mana akan ada dua kelas yaitu kelas positif dan kelas negatif, sesuai dengan bobot masing-masing aspek seperti contoh keluaran hasil klasifikasi polaritas kategori pada tabel 8.

Tabel 8. Contoh keluaran pada *aspect category polarity*

kalimat Masukan	Aspek	Polaritas Aspek	Kategori	Polaritas Kategori
'Makanan disini enak'	Makanan	1	FOOD	Positif: 1
'Tempatnya sangat kotor'	Tempatnya	-1.5	AMBIENCE	Negatif: -1.5

4. Evaluasi

4.1 Hasil Pengujian

Dapat diketahui hasil evaluasi sistem yang dibangun terhadap *dataset* ulasan restoran berbahasa Indonesia dari situs Zomato.

Tabel 9. Hasil evaluasi ekstraksi aspek yang diukur dengan *confusion matrix* untuk menentukan *precision* dan *recall*.

<i>Settings</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Tanpa <i>Stemming</i>	39.022%	40.636%	39.813%
<i>Stemming</i> (tanda baca tidak dihapus)	39.195%	40.634%	39.901%
<i>Stemming</i> seluruh kata	38.222%	39.292%	38.750%

Tabel 10. Hasil evaluasi klasifikasi polaritas aspek yang diukur dengan jumlah aspek yang benar terdeteksi terhadap jumlah aspek yang dianotasi.

<i>Settings</i>	Akurasi
Tanpa <i>Stemming</i>	38.127%
<i>Stemming</i> (tanda baca tidak dihapus)	38.352%
<i>Stemming</i> seluruh kata	37.079%

Tabel 11. Hasil evaluasi klasifikasi kategori yang diukur dengan jumlah kategori yang benar terdeteksi terhadap jumlah kategori yang dianotasi.

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Ambience	85%	54%	66%
Food	79%	77%	78%
Misc	55%	60%	57%
Price	74%	56%	63%
Service	61%	53%	57%

Dapat diketahui pada tabel 9 hasil dari evaluasi ekstraksi aspek dengan menggunakan *dependency rule* dan leksikal opini Bahasa Indonesia dengan hasil paling baik dengan nilai *precision* 39.195% dan nilai *recall* 40.636%. Kemudian pada tahap klasifikasi polaritas aspek dengan pembobotan berdasarkan leksikal opini Bahasa Indonesia dapat diketahui pada tabel 10 dengan akurasi paling baik sebesar 38.352%. Selanjutnya pada tahap deteksi kategori

Tabel 12. Hasil evaluasi klasifikasi polaritas kategori yang diukur dengan jumlah kategori yang benar terdeteksi terhadap jumlah kategori yang dianotasi.

<i>Settings</i>	Akurasi
Tanpa <i>Stemming</i>	14.544%
<i>Stemming</i> (tanda baca tidak dihapus)	15.119%
<i>Stemming</i> seluruh kata	12.818%

kalimat dengan metode SVM, dapat diketahui hasil rata-rata *FI-Score* mendapatkan nilai sebesar 68%. Terakhir pada tahap klasifikasi polaritas kategori, pada tabel 12 dapat diketahui nilai akurasi paling baik sebesar 15.119%.

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Pada hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat diketahui masalah-masalah yang terjadi di dalam sistem sebagai berikut:

1. Jumlah dataset berlabel yang digunakan terbilang cukup sedikit, di mana jumlah data *train* sebanyak 1689 kalimat data berlabel dan jumlah data *test* sebanyak 1016 kalimat data *test*.
2. Data yang digunakan memiliki *noise* yang cukup tinggi, di mana banyak kata yang merupakan bahasa gaul atau *slang*, banyak pula kata yang bercampur dengan kata-kata berbahasa Inggris, dan banyak pula penggunaan kata-kata alay. *Noise* pada data tersebut mengakibatkan tidak utuhnya struktur padanan kata yang sesuai kaidah Pedoman Umum Ejaan Bahasa Indonesia (PUEBI). Contohnya pada ulasan "beli omelette sama nasi salmon yg dtg cmn omelette nya doang mana lama bgt lg." di mana kata "dtg", "cmn", "bgt", dan "lg" tidak memenuhi kaidah PUEBI.
3. ekstraksi aspek memiliki keterbatasan yaitu hanya dapat mengekstraksi aspek eksplisit yang tertera dalam kalimat, sehingga dapat mempengaruhi hasil *aspect category detection* dan *aspect category polarity*. Contohnya pada ulasan "murah sekali" di mana kata "murah" merupakan kata opini yang berdiri tanpa kata aspek.
4. *Noise* pada kata-kata tersebut berpengaruh pada saat mentransformasi model *dependency parsing* Bahasa Indonesia dengan *dataset* dari Universal Dependencies Bahasa Indonesia, di mana banyak kata yang tidak sesuai dengan padanan kata yang seharusnya mengikuti struktur kaidah PUEBI sehingga terjadi perbedaan struktur yang cukup signifikan. Hal tersebut mengakibatkan kesalahan pada tahap ekstraksi aspek, di mana *true negative* dan *false positive* bernilai cukup tinggi. Contohnya pada perbandingan frasa "tidak enak" dan "ga enak", di mana frasa *tidak* \xrightarrow{advmod} *enak* akan memiliki *dependency path* yang berbeda dengan frasa *ga* $\xrightarrow{compound}$ *enak*.
5. *Noise* pada kata-kata tersebut juga berpengaruh pada penentuan opini dalam kalimat yang disesuaikan dengan leksikal opini Bahasa Indonesia, sehingga berpengaruh pada saat melakukan tahapan klasifikasi polaritas aspek. Contoh kata "bohong" akan muncul pada leksikal opini, namun kata "boong" tidak akan muncul pada leksikal opini.
6. *Noise* yang ada juga berpengaruh dalam penentuan *cosine similarity* dengan menggunakan *word2vec* di mana *corpus* Wikipedia Bahasa Indonesia, di mana nilai vektor dapat berubah akibat tidak sesuai kata berdasar pada *corpus* tersebut. Contoh kata "jelek" akan muncul pada list kata *word2vec* Wikipedia, namun kata "jlk" tidak akan muncul.
7. Jumlah kata unik yang terdefinisi sebanyak 4135 token kata, dengan jumlah kata yang tidak terdefinisi jenis POS Tag atau dideteksi sebagai "X" sebanyak 1176 kata atau 28.440% terhadap jumlah token kata unik. Lalu jumlah kata yang tidak terdaftar pada list korpus *word2vec* Wikipedia sebanyak 811 kata atau 19.613% terhadap jumlah token kata unik.
8. Akibat jumlah kata yang tidak terdefinisi pada poin sebelumnya, mengakibatkan rendahnya performansi pada tahap ekstraksi aspek dan tahap deteksi kategori aspek. Sehingga pada tahap deteksi polaritas aspek, akan didapatkan performansi rendah akibat tahap tersebut dipengaruhi oleh keberhasilan tahap ekstraksi

aspek. Lalu pada tahap deteksi polaritas kategori aspek, akan didapatkan performansi yang rendah juga akibat pengaruh oleh keberhasilan dari tahap deteksi kategori aspek dan tahap deteksi polaritas aspek.

5. Kesimpulan

Hasil yang paling baik didapatkan pada pengujian dengan melakukan stemming tanpa menghapus tanda baca. Secara keseluruhan, sistem tidak dapat bekerja secara optimal akibat dari ketidaksesuaian bentuk data terhadap sistem yang dibangun. Untuk kedepannya, lebih baik untuk diadakannya filterisasi terhadap *dataset* yang akan sesuai dengan sistem yang dibangun. Selain itu, dapat pula dibangun sistem yang dapat mengidentifikasi aspek yang bersifat implisit sehingga seluruh jenis aspek dapat terjangkau.

Daftar Pustaka

- [1] M. Y. Babu, P. Reddy, and C. Bindu. Aspect category polarity detection using multi class support vector machine with lexicons based features and vector based features. 2020.
- [2] W. Bancken, D. Alfarone, and J. Davis. Automatically detecting and rating product aspects from textual customer reviews. In *Proceedings of the 1st International Conference on Interactions between Data Mining and Natural Language Processing - Volume 1202*, DMNLP'14, page 1–16, Aachen, DEU, 2014. CEUR-WS.org.
- [3] R. Berwick. An idiot's guide to support vector machines (svms). Retrieved on October, 21:2011, 2003.
- [4] W. P. dan Fitra Bachtiar dan Nanang Setiawan. Analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan pelanggan restoran bakso president malang dengan metode naïve bayes classifier. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 4(4):1090–1099, 2020.
- [5] A. Firmanto and R. Sarno. Aspect-based sentiment analysis using grammatical rules, word similarity and senticircle. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 12:190–201, 2019.
- [6] M. Hu and B. Liu. Mining and summarizing customer reviews. *Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2004.
- [7] S. S. Keerthi and C.-J. Lin. Asymptotic behaviors of support vector machines with gaussian kernel. *Neural Computation*, 15(7):1667–1689, 2003.
- [8] S. Kiritchenko, X. Zhu, C. Cherry, and S. Mohammad. NRC-Canada-2014: Detecting aspects and sentiment in customer reviews. In *Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014)*, pages 437–442, Dublin, Ireland, Aug. 2014. Association for Computational Linguistics.
- [9] B. Liu et al. Sentiment analysis and subjectivity. *Handbook of natural language processing*, 2(2010):627–666, 2010.
- [10] B. Liu, M. Hu, and J. Cheng. Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the web. In *WWW '05*, 2005.
- [11] T. Luo, S. Chen, G. Xu, and J. Zhou. *Sentiment Analysis*, pages 53–68. 06 2013.
- [12] Majid, Ryan. Wingz o wingz, antapani, bandung - zomato indonesia. https://www.zomato.com/bandung/wingz-o-wingz-antapani?zrp_bid=0&zrp_pid=14, 2019. [Online; diakses 2-April-2020].
- [13] D. A. Muthia. Komparasi algoritma klasifikasi text mining untuk analisis sentimen pada review restoran. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 14(1):69–74, 2018.
- [14] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, and D. Handoko. Support vector machine. *Proceeding Indones. Sci. Meeting Cent. Japan*, 2003.
- [15] B. Pang, L. Lee, et al. Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 2(1–2):1–135, 2008.
- [16] M. Pontiki, D. Galanis, J. Pavlopoulos, H. Papageorgiou, I. Androutsopoulos, and S. Manandhar. SemEval-2014 task 4: Aspect based sentiment analysis. In *Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014)*, pages 27–35, Dublin, Ireland, Aug. 2014. Association for Computational Linguistics.

- [17] A. Y. Putri, E. Darwiyanto, and J. H. Husen. Analisis sentimen ulasan tempat wisata kuliner pada zomato menggunakan ontology supported polarity mining (ospm). *eProceedings of Engineering*, 6(2), 2019.
- [18] F. Z. Ruskanda, D. H. Widyantoro, and A. Purwarianti. Efficient utilization of dependency pattern and sequential covering for aspect extraction rule learning. *Journal of ICT Research and Applications*, 14:51–68, 2020.
- [19] D. Sasmita, A. Wicaksono, S. Louvan, and M. Adriani. Unsupervised aspect-based sentiment analysis on indonesian restaurant reviews. In R. Tong, M. Dong, Y. Lu, and Y. Zhang, editors, *Proceedings of the 2017 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2017*, Proceedings of the 2017 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2017, pages 383–386, United States, Feb. 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. 21st International Conference on Asian Language Processing, IALP 2017 ; Conference date: 05-12-2017 Through 07-12-2017.
- [20] B. von Helversen, K. Abramczuk, W. Kopeć, and R. Nielek. Influence of consumer reviews on online purchasing decisions in older and younger adults. *Decision Support Systems*, 113:1–10, 2018.
- [21] D. H. Wahid and A. Sn. Peringkasan sentimen esktraktif di twitter menggunakan hybrid tf-idf dan cosine similarity. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, 10:207–218, 2016.