

Analisis Sentimen Komentar YouTube tentang Terpilihnya Menteri Kabinet Indonesia Maju Menggunakan Lexicon Based

Gupta Sanjaya¹, Kemas Muslim Lhaksana²

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

¹guptasanjaya@student.telkomuniversity.ac.id, ²kemasmuslim@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

YouTube merupakan situs web *sharing* video nomor satu di dunia dengan total lalu lintas pengunjung daring sebesar 1,7 milyar setiap bulannya (25 Juni 2019). Belum lama ini YouTube Indonesia sedang ramai oleh video-video pelantikan calon-calon menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma'ruf. Terdapat 3 *channel* berita terbesar di YouTube Indonesia yang menayangkan video tentang pelantikan menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma'ruf. Komentar dari video yang diunggah mencapai jumlah masing-masing 1,3 juta, 693 ribu, dan 1,2 juta. Dari sekian banyak komentar yang ada kita dapat mengambil sentimen dari masyarakat, khususnya warganet, tentang bagaimana pendapat mereka tentang pelantikan calon-calon menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma'ruf, apakah cenderung positif, negatif, atau bahkan netral. Metode yang digunakan adalah Analisis Sentimen menggunakan pendekatan leksikon (*lexicon based*). Terdapat 2 kamus yang digunakan pada tahap ekstraksi fitur yaitu SentiWordNet dan sentiment lexicon Indonesia. Hasil prediksi sistem menunjukkan bahwa mayoritas warganet pengguna situs YouTube cenderung positif dengan hasil pelantikan menteri Kabinet Indonesia maju dengan data komentar positif terklasifikasi sebanyak 2377 data, komentar netral sebanyak 2261 data, dan komentar negatif sebanyak 725 data. Dari hasil pengujian sistem didapati bahwa ekstraksi fitur menggunakan sentiment lexicon Indonesia lebih baik dibandingkan dengan SentiWordNet. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai *F-measure* sentimen lexicon Indonesia lebih tinggi dari SentiWordNet yaitu sebesar 0.598 dibandingkan dengan SentiWordNet yang hanya memperoleh nilai sebesar 0.413. Selain itu sentiment lexicon Indonesia mendapatkan nilai *precision* dan *recall* berturut-turut sebesar 0.607 dan 0.590 sedangkan SentiWordNet hanya memperoleh nilai *precision* dan *recall* berturut-turut sebesar 0.501 dan 0.351.

Kata kunci : Youtube, Analisis Sentimen, Lexicon Based

Abstract

YouTube is the number one video sharing website in the world with a total of 1.7 billion online visitors each month (June 25, 2019). Recently, YouTube Indonesia was busy with videos of the inauguration of Indonesian Cabinet ministers, Jokowi-Ma'ruf. There are 3 biggest news channels on YouTube Indonesia that show videos about the inauguration of the Indonesian Cabinet minister Maju Jokowi-Ma'ruf. Comments from the uploaded videos reached 1.3 million, 693 thousand and 1.2 million respectively. From the many comments that we can take the sentiment from the public, especially citizens, about how they think about the inauguration of prospective ministers of the Indonesian Cabinet Forward Jokowi-Ma'ruf, whether it tends to be positive, negative, or even neutral. The method used is Sentiment Analysis using the lexicon based approach. There are 2 dictionaries used at the feature extraction stage, namely SentiWordNet and Sentiment Lexicon Indonesia. The results of the system's prediction show that the majority of netizens who use the YouTube site tend to be positive with the results of the inauguration of Indonesian Cabinet ministers going forward with 2377 classified positive comments, 2261 neutral comments, and 725 negative comments. From the system test results, it was found that feature extraction using the Indonesian lexicon sentiment was better than SentiWordNet. This can be seen from the F-measure value of sentiment lexicon Indonesia

which is higher than SentiWordNet, which is 0.598 compared to SentiWordNet which only obtained a value of 0.413. In addition, the Indonesian Lexicon sentiment received precision and recall values of 0.607 and 0.590 respectively, while SentiWordNet only received precision and recall values of 0.501 and 0.351, respectively.

Keywords: Youtube, Sentiment Analysis, Lexicon Based, SentiWordNet, Sentiment Lexicon Indonesia

1. Pendahuluan

Latar Belakang

YouTube merupakan situs web *sharing* video nomor satu di dunia dengan total lalu lintas pengunjung daring sebesar 1,7 milyar setiap bulannya (25 Juni 2019). Belum lama ini YouTube Indonesia sedang ramai oleh video-video pelantikan calon-calon menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma'ruf. Situs berita daring berlomba-lomba untuk mengunggah momen pelantikan tersebut. Pro-kontra pun bermunculan di kolom komentar. Dari sekian banyak video pelantikan di YouTube, situs berita daring Kompas, CNN Indonesia, dan SCTV, dengan nama kanal masing-masing KOMPASTV, CNN Indonesia, dan Surya Citra Televisi (SCTV), mendapatkan jumlah *view* paling banyak dibandingkan dengan yang lainnya. Begitupun juga dengan komentar dari video yang diunggah mencapai jumlah masing-masing 1,3 juta, 693 ribu, dan 1,2 juta. Maka dari itu akan sangat sulit untuk memahami apakah warganet pengguna situs YouTube cenderung pro, kontra, atau netral dengan hasil calon menteri yang diusung oleh pemerintahan Jokowi-Ma'ruf. Dibutuhkan teknik untuk menganalisis komentar yang begitu banyak supaya komentar-komentar tersebut dapat berguna dan dapat ditarik suatu kesimpulan yang bermakna.

Analisis sentimen adalah teknik untuk menganalisis opini, sentimen, penilaian dan emosi terhadap suatu entitas seperti produk, jasa, kejadian atau atribut lainnya [1]. Pemikiran dasar dari teknik analisis sentimen adalah untuk mengelompokkan teks, kalimat, atau dokumen kemudian menentukan teks, kalimat, atau dokumen tersebut termasuk ke dalam sentimen atau opini yang positif, negatif, atau netral [2]. Metode klasifikasi yang digunakan bisa menggunakan 2 cara yaitu *lexicon based* dan *machine learning based*. Metode *lexicon based* menggunakan kamus, kosa kata, atau korpus yang sudah ada (yang telah dibuat oleh para ahli linguistik) dan mencocokkannya dengan data yang ingin diklasifikasikan. Sedangkan metode *machine learning* menggunakan algoritma *machine learning* untuk mengklasifikasikan data yang ingin diklasifikasikan [3]. Terdapat korpus leksikal yang cukup terkenal yaitu SentiWordNet. SentiWordNet merupakan hasil anotasi otomatis dari semua synset WordNet [4]. SentiWordNet sampai saat ini belum mendukung bahasa Indonesia, maka dari itu penulis juga menggunakan sentiment lexicon Indonesia [5] sebagai kamus leksikon pada tahap ekstraksi fitur dan akan membandingkannya dengan *lexical resource* SentiWordNet.

Pada penelitian tugas akhir ini akan dilakukan analisis sentimen pada komentar di situs web YouTube dengan domain pelantikan calon menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma'ruf. Terdapat 3 kanal besar yang akan dianalisis komentar videonya yaitu KOMPASTV dengan judul video "Resmi! Daftar Nama Menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma'ruf", CNN Indonesia dengan judul video "Sah! Presiden Jokowi Umumkan Menteri Baru Kabinet Indonesia Maju", dan SCTV dengan judul video "Ini Nama-nama Menteri Baru Indonesia Maju Periode 2019-2024 – Pengumuman Kabinet Jokowi-Ma'ruf". Untuk metode pengklasifikasian menggunakan *lexicon based* dengan membandingkan 2 tahapan ekstraksi fitur yang berbeda yaitu menggunakan korpus leksikal SentiWordnet dan sentiment lexicon Indonesia.

2. Studi Terkait

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah teknik untuk menganalisis opini, sentimen, penilaian dan emosi terhadap suatu entitas seperti produk, jasa, kejadian atau atribut lainnya. Pemikiran dasar dari teknik analisis sentimen adalah untuk mengelompokkan teks, kalimat, atau dokumen kemudian menentukan teks, kalimat, atau dokumen tersebut termasuk ke dalam sentimen atau opini yang positif, negatif, atau netral.

Terdapat beberapa tahapan secara umum untuk melakukan analisis sentimen yaitu *aspect extraction*, *polarity classification*, *aspect categorization*, dan *summary generation*. Tahap *aspect extraction* adalah tahapan yang paling vital karena tahapan ini merupakan tahapan awal yang akan mempengaruhi tingkat akurasi sistem [6]. Tahapan ini mengekstraksi fitur-fitur dari sebuah kata, kalimat, maupun dokumen menjadi beberapa aspek sentimen. Selanjutnya adalah tahap *polarity classification* dimana tahapan ini berfungsi untuk mengklasifikasikan aspek sentimen ke dalam beberapa kategori yaitu positif, negatif, atau netral. Ada dua pendekatan yang populer yaitu pendekatan berbasis leksikon (*lexicon based*) dan pendekatan berbasis pembelajaran mesin (*machine learning based*). *Lexicon based* memerlukan corpus penunjang seperti SentiWordNet untuk mencocokkan rangkaian kata dengan aspek sentimen sedangkan *machine learning based* menggunakan algoritma pembelajaran mesin untuk pengklasifikasiannya [7].

2.2 Data Preprocessing

Tahapan ini merupakan proses ekstraksi teks, dari data tidak terstruktur diubah menjadi data yang terstruktur agar bisa diolah lebih lanjut untuk proses klasifikasi. Tujuannya adalah agar dokumen teks yang akan dianalisis tidak mengandung banyak kata yang tidak diinginkan. Tahapan yang biasa dilakukan adalah penghapusan karakter yang tidak perlu (*cleansing*), mengubah kata yang tidak formal menjadi formal (*formalization*), dan mengambil kata-kata yang dirasa penting (*filtering*).

2.2.1 Deteksi *emoji* dan *emoticon*

Tidak seperti data *tweets* pada twitter, data *comment* pada YouTube tidak mengandung *hashtag* (#) maupun *mention* (@) melainkan bisa saja mengandung *emoji* atau *emoticon* karena data pada komentar YouTube menggunakan bahasa yang bebas tanpa ada larangan saat menuliskan komentarnya seperti penggunaan simbol *emoticon* “*coba kalau pak prabowo yang menang ya :P*”.

2.2.2 Penggantian kata

Penggantian atau *replacement* dilakukan untuk membenarkan kata pada kalimat yang tidak formal dan kurang efektif. Karena banyak pengguna yang berkomentar di YouTube menggunakan bahasa yang tidak formal maka dapat ditemukan singkatan-singkatan dan bahasa slang atau bahasa gaul. Setelah itu terdapat juga proses pengubahan setiap karakter huruf dengan huruf kecil. Proses penggantian kata dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Penggantian kata pada singkatan dan bahasa slang/gaul pada komentar YouTube

Singkatan dan bahasa slang/gaul	Penggantian kata
Bahasa gaul: mantul, beken	Mantap betul, keren
Kata berulang: hati2	Hati-hati
Kata Singkatan: bntu, bkin, lbih	Bantu, bikin, lebih

Kata asing: the one and only	Satu-satunya
------------------------------	--------------

2.2.3 Case folding

Tidak semua teks konsisten dalam penggunaan huruf kapital. Oleh karena itu diperlukan *case folding* untuk menyeragamkan huruf menjadi satu (biasanya menjadi huruf kecil atau *lowercase*). Misalkan kata “Menyerah” akan diubah menjadi “menyerah”.

2.2.4 Tokenizing

Tokenizing merupakan tahap pemotongan kata berdasarkan tiap kata yang menyusunnya. Dalam penelitian ini digunakan 2 tokenizing yaitu *unigram* dan *bigram*. Contoh *tokenizing* dapat dilihat di Tabel 2 dan Tabel 3.

Tabel 2. Contoh *tokenizing unigram*

Kalimat Awal	Setelah di- <i>tokenize</i>
bu puji astuti kok tidak ada ya?	['bu', 'puji', 'astuti', 'kok', 'tidak', 'ada', 'ya']

Tabel 3. Contoh *tokenizing bigram*

Kalimat Awal	Setelah di- <i>tokenize</i>
bu puji astuti kok tidak ada ya?	[('bu', 'puji'), ('puji', 'astuti'), ('astuti', 'kok'), ('kok', 'tidak'), ('tidak', 'ada'), ('ada', 'ya')]

2.2.5 POS tagging

POS Tagging dilakukan untuk memperoleh kelas (jenis) kata dalam sebuah kalimat. Kelas (jenis) kata yang dikenali di sentiwordnet antara lain kata benda (noun), kata sifat (adjective), kata kerja (verb), dan kata keterangan (adverb). Contoh POS tagging dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh POS tagging dalam bahasa Inggris

kata	kelas kata
street	kata benda (n)
goes	kata benda (n)
fix	kata kerja (v)

2.3 Lexicon Based Classification

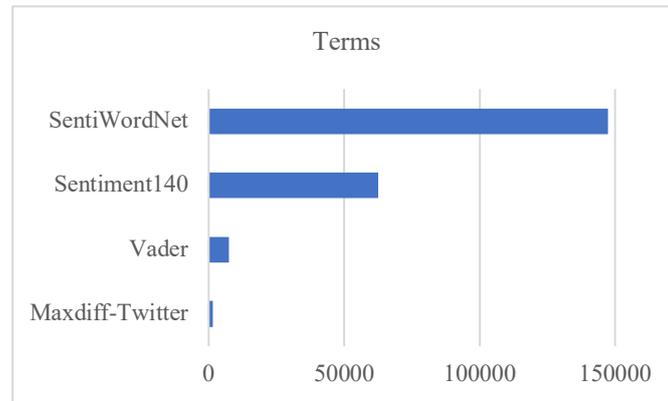
Lexicon based menggunakan kamus, kosa kata, atau korpus yang sudah ada dan mencocokkannya dengan data yang akan diklasifikasikan. Berbeda dengan *machine learning based* yang menggunakan algoritma pembelajaran mesin, *lexicon based* harus menggunakan kamus kata yang sudah dibuat sebelumnya, bisa membuat sendiri atau menggunakan korpus yang telah banyak digunakan oleh peneliti analisis sentimen yaitu SentiWordNet.

2.4 SentiWordNet

SentiWordNet merupakan *lexical resource* yang didesain untuk mendukung *sentiment analysis* yang dapat digunakan secara bebas (*free*) [8]. SentiWordNet merupakan hasil anotasi otomatis dari semua synset WordNet dan mengaitkannya dengan sentimen positif, negatif, atau netral. Setiap

synset dari WordNet diberi label dengan nilai 0.0 hingga 1.0 ([0.0, 1.0]) untuk masing-masing kategori.

Dibandingkan dengan leksikon sentimen terkenal lainnya, seperti leksikon Sentiment140 [9], leksikon Vader [10] dan leksikon MaxDiff [11], SentiWordNet memuat lebih banyak *terms*. Versi terbaru mencakup 117.659 *synset*, mengelompokkan 147.307 *terms*. Perbandingan antara jumlah token di setiap leksikon disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Perbandingan jumlah *tokens* antar kamus leksikon

2.5 Sentiment Lexicon Indonesia

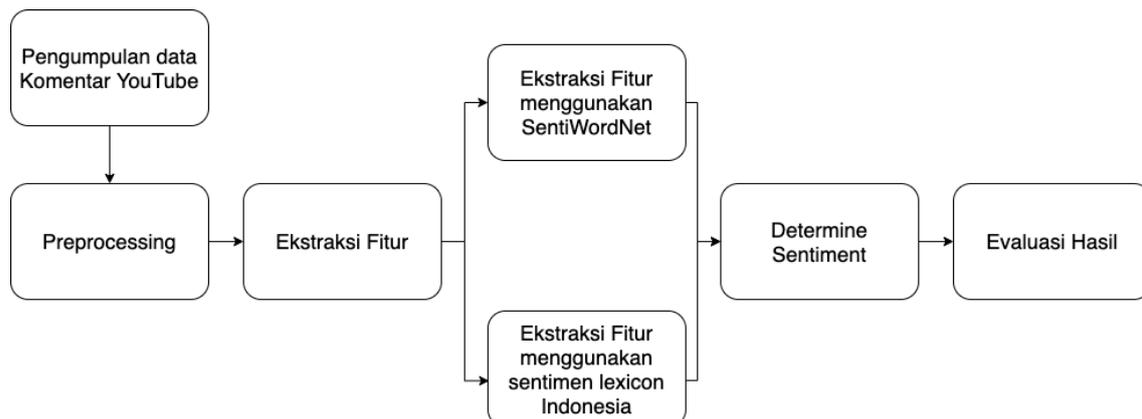
Kamus *lexicon* bahasa merupakan kamus yang berisi opini berbahasa Indonesia yang memuat kata-kata opini. Terdapat 3 kamus *lexicon* yang dibutuhkan dalam penelitian ini yaitu kamus *lexicon* positif dan kamus *lexicon* negatif. Kamus *lexicon* positif adalah kamus yang memuat kata-kata positif (contoh: bagus, akur, akrab) yang ada di KBBI (Kamus Besar Bahasa Indonesia). Kamus *lexicon* negatif adalah kamus yang memuat kata-kata negatif (contoh: acak-acakan, alibi, amatir) yang ada di KBBI.

Berbeda dengan kamus leksikon berbahasa inggris seperti SentiWordNet dan Vader, sentiment lexicon Indonesia belum memiliki *polarity score* dimana kata beropini positif akan memiliki *polarity score* yang sama dengan semua kata beropini positif yang ada pada kamus, begitu pun kata beropini negatif akan memiliki *polarity score* yang sama dengan semua kata beropini negatif yang ada pada kamus. Ini berarti sentiment lexicon Indonesia belum bisa digunakan untuk mendeteksi tingkat emosi pada teks. Contoh sentiment lexicon Indonesia dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh sentiment lexicon Indonesia

Leksikon Positif		Leksikon Negatif	
absah	absolute	adu	alibi
acuan	afdol	amatir	ampas
ahli	akrab	ancam	apatis
aktif	akur	bandel	barbar

3. Perencanaan Sistem



Gambar 2. Proses perancangan sistem yang akan dibangun

Sistem yang akan dibangun pada penelitian ini bertugas untuk menganalisis sentimen pada data komentar yang ada di situs *website* YouTube. Terdapat tahapan-tahapan yang akan dilakukan yaitu pengumpulan data, *preprocessing*, *feature extraction* yang akan dilakukan melalui 2 percobaan (menggunakan SentiwordNet dan sentiment lexicon Indonesia), *determine sentiment*, dan yang terakhir evaluasi hasil.

Pengumpulan data menggunakan API *YouTube Comment Crawler* yang spesifik mengambil data komentar di 3 video pada *channel* berbeda yaitu KOMPASTV dengan judul video “Resmi! Daftar Nama Menteri Kabinet Indonesia Maju Jokowi-Ma’ruf”, CNN Indonesia dengan judul video “Sah! Presiden Jokowi Umumkan Menteri Baru Kabinet Indonesia Maju”, dan SCTV dengan judul video “Ini Nama-nama Menteri Baru Indonesia Maju Periode 2019-2024 – Pengumuman Kabinet Jokowi-Ma’ruf”. Kemudian akan dilakukan *preprocessing* untuk menyiapkan data agar siap untuk diolah.

Terdapat beberapa tahap *preprocessing* yang akan digunakan yaitu penghapusan karakter yang tidak perlu (*Cleansing*), mengubah kata yang tidak formal menjadi formal (*formalization*), dan memisah kalimat menjadi potongan-potongan kata atau biasa disebut token (*Tokenizing*). Khusus untuk percobaan dengan ekstraksi fitur menggunakan SentiWordNet terdapat penambahan tahap translasi dan tahap POS tagging. Tahap translasi mengubah teks dari bahasa Indonesia ke bahasa Inggris karena SentiWordNet hanya menyediakan *source* berbahasa Inggris saja. Tahap translasi dilakukan sebelum tahap *Tokenizing* dan setelah tahap *formalization*. Sementara itu tahap POS tagging digunakan untuk menentukan kelas kata yang nantinya akan digunakan untuk mengekstrak *sentiment score* sebuah kata dari SentiWordNet.

Setelah menjadi token-token maka selanjutnya akan dilakukan proses ekstraksi kata kunci dengan menyamakan token-token tersebut terhadap kamus *lexicon* yang telah disiapkan. Disini penulis membandingkan output dari ekstraksi kata kunci menggunakan 2 kamus leksikon yaitu SentiWordNet dan sentiment lexicon Indonesia.

Proses selanjutnya adalah *scoring* sentimen untuk menentukan kalimat tersebut termasuk kedalam kelas sentimen positif, negatif atau netral.

Proses terakhir adalah mengevaluasi hasil dengan menguji sistem yang telah dibangun dengan mencari tingkat akurasi sistem dan mencari tingkat optimal dan ketepatan sistem dalam memisahkan data sesuai dengan kelas sentimennya dengan menghitung nilai *recall* dan *precision*-nya untuk masing-masing kelas (*output*).

3.1 Dataset

Awal dari perancangan sistem adalah pengumpulan data dari hasil *Youtube comment crawling* yang dilakukan dengan pengambilan data dari *Youtube comment* di 3 *channel Youtube* yaitu SCTV, CNN, dan KOMPASTV dan menentukan kelasnya secara manual. Total data komentar yang dapat

di-*crawling* yaitu sebanyak 7366 data komentar. Data tersebut diberi label secara manual atau *hand labelling* di mana pelabelan bernilai 1 (positif), -1 (negatif) dan 0 (netral). Hasil dari pelabelan tersebut akan menjadi data uji untuk penelitian ini. Berikut contoh dari dataset pada Tabel 6 yang digunakan:

Tabel 6. *Comment* yang telah diberi label

Label	komentar	label
Positif	Salut buat bapak prabowo	1
Positif	Selamat bapak presiden jokowi. Jaga kebersamaan untuk Indonesia lebih baik. Adil dan makmur. amiiin	1
Negatif	Buat apa ada pemilihan presiden kalau akhirnya kayak gini juga, pemilu tidak guna, lain kali tidak mau saya milih ikut presiden ahhh	-1
Negatif	Nadim boss ojol jadi menteri pendidikan ngurus anak buahnya aja tidak becus apalagi ngurus anak orang	-1

3.2 Preprocessing

Dalam tahap ini data *comment* yang masih berupa data mentah akan diproses dan dilakukan pembuangan kata-kata yang tidak penting untuk mengurangi jumlah fitur sehingga dapat meningkatkan efektifitas dan efisiensi pada proses klasifikasi. Langkah *preprocessing* ini sendiri berfungsi sebagai parameter input algoritma *stemming*. Pada data dilakukan *preprocessing* meliputi *remove emoticon* dan *remove emoji*, penggantian kata, dan *case folding*.

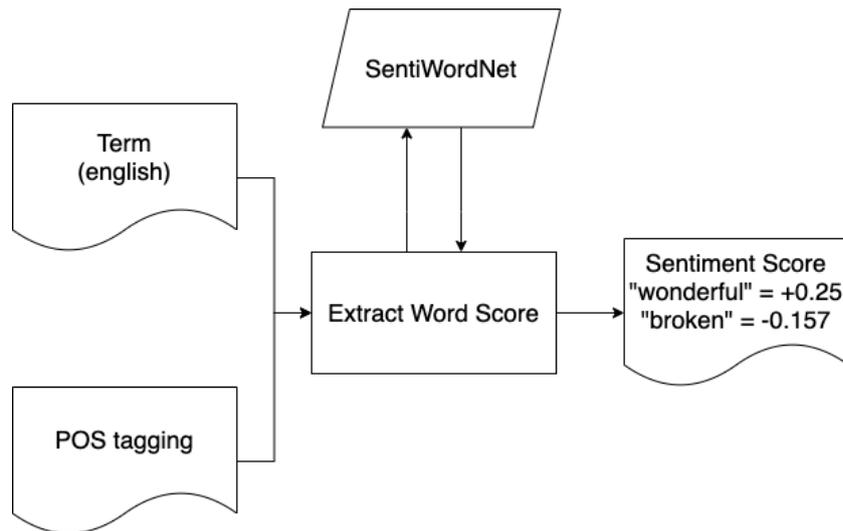
Remove emoticon dan *remove emoji* merupakan proses untuk menghilangkan *emoticon* dan *emoji*. Pada proses ini setiap karakter akan dihapus selain huruf. Setelah selesai komentar akan disimpan sebagai file input untuk proses *case folding*. *Case folding* adalah proses menyeragamkan huruf menjadi *lowercase* atau huruf kecil. Tokenisasi adalah proses pemecahan kalimat menjadi frase, atau simbol pada file teks berdasarkan spasi yang ditemukan. Daftar token kemudian digunakan sebagai input data untuk proses selanjutnya.

Khusus untuk percobaan dengan ekstraksi fitur menggunakan SentiWordNet terdapat penambahan tahap *translation* dari bahasa Indonesia ke bahasa Inggris karena SentiWordNet hanya menyediakan *source* berbahasa Inggris saja. Tahap translasi dilakukan sebelum tahap *Tokenizing* dan setelah tahap *formalization*.

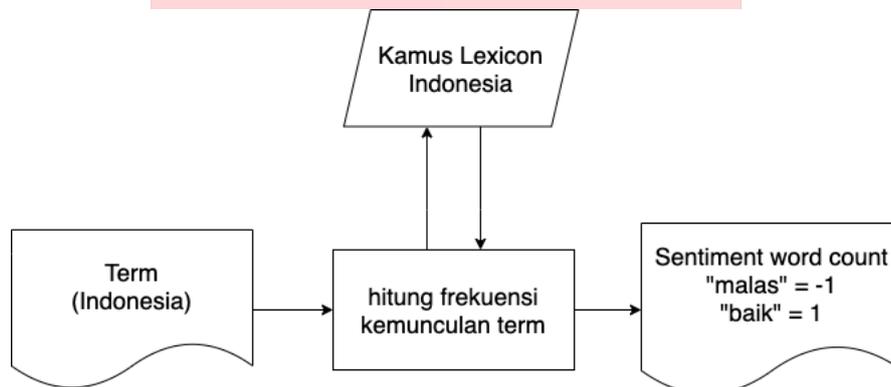
Selain tahapan translasi, percobaan dengan ekstraksi fitur menggunakan SentiWordNet juga memerlukan tahapan POS tagging, dimana tahapan ini dilakukan untuk menentukan kelas kata yang nantinya akan digunakan untuk mengekstrak *sentiment score* sebuah kata dari SentiWordNet.

3.3 Extract Keywords

Dalam proses ekstraksi kata kunci diperlukan kamus *lexicon* yang memuat opini-opini untuk dapat memperoleh kata-kata apa saja yang termasuk kedalam kata ber-opini. Dalam penelitian ini penulis membagi kedalam 2 percobaan, yaitu percobaan pertama menggunakan SentiWordNet dan percobaan kedua menggunakan sentiment lexicon Indonesia. Perbedaan proses ekstraksi fitur dapat dilihat pada gambar 3 dan 4.



Gambar 3. Ekstraksi fitur menggunakan SentiWordNet



Gambar 4. Ekstraksi fitur menggunakan sentimen leksikon Indonesia

3.3.1 Ekstraksi Fitur Menggunakan SentiWordNet

Pada percobaan dengan menggunakan SentiWordNet, fitur yang diambil adalah *term* (unigram) yang ada di *synset* dari SentiWordNet. Karena SentiWordNet menggunakan bahasa Inggris sedangkan data komentar yang akan di analisis menggunakan bahasa Indonesia, maka terdapat proses translasi terlebih dahulu dari bahasa Indonesia ke bahasa Inggris menggunakan *API* google translate yang bisa digunakan secara bebas (*free*). Selain itu juga diperlukan *POS tagging* untuk mengekstrak *sentiment score* dari SentiWordNet.

Persamaan 1 merupakan rumus perhitungan bobot *score* sebuah *synset*, dimana untuk mendapatkan *score* dari sebuah *synset* (kata) dengan mencari selisih antara *positive score* dengan *negative score* dari *synset* (kata) tersebut. Selanjutnya dibandingkan dengan total keseluruhan index dari *synset* tersebut di SentiWordNet. Sedangkan Persamaan 2 digunakan untuk menghitung *sentiment score* dari sebuah kalimat. Yakni dengan menjumlahkan *sentiment score* dari semua kata penyusunnya.

$$Score = \sum \frac{PositiveScore - NegativeScore}{TotalIndex} \quad (1)$$

$$Sentence_{score} = \sum score \quad (2)$$

3.3.2 Ekstraksi fitur Menggunakan sentiment lexicon Indonesia

Sama seperti pada percobaan fitur ekstraksi menggunakan SentiWordNet, fitur yang diambil adalah *term* (unigram) yang ada di sentiment lexicon Indonesia. Selanjutnya perhitungan bobot dari fitur tersebut menggunakan frekuensi kemunculan dari kata bersentimen positif maupun negatif pada sebuah kalimat. Selanjutnya fitur tersebut akan digunakan untuk proses penentuan kelas sentimen seperti ditunjukkan pada persamaan 3. Sedangkan persamaan 4 digunakan untuk menghitung *sentiment score* dari kalimat, yakni dengan menjumlahkan *sentiment score* setiap kata penyusunnya.

$$Score = \sum frekuensi_{kata_opini} \quad (3)$$

$$Sentence_{score} = \sum_{i=0}^n score_i \quad (4)$$

3.4 Determine Sentiment

Proses determinasi sentimen akan dibedakan menjadi 2 yaitu determinasi sentimen dengan menggunakan SentiWordNet dan sentiment lexicon Indonesia.

3.4.1 Determinasi Sentimen Menggunakan SentiWordNet

Sentiment score dari sebuah kalimat diperoleh dari perhitungan *sentiment score* kata penyusunnya dan jumlah fitur (*term*) yang mengandung opini / sentimen yang terdapat pada kalimat tersebut. Persamaan 5 menampilkan rumus perhitungan *sentiment score* dari sebuah kalimat.

$$Sentence_{score} = \frac{\sum_{i=0}^n score_i}{num_words} \quad (5)$$

Dimana *num_words* adalah jumlah kata yang mengandung opini / sentimen dalam sebuah kalimat. Rule yang digunakan untuk menentukan sentimen menggunakan SentiWordNet adalah sebagai berikut:

- Jika *sentiment score* dari kalimat lebih besar dari nilai *threshold* kelas netral maka kalimat terklasifikasi ke dalam kelas positif.
- Jika *sentiment score* dari kalimat lebih kecil dari nilai *threshold* kelas netral maka kalimat terklasifikasi ke dalam kelas negatif.
- Jika *sentiment score* dari kalimat ada pada *range threshold* kelas netral maka kalimat terklasifikasi ke dalam kelas netral.

3.4.2 Determinasi Sentimen Menggunakan Sentiment Lexicon Indonesia

Berbeda dengan teknik perhitungan *sentiment score* sebuah kalimat pada SentiWordNet, dimana *sentiment score* dari kata penyusunnya dijumlahkan, pada sentiment lexicon Indonesia sentimen dari kalimat diperoleh dengan membandingkan frekuensi kemunculan kata bersentimen positif dan negatif. Rule yang digunakan adalah sebagai berikut:

- Jika jumlah frekuensi kemunculan kata bersentimen positif lebih besar dari jumlah frekuensi kemunculan kata bersentimen negatif maka kalimat terklasifikasi ke dalam kelas positif. Jika sebaliknya maka kalimat terklasifikasi ke dalam kelas negatif.
- Jika frekuensi kemunculan kata bersentimen positif sama dengan frekuensi kemunculan kata bersentimen negatif maka kalimat terklasifikasi ke dalam kelas netral

3.5 Evaluasi Hasil

Setelah menentukan kalimat termasuk ke dalam kelas positif, negatif, atau netral maka selanjutnya akan dilakukan evaluasi terhadap output kelas yang dihasilkan dengan cara menghitung nilai *F-measure*, *recall*, dan *precision*. Kelas yang diprediksi oleh sistem nantinya akan dibandingkan dengan kelas yang telah diberi kelas label secara manual.

Untuk memudahkan mencari *accuracy*, *precision*, dan *recall* dapat menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. *Confusion matrix* berbentuk tabel matriks yang menggambarkan kinerja model klasifikasi pada serangkaian data uji yang nilai sebenarnya diketahui. *Confusion matrix* yang digunakan di penelitian ini adalah yang berukuran 3x3 dikarenakan terdapat 3 kelas pada model klasifikasi yaitu kelas positif (dianotasikan kedalam angka 1), kelas netral (dianotasikan kedalam angka 2), dan kelas negatif (dianotasikan kedalam angka -1). Bentuk *Confusion matrix* yang akan digunakan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Confusion matrix berukuran 3x3

		<i>Predicted Class</i>		
		-1	0	1
<i>Actual Class</i>	-1	$n_{-1,-1}$	$n_{-1,0}$	$n_{-1,1}$
	0	$n_{0,-1}$	$n_{0,0}$	$n_{0,1}$
	1	$n_{1,-1}$	$n_{1,0}$	$n_{1,1}$

Precision menggambarkan tingkat keakuratan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model. *precision* diperoleh dengan membandingkan jumlah data hasil klasifikasi yang relevan dan total jumlah data yang ditemukan pada kelas tertentu. Persamaan untuk menghitung *precision* dituliskan pada persamaan 6.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

Recall menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi. *Recall* diperoleh dengan membandingkan jumlah data hasil klasifikasi yang relevan dan total data yang dianggap relevan. Persamaan untuk menghitung *recall* dituliskan pada persamaan 7.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

F-measure adalah perhitungan untuk mengukur performansi dari bobot *harmonic mean* nilai *precision* dan *recall*. Persamaan untuk menghitung *F-measure* dituliskan pada persamaan 8.

$$F - measure = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (8)$$

4. Hasil dan Pembahasan

Setelah sistem selesai dibangun maka selanjutnya dilakukan pengujian terhadap sistem yang dibangun guna mengetahui performa dari sistem dalam memprediksi nilai suatu kalimat sentimen. Performa diukur dengan cara menghitung nilai *F-measure*, presisi, serta *recall* dari prediksi sistem menggunakan *confusion matrix*. Untuk memudahkan melihat sebaran kelas positif, negatif, atau netral dapat menggunakan tabel *confusion matrix* yang didapatkan dari 2 percobaan

dengan ekstraksi fitur SentiWordNet dan sentiment lexicon Indonesia. Tabel *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 8 dan Tabel 9.

Tabel 8. *Confusion matrix* untuk percobaan dengan ekstraksi fitur menggunakan SentiWordNet

<i>Actual</i>	<i>Predicted</i>			Total
	negatif	netral	positif	
negatif	15	959	21	995
netral	11	2089	11	2111
positif	20	2127	110	2257

Tabel 9. *Confusion matrix* untuk percobaan dengan ekstraksi fitur menggunakan sentiment lexicon Indonesia

<i>Actual</i>	<i>Predicted</i>			Total
	negatif	netral	positif	
negatif	348	412	235	995
netral	274	1457	380	2111
positif	103	508	1646	2257

Dari tabel *confusion matrix* diatas dapat dihitung bahwa total prediksi benar untuk sistem yang menggunakan SentiWordNet adalah 2115 data (hasil penjumlahan diagonal yang mensiratkan sistem memprediksi benar), sedangkan untuk sistem yang menggunakan sentiment lexicon Indonesia adalah 3451 data.

Dari tabel *confusion matrix* juga dapat dicari nilai *recall* serta *precision* untuk melihat seberapa besar penyimpangan data yang menyebabkan sistem salah dalam proses pengklasifikasian. Nilai *precision* dan *recall* untuk SentiWordNet dapat dilihat pada Tabel 10. Pada kelas negatif memperoleh nilai *precision* cukup rendah yaitu hanya 0.326 yang berarti ketepatan *classifier* dalam mengenali data negatif kurang bagus. Sedangkan nilai *recall* yang diperoleh hanya sebesar 0.015 yang berarti kemampuan *classifier* dalam menemukan kembali data negatif masih rendah. Untuk kelas netral bisa dilihat nilai *precision* masih kecil, tetapi untuk nilai *recall* nya cukup tinggi. Hal ini bisa dikatakan bahwa *classifier* mempunyai kemampuan untuk menemukan kembali kelas netral dengan cukup bagus. Untuk kelas positif dapat dilihat nilai *precision* cukup baik, tetapi nilai *recall* nya masih sangat rendah.

Tabel 10. Nilai *precision* dan *recall* pada SentiWordNet

<i>Ratio</i>	Kelas		
	negatif	netral	positif
<i>precision</i>	0.326	0.404	0.775
<i>recall</i>	0.015	0.990	0.049

Selanjutnya nilai *precision* dan *recall* yang didapatkan oleh percobaan menggunakan sentiment lexicon Indonesia dapat dilihat pada Tabel 11. Secara keseluruhan sentiment lexicon Indonesia mendapatkan nilai *precision* dan *recall* yang lebih baik jika dibandingkan dengan percobaan yang menggunakan SentiWordNet. Dapat dilihat pada nilai *precision* dan *recall* yang lebih besar pada kelas negatif untuk sentiment lexicon Indonesia, tetapi nilainya masih terbilang cukup rendah yaitu 0.480 untuk nilai *precision* dan 0.350 untuk nilai *recall*. Tetapi jika dilihat kelas yang lainnya yaitu kelas netral dan positif, nilai *precision* maupun *recall* dari sentiment lexicon Indonesia cukup baik. Hal ini berarti *classifier* pada percobaan menggunakan sentiment lexicon Indonesia cukup baik untuk mengenali kelas netral dan positif, tetapi tidak cukup baik untuk mengenali kelas negatif, dan

classifier dapat menemukan kembali kelas netral dan positif dengan baik, tetapi tidak dengan kelas negatif.

Tabel 11. Nilai *precision* dan *recall* pada sentiment lexicon Indonesia

Ratio	Kelas		
	negatif	netral	positif
<i>precision</i>	0.480	0.613	0.728
<i>recall</i>	0.350	0.690	0.729

Dari data pada Tabel 10 dan Tabel 11, maka dapat dicari juga nilai *precision* dan *recall* untuk keseluruhan sistem dengan menggunakan perhitungan *macroaverage*. Nilai untuk keseluruhan sistem dapat dilihat pada Tabel 12. Sentiment lexicon Indonesia mencatatkan *precision* dengan nilai 0.607, *recall* dengan nilai 0.590, serta *F-measure* dengan nilai 0.598. Sedangkan SentiWordNet mencatatkan *precision* dengan nilai 0.501, *recall* dengan nilai 0.351, dan *F-measure* dengan nilai 0.413. Dari keseluruhan sistem dapat dilihat bahwa sentiment lexicon Indonesia memiliki nilai keseluruhan yang cukup baik jika dibandingkan dengan SentiWordNet mulai dari *precision*, *recall*, serta nilai *F-measure* nya.

Tabel 12. Hasil pengukuran *precision*, *recall*, dan *F-measure* keseluruhan sistem

Ratio (<i>macroaverage</i>)	Percobaan Sistem	
	SentiWordNet	sentiment lexicon Indonesia
<i>precision</i>	0.501	0.607
<i>recall</i>	0.351	0.590
<i>F-measure</i>	0.413	0.598

5. Kesimpulan & Saran

Data komentar YouTube mengenai terpilihnya menteri kabinet Indonesia Maju mayoritas diisi dengan sentimen positif. Dapat dilihat pada Tabel 8 bahwa total kelas data yang terprediksi bersentimen positif adalah 2377 data, disusul dengan kelas netral yang terprediksi 2261 data. Dapat ditarik kesimpulan bahwa mayoritas pengguna warganet YouTube mendukung dengan terpilihnya menteri kabinet Indonesia Maju yang diusung oleh pasangan Jokowi-Ma'ruf.

Dari kedua percobaan yang telah penulis lakukan, yaitu percobaan dengan menggunakan SentiWordNet dan sentiment lexicon Indonesia pada tahap fitur ekstraksi, ditemukan bahwa percobaan dengan menggunakan sentiment lexicon Indonesia lebih baik dari SentiWordNet. Dapat dilihat nilai *F-measure* yang didapatkan oleh sentiment lexicon Indonesia sebesar 0.598. sedangkan SentiWordNet hanya sebesar 0.413 saja. Jika melihat nilai *precision* dan *recall* secara keseluruhan sistem sentiment lexicon lebih unggul dengan nilai *precision* dan *recall* berturut-turut adalah 0.607 dan 0.590 dibandingkan dengan nilai *precision* dan *recall* SentiWordNet berturut-turut adalah 0.501 dan 0.35. Begitu pun nilai dari *precision* dan *recall* pada setiap kelas sebagian besar sentiment lexicon Indonesia memiliki nilai diatas SentiWordNet dengan perolehan nilai *precision* dan *recall* pada kelas positif masing-masing adalah 0.728 dan 0.729. Serta perolehan nilai *precision* dan *recall* pada kelas netral masing-masing adalah 0.613 dan 0.690. Hal ini berarti *classifier* yang menggunakan sentiment lexicon Indonesia pada tahapan fitur ekstraksinya memiliki kemampuan yang baik untuk mengenali dan menemukan kelas yang diklasifikasikan.

Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat membangun sentiment lexicon Indonesia yang memiliki *polarity score* yang nantinya tidak hanya bisa digunakan untuk menganalisa sentimen saja tetapi juga bisa digunakan untuk menganalisa emosi pada kata atau kalimat berbahasa Indonesia.

Daftar Pustaka

- [1] B. Liu, *Sentiment Analysis(Introduction and Survey) and Opinion Mining*. 2012.
- [2] A. Dalmia, M. Gupta, and V. Varma, "IIIT-H at SemEval 2015: Twitter Sentiment Analysis – The Good, the Bad and the Neutral!," no. SemEval, pp. 520–526, 2015.
- [3] M. S. M. Vohra and P. J. B. Teraiya, "A COMPARATIVE STUDY OF SENTIMENT ANALYSIS TECHNIQUES," *J. Information, Knowledge Res. Comput. Eng.*, pp. 313–317, 2013.
- [4] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, "SENTIWORDNET 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining," *Proc. 7th Int. Conf. Lang. Resour. Eval. Lr. 2010*, no. January 2010, pp. 2200–2204, 2010.
- [5] Wicaksono, A. F., Vania, C., T., B.D. & Adriani, M., 2014. Automatically Building a Corpus for Sentiment Analysis on Indonesian Tweets. Bandung, s.n., pp. 185-194
- [6] T. A. Rana and Y. N. Cheah, "Aspect extraction in sentiment analysis: comparative analysis and survey," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 46, no. 4, pp. 459–483, 2016.
- [7] B. Pang., L. Lee., and S. Vaithyanathan., "Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques," *Proc. ACL-02 Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process. - Vol. 10*, 2002.
- [8] Cernian, A. & Sgarciu, V., 2015. Sentiment Analysis From Product Reviews Using Sentiwordnet as Lexical Resource. Bucharest, s.n.
- [9] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, "SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining.," in *LREC*, 2010, vol. 10, pp. 2200–2204.
- [10] C. J. Hutto and E. Gilbert, "VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text," in *Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 2014.
- [11] S. Kiritchenko, X. Zhu, and S. Mohammad, "Sentiment Analysis of Short Informal Texts," *J. Artif. Intell. Res.*, 2014