

TESIS

**DETEKSI KALIMAT SARKASME PADA ANALISIS SENTIMEN
TWITTER BERBAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN
SENTISTRENGTH**



Nama : Rajnaparamltha Kusumastuti
NIM : 21.51.2101
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2023

TESIS

**DETEKSI KALIMAT SARKASME PADA ANALISIS SENTIMEN
TWITTER BERBAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN
SENTISTRENGTH**

**DETECTION OF SARCASM SENTENCES ON TWITTER SENTIMENT
ANALYSIS IN INDONESIAN USING SENTISTRENGTH**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Rajnaparamiltha Kusumastuti
NIM : 21.51.2101
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2023

HALAMAN PENGESAHAN

**DETEKSI KALIMAT SARKASME PADA ANALISIS SENTIMEN TWITTER
BERBAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN SENTISTRENGTH**

**DETECTION OF SARCASM SENTENCES ON TWITTER SENTIMENT
ANALYSIS IN INDONESIAN USING SENTISTRENGTH**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Rajnaparamitha Kusumastuti

21.51.2101

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 1 September 2023

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 1 September 2023

Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**DETEKSI KALIMAT SARKASME PADA ANALISIS SENTIMEN TWITTER
BERBAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN SENTISTRENGTH**

**DETECTION OF SARCASM SENTENCES ON TWITTER SENTIMENT
ANALYSIS IN INDONESIAN USING SENTISTRENGTH**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Rajnaparamitha Kesmasestuti

21.51.2101

Telah Dibaca dan Diperhatikan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 1 September 2023

Pembimbing Utama

Prof. Dr. Ema Cahaya S.Si., M.Kom
NIK. 190302037

Anggota Tim Penguji

Alva Hendi M., S.T., M.Eng., Ph.D
NIK. 190302206

Pembimbing Pendamping

Alvin Yugini, M.Kom
NIK. 190302255

Hamid S.Kom., M.Eng., Ph.D
NIK. 190302024

Prof. Dr. Ema Cahaya S.Si., M.Kom
NIK. 190302037

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memenuhi gelar Magister Koepstar

Yogyakarta, 1 September 2023
Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Rajnaparamitha Kusumastuti
NIM : 21.51.2101
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
Deteksi Kalimat Sarkasme Pada Analisis Sentimen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Sentistrength

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.
Dosen Pembimbing Pendamping : Ainul Yaqin, M.Kom.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, tanggal ujian tesis
Yang Menyatakan,



100000
METRA
TESIS
=B7EAKX32702948

Rajnaparamitha Kusumastuti

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirobbil Alamin, puji syukur saya panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan nikmat dan berkat yang luar biasa kepada saya, sehingga saya bisa menyelesaikan Program Magister ini dengan baik. Tesis ini saya persembahkan kepada:

1. Ibunda saya Tuti Kustirini dan Bapak saya Muhammad Syafii yang tanpa lelah mendukung, menyekolahkan, dan menghidupi saya hingga saat ini atas perjuangan hidup yang luarbiasa dari keduanya.
2. Kakak-kakak dan ponakan saya, Raditya Maulana Anuraga, Ratryningtyas Nindyastuti, Dwi Rahayu, Moh Yudik Alfaruq, Haikal Rasya Alfaruq, Amira Rahayu Anuraga yang mensupport tanpa lupa candaan untuk menikmati proses mendewasa.
3. Hibban Nurcholis, thanks for being my support system anyway, and lets rock this life btw
4. Aulia Masruro, Khalida Zulfannisa Sutrisno, Sintiya Aprili Yanti, Andi Ginawana, Yoga Rizki Ananda, Muhammad Habiburrahman, Dewi Fortuna, Sherlisna Noor yang sudah menjadi kawan terbaik selama pengerjaan tesis ini
5. Rekan MTI Angkatan 27 yang menjadi rekan seperjuangan dalam menyelesaikan program magister ini.

Serta semua pihak yang membantu serta mendukung saya yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu.

HALAMAN MOTTO

"Bukanlah kekayaan itu dengan banyaknya harta dunia, akan tetapi kekayaan yang hakiki itu adalah kaya akan jiwa." (HR. Al-Bukhāri-Muslim)

"Bersabarlah kamu dan kuatkanlah kesabaranmu dan tetaplah bersiap siaga dan bertakwalah kepada Allah supaya kamu menang." (QS Ali Imran: 200)



KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan penelitian tesis ini dengan baik. Penulisan laporan tesis ini dapat terselesaikan berkat bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis mengucapkan terimakasih kepada pihak-pihak yang terlibat dalam penelitian ini:

1. Prof. Dr. M. Suyanto, MM. selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Kusrini, M.Kom. selaku Direktur Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta.
3. Ibu Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom. selaku Wakil Direktur Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta sekaligus selaku Pembimbing Utama.
4. Bapak Ainul Yaqin, M.Kom. selaku dosen Pembimbing Pendamping.
5. Serta semua pihak yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu terima kasih atas doa dan sarannya.

Dengan diiringi doa dan ucapan terimakasih, penulis berharap semoga tesis ini dapat bermanfaat. Saran, harapan, kritik yang membangun selalu penulis untuk perbaikan di masa yang akan datang. Terimakasih

Yogyakarta, 3 September 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN persetujuan.....	iv
HALAMAN pernyataan keaslian tesis.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR ISTILAH.....	xiv
INTISARI.....	xv
<i>ABSTRACT</i>	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	6
1.3. Batasan Masalah.....	7
1.4. Tujuan Penelitian.....	9
1.5. Manfaat Penelitian.....	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	10
2.1. Tinjauan Pustaka.....	10

2.2. Keaslian Penelitian.....	13
2.3. Landasan Teori.....	20
2.3.1 Analisis Sentimen.....	20
2.3.2 Text Preprocessing.....	21
2.3.3 Persepsi.....	22
2.3.4 Sarkasme.....	24
2.3.5 Naïve Bayes Classifier.....	26
2.3.6 SentiStrength.....	28
2.3.7 Matriks Evaluasi.....	31
BAB III METODE PENELITIAN.....	34
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	34
3.2. Metode Analisis Data.....	34
3.3. Metode Pengumpulan Data.....	35
3.4. Dataset.....	35
3.5. Alur Penelitian.....	41
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	48
4.1. Hasil Sentimen.....	48
4.2. Mekanisme Training.....	49
4.3. Model Naïve Bayes.....	51
4.3.1 Training dan Testing Naïve Bayes.....	52
4.4. Model SentiStrength.....	55
4.4.1 Testing SentiStrength.....	69

4.5. Model Refine	76
4.6. Pembahasan Hasil Percobaan	79
4.6.1 Deteksi Kalimat Sarkasme	79
4.6.2 Analisis Sentimen.....	89
BAB V PENUTUP	96
5.1. Kesimpulan	96
5.2. Saran	97
DAFTAR PUSTAKA	100
LAMPIRAN	107



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Matriks literatur review dan posisi penelitian Deteksi Kalimat Sarkasme Pada Analisis Sentimen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Sentistrength	13
Tabel 2.2 Standar ekstraksi fitur SentiStrength.....	30
Tabel 2.3 Klasifikasi Representasi Confusion Matrix	32
Tabel 3.1 Skenario Pengujian Deteksi Kalimat Sarkasme	44
Tabel 3.2 Skenario Pengujian Performa Analisis Sentimen	46
Tabel 4.1 Sampel Perbandingan Hasil Klasifikasi Naïve Bayes dengan Klasifikasi Pakar.....	54
Tabel 4.2 Hasil Pengujian Skenario Deteksi Kalimat Sarkasme	69
Tabel 4.3 Sampel Perbandingan Hasil Deteksi Sarkasme dengan Pelabelan Pakar	73
Tabel 4.4 Nilai Akurasi Skenario Pengujian Performance Analisis Sentimen	76
Tabel 4.5 Hasil Keseluruhan Skenario Pengujian Analisis Sentiment dengan Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme	78
Tabel 4.6 Sampel Kalimat Gagal Klasifikasi Jenis Kalimat Sarkasme	81

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Alur Proses Naïve Bayes.....	27
Gambar 3.1 Sampel Data Hasil Crawling.....	37
Gambar 3.2 Acuan Pembagian Data.....	38
Gambar 3.3 Sampel Data Bersih Setelah Teks Preprocessing.....	39
Gambar 3.4 Sampel Pelabelan Pakar untuk Sentimen Positif, Negatif, dan Sarkasme.....	40
Gambar 3.5 Alur Penelitian.....	41
Gambar 3.6 Alur Proses Deteksi Sarkasme.....	43
Gambar 4.1 Jumlah Dataset.....	49
Gambar 4.2 Rule Deteksi Sarkasme Default SentiStrength.....	56
Gambar 4.3 Pseudocode Deteksi Sarkasme Default SentiStrength.....	57
Gambar 4.4 Rule Modifikasi Deteksi Kalimat Sarkasme.....	62
Gambar 4.5 Pseudocode Pengembangan Deteksi Sarkasme.....	63
Gambar 4.6 Sampel Hasil Print Proses Scoring SentiStrength.....	67
Gambar 4.7 Nilai akurasi, presisi, recall, F1-score pada deteksi jenis kalimat sarkasme.....	87
Gambar 4.8 Detail Perbandingan Skenario Unggul Pengujian Performa Analisis Sentimen dengan Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme.....	91
Gambar 4.9 Perbandingan Hasil Penelitian terdahulu dengan Penelitian yang Dilakukan.....	93
Gambar 4.10 Polaritas Sentimen Masyarakat terhadap Topik Pemilu 2024.....	94

DAFTAR ISTILAH

Lexicon Baru = Lexicon Sentiment Word

Lexicon Lama = Lexicon Sentiment Word default sentistrength



INTISARI

Sarkasme merupakan bentuk sentimen di mana ekspresi emosi atau respon negatif disampaikan melalui penggunaan kata-kata yang sejatinya bersifat positif, bahkan terlalu berlebihan. Kompleksitas penyampaian sarkasme dalam teks seringkali dapat menyebabkan kesalahpahaman terkait polaritas pesan oleh pembaca. Tujuan utama penelitian adalah mengembangkan model analisis sentimen yang mempertimbangkan kemungkinan adanya sarkasme dalam cuitan. Proses deteksi kalimat sarkasme pada penelitian ini dilakukan hingga mengklasifikasikan jenis kalimat sarkasme diantaranya adalah Self-deprecating sarcasm, Polite sarcasm, Obnoxious sarcasm, Manic sarcasm, Raging sarcasm. Proses deteksi sarkasme dilakukan menggunakan SentiStrength menggunakan rule yang dikembangkan dengan memperhatikan level tiap jenis kalimat sarkasme. Fitur ekstraksi yang digunakan pada proses deteksi kalimat sarkasme menggunakan SentiStrength adalah sentimentword, emoticon, negatingword, boosterword, idiom, questionword, rootword. Hasil penelitian menunjukkan bahwa evaluasi model analisis sentiment dengan implementasi deteksi sarkasme menghasilkan peningkatan kinerja 12.59% dari yang sebelumnya 76.15% menjadi 84.93%. Sedangkan nilai akurasi tertinggi pada deteksi kalimat sarkasme sebesar 81.04%

Kata kunci: Analisis Sentiment, Naive Bayes, SentiStrength, Sarkasme

ABSTRACT

Sarcasm is a form of sentiment in which emotional expression or negative responses are conveyed through the use of words that are inherently positive, often to an exaggerated degree. The complexity of conveying sarcasm in text can frequently lead to misunderstandings about the polarity of the message by readers. The primary aim of the research is to develop a sentiment analysis model that takes into account the potential presence of sarcasm in tweets.

The process of detecting sarcastic sentences in this study extends to classifying various types of sarcastic expressions, including Self-deprecating sarcasm, Polite sarcasm, Obnoxious sarcasm, Manic sarcasm, and Raging sarcasm. The sarcasm detection process is carried out using SentiStrength, employing rules developed to consider the level of each type of sarcastic sentence. The feature extraction utilized in the sarcasm sentence detection process with SentiStrength includes sentiment words, emoticons, negating words, booster words, idioms, question words, and root words.

The results of the research indicate that the evaluation of sentiment analysis models, coupled with sarcasm detection implementation, yields a performance improvement of 12.59%, elevating the previous 76.15% accuracy to 84.93%. Meanwhile, the highest accuracy value achieved in sarcastic sentence detection is 81.04%.

Keyword: Sentiment Analysis, Naive Bayes, SentiStrength, Sarcasm

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Komunikasi yang efektif adalah komunikasi yang terjadi secara dua arah antara pemberi pesan dan penerima pesan. Dalam berkomunikasi, terkadang tak lepas menggunakan bahasa yang disisipi berbagai macam majas untuk mengisyaratkan niat dari pemberi pesan itu sendiri. Penggunaan majas sarkasme kerap digunakan ketika ingin menyindir sesuatu untuk meluapkan ketidakcocokan hati oleh pemberi pesan menggunakan kata-kata yang pedas.

Menurut Herman J. Waluyo (dalam Susilo Adi S, 2010) sarkasme adalah penggunaan kata-kata yang keras dan kasar untuk menyindir atau mengkritik. Kemudian Purwadarminta (dalam Tarigan, 1986: 92) menjelaskan bahwa sarkasme adalah jenis gaya bahasa yang mengandung ejekan, olok-olok dan sindiran pedas yang menyakiti hati. Bila dibandingkan dengan ironi dan sinisme, maka sarkasme ini lebih kasar. Sedangkan menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), sarkasme adalah (penggunaan) kata-kata pedas untuk menyakiti hati orang lain; cemoohan atau ejekan kasar.

Penggunaan majas tertentu dalam berkomunikasi memiliki pengaruh pada pembobotan hasil analisis sentimen. Pada bidang *Natural Language Processing* (NLP), peneliti masih terus melakukan penelitian dalam mengatasi kalimat yang mengandung ambiguitas, bahasa gaul, ungkapan dengan bahasa daerah tertentu, dan banyak lagi. Emosi memiliki unsur atau komponen psikologi di dalamnya, dan

berperan dalam mengidentifikasi serta memberi label pada perasaan. Menurut James Averill (dalam Stanley J. Baran 2012: 85) terhadap penjelasan mengapa orang cenderung berpandangan negatif terhadap kata-kata yang menggambarkan emosi, orang akan cenderung memberikan label positif kepada emosi yang berorientasi pada tindakan atau aksi dan label negatif kepada emosi yang muncul diluar kontrol atau kemampuan seseorang. Penggambaran tersebut mengacu pada suatu hal yang tidak bisa dikendalikan dan terjadi karena adanya faktor dari luar diri yang memicu munculnya ketidakcocokan antara kedua belah pihak.

Penelitian dalam bidang NLP berkaitan dengan analisis sentimen tentunya sudah banyak dilakukan. Namun dari setiap penelitian analisis sentimen memiliki nilai hasil akurasi berbeda-beda tergantung bagaimana peneliti membentuk model untuk menyelesaikan permasalahan yang diangkat. Pada penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya dalam proses deteksi sarkasme memiliki dua tahapan, dimana tahap pertama adalah melakukan proses sentimen analisis terlebih dahulu yang kemudian luaran dari proses tersebut berupa sentimen positif, sentimen negatif, maupun sentimen netral. Tahap kedua yang dilakukan adalah dengan melakukan *filter* terhadap sentimen positif untuk mendeteksi apakah kalimat yang sudah bernilai positif tersebut masih mengandung sarkasme.

Beberapa permasalahan analisis sentimen oleh (Antonakaki dkk., 2017) menyatakan bahwa salah satu faktor yang menjadi tantangan dalam sentimen analisis sosial media adalah adanya penggunaan majas sarkasme pada penyampaian pendapat di sosial media. Tercatat sebanyak 11% pengguna twitter menggunakan bahasa sarkasme dalam menyatakan pendapatnya terkait isu pemilihan presiden

Amerika Serikat saat itu. Pernyataan serupa dalam penelitian deteksi sarkasme (Lunando dan Purwaranti, 2013) mendapati 100 *tweet* bertopik pemerintahan, merek, dan politik ditemukan 18 *tweet* sarkasme. Sedangkan pada topik mengenai makanan hanya ditemukan 2 *tweet* yang mengandung sarkasme. Sehingga penggunaan majas sarkasme ini akan lebih mudah ditemukan keragamannya pada topik yang mengarah pada pemerintahan. Pada penelitian ini akan mengangkat tema mengenai “Pemilu menyambut Pilpres 2024” yang membuat masyarakat dan pemerintah menegang ditengah terpaan berbagai isu berlanjutnya masa jabatan Presiden menjadi 3 periode di pertengahan tahun 2022. Paradigma mengenai pengalihan isu permasalahan politik di Indonesia menjadikan topik ini menarik untuk diangkat karena memiliki nilai pro-kontra yang cukup beragam dan memperkaya hasil sentimen.

Beberapa indikator yang menjadi perhatian setiap peneliti dalam meningkatkan performa dari analisis sentimen adalah penanganan mengenai *stemming* terhadap kalimat yang mengandung bahasa *slang*, kalimat yang mengandung *ambiguitas*, dan adanya penggunaan majas berlebih sehingga maksud dari kalimat menjadi tersirat. Penelitian oleh (Yunitasari, Y dkk., 2019) menyarankan untuk melakukan penambahan dataset yang mengandung kata slang pada konteks deteksi sarkasme diharapkan mampu memperkaya kamus untuk mengolah model yang di uji.

Penelitian sentimen analisis oleh (Aziz, A dan Fauziah, 2022) menjelaskan pada data uji yang diambil dengan menggunakan kata kunci “vaksin anak” sebanyak 1000 *tweet*, diperoleh hasil sentimen positif 54%, sentimen negatif 20%

dan sentimen netral 26%. Perbandingan dengan analisis data yang sama menggunakan algoritma yang berbeda yaitu Naïve Bayes mendapatkan hasil sentimen positif 55%, negatif 16% dan netral 29%. Sedangkan pada algoritma Decision Tree mendapatkan hasil sentimen positif 61%, sentimen negatif 14% dan sentimen netral 25%. Penelitian tersebut menunjukkan metode Naïve Bayes memiliki hasil akurasi tertinggi, sehingga dalam melakukan tahapan analisis sentimen akan menggunakan metode Naïve Bayes

Penggunaan bahasa yang mengandung majas hiperbola juga berpengaruh terhadap pembobotan sehingga meningkatkan akurasi analisis sentimen. Penelitian yang dilakukan oleh (Govindan, V. dkk., 2022) menggunakan 536.719 *tweet* yang dikumpulkan menggunakan *Streaming Twitter API* antara 23 Maret 2020 dan 3 April 2020, mengangkat topik penelitian analisis sentimen mengenai isu penyebaran virus corona dengan hastag yang terdiri dari tagar *#Chinese Virus*, *#Kungflu*, *#Coronavirus*, *#Hantavirus*, dan *#Covid19*. Pada tahapan preprocessing data, step yang dilakukan yaitu *cleaning data* menggunakan *Microsoft excel* untuk menghapus *retweet*, duplikasi data, data kosong, dan *tweet* yang mengandung bahasa non-Inggris. Penelitian tersebut merupakan bagian dari penelitian yang mempelajari pola berbeda untuk sarkasme dan rasisme, maka dimasukkannya pelabelan rasisme. Setiap ahli bahasa diberi waktu tiga minggu untuk menyelesaikannya anotasi datanya. Dataset terdiri dari 6.600 *tweet* dengan 2.461, 1.514 dan 2.652 dicap sebagai sarkasme, rasisme, dan lainnya. Sehingga pada penelitian ini akan menambahkan atribut hiperbola dalam pendeteksian kalimat sarkasme serta melakukan justifikasi pelabelan bahasa secara kolaborasi bersama

mahasiswa jurusan psikologi untuk mendapatkan hasil pelabelan pakar yang lebih baik terhadap data yang diperoleh.

Penelitian deteksi sarkasme yang dilakukan oleh (Aulia B. dkk., 2021) menunjukkan akurasi yang dihasilkan dalam penelitian ini sedikit lebih tinggi dibandingkan penelitian sebelumnya yakni 60.5% menjadi 64.4%. Penelitian ini menunjukkan bahwa sentimen masyarakat terhadap penanganan virus COVID-19 di Indonesia melalui tagar #IndonesiaTerserah lebih banyak bersentimen netral sebanyak 41.5%, kemudian diikuti sentimen negatif sebesar 32.2%, dan 26.3% positif. Hasil akurasi analisis sentimen sebesar 64.4%. Penelitian ini merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh (U. Khaira, 2020), dimana hasil pada penelitian tersebut masih memiliki akurasi yang rendah dan mendapati beberapa tahapan yang dilewatkan.

Penelitian yang dilakukan oleh (Aulia B., dkk., 2021) menggunakan 236 *tweet* sebagai dataset. Terdapat 152 *tweet* yang memiliki hasil pelabelan yang sama antara aktual dan prediksi. Metode pembobotan yang digunakan adalah TF-IDF untuk mendapatkan frekuensi term terbanyak. Pembobotan ini masih kurang maksimal karena tidak memperhitungkan hubungan antara kata-kata dalam kalimat dan konteks sosial atau budaya yang mendasari penggunaan sarkasme dalam suatu kalimat. Sehingga pada penelitian ini pembobotan untuk prediksi kalimat sarkasme menggunakan SentiStrength yang dilengkapi dengan beberapa fitur seperti *Booster word*, dan *Negation word* untuk memperhitungkan hubungan antar kata sebagai metode klasifikasi untuk membentuk polaritas kalimat yang termasuk sarkasme.

Berdasarkan beberapa penelitian di atas maka pada penelitian ini akan melakukan eksperimen dalam melakukan deteksi kalimat sarkasme. Penelitian ini menggunakan metode *Naïve Bayes* dan *SentiStrength*. Alur penelitian ini akan dilakukan berdasarkan penelitian deteksi kalimat sarkasme sebelumnya dimana akan terjadi dua proses yaitu analisis sentimen dengan hasil klasifikasi sentimen positif dan negatif, yang akan dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Kemudian pada penelitian ini, *SentiStrength* digunakan sebagai metode untuk deteksi kalimat sarkasme, kalimat yang sudah terproses akan digunakan sebagai database baru yang kemudian digunakan untuk pengklasifikasian sentimen menggunakan metode *Naïve Bayes* kembali. Hal ini sejalan dengan pernyataan (Maynard dan Greenwood 2014) berkaitan dengan kalimat sarkasme memiliki pengaruh terhadap kekuatan sentimen analisis dimana performa analisis sentimen dapat ditingkatkan ketika sarkasme dapat diidentifikasi. *SentiStrength* yang digunakan adalah *SentiStrengthID* (Wahid, D. H., & Azhari, S. N, 2016) yang sudah dikembangkan agar bisa diterapkan pada teks yang berbahasa Indonesia.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang ada, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

- a. Berapa nilai akurasi deteksi kalimat sarkasme menggunakan *SentiStrength*?
- b. Berapa hasil akurasi analisis sentimen dengan *Naive Bayes* setelah penambahan proses deteksi kalimat sarkasme menggunakan *SentiStrength*?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Dataset twitter yang digunakan adalah dataset berbahasa Indonesia yang diperoleh dengan scraping data melalui Twitter API menggunakan kata kunci "Pemilu", "Pilpres", "KPU", "Pemerintah". Proses crawling data dilakukan secara bertahap dengan pengambilan data tanggal 3, 7, 9, 13, dan 15 Januari 2023.
- b. Dataset yang diperoleh akan diseleksi terlebih dahulu untuk mendapatkan data yang benar-benar dari opini masyarakat dengan menghapus *tweet* dari lembaga, organisasi, portal berita, dan komunitas.
- c. Tahapan *text preprocessing* yang dilakukan adalah *tokenizing*, *case folding*, *stopword removal* dan *stemming*.
- d. Pelabelan dataset oleh pakar berdasarkan kepercayaan masyarakat terhadap lembaga ataupun pejabat pemerintah berkaitan dengan topik pemilu.
- e. Pelabelan dibagi menjadi 3 bagian, pertama kelas positif dan negatif yang digunakan untuk analisis sentiment, kedua sebagai kelas sarkasme dan bukan sarkasme, ketiga sebagai pelabelan untuk jenis-jenis kalimat sarkasme
- f. Proses pertama yang dilakukan adalah analisis sentiment menggunakan Naïve Bayes dengan klasifikasi menjadi kelas positif dan negatif. Hasil klasifikasi sentimen positif akan diuji untuk deteksi kalimat sarkasme menggunakan Sentistrength.
- g. Proses klasifikasi pada Sentistrength terbagi menjadi kelas positif, netral, hiperbola, negatif, dan sarkasme. Untuk kelas Sarkasme akan terbagi menjadi 5

jenis sarkasme yaitu *Self-deprecating sarcasm*, *Polite sarcasm*, *Obnoxious sarcasm*, *Manic sarcasm*, *Raging sarcasm*.

- h. Apabila hasil klasifikasi SentiStrength terhadap sentimen positif dari algoritma Naïve Bayes masuk kedalam kelas sarkasme dan negatif, maka label (awal) positif akan diubah menjadi negatif. Begitu pula pada kelas yang terdeteksi positif, netral, dan hiperbola, maka akan dijadikan dataset positif.
- i. Hasil dari proses pada batasan penelitian (h) akan digunakan sebagai dataset baru untuk menguji kenaikan performa analisis sentimen setelah penambahan proses deteksi kalimat sarkasme.
- j. *SentiStrength* yang digunakan untuk mendeteksi kalimat sarkasme adalah yang sudah dikembangkan untuk Bahasa Indonesia (*SentiStrength ID*).
- k. *Lexicon* default *SentiStrength* yang digunakan penelitian ini adalah *sentimentword*, *emoticon*, *negatingword*, *boosterword*, *idiom*, *questionword*, *rootword*.
- l. Pada skenario pengujian deteksi kalimat sarkasme menggunakan pengembangan rule yang dibangun untuk teks bahasa Indonesia, beserta penerapan lexicon default *sentimentword* dari *SentiStrength* dan lexicon *sentimentword* yang dikembangkan oleh (Fahmi, M. dkk., 2022). Penyebutan kedua lexicon *sentimentword* yang digunakan adalah lexicon lama dan lexicon baru
- m. Skenario pengujian peningkatan performa analisis sentimen dilakukan dengan 8 cara yaitu dengan mempertimbangkan penggunaan stemming, penggunaan algoritma Naïve Bayes, serta penggunaan jenis lexicon pada *SentiStrength*.

- n. Komposisi dataset yang digunakan adalah 80% untuk data training dan 20% untuk data testing
- o. Hasil dari pengujian skenario pengujian peningkatan performa analisis sentimen akan dihitung nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score menggunakan matiks evaluasi

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian yang diangkat berdasarkan rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mengetahui ragam sentimen masyarakat terhadap topik pemilihan presiden 2024
- b. Mengetahui seberapa besar hasil akurasi analisis sentimen dengan menerapkan deteksi sarkasme ,menggunakan SentiStrength pada analisis sentimen dengan Naïve Bayes

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini diantaranya sebagai berikut:

- a. Dapat menjadi peluang pengembangan model pada SentiStrength dalam pendeteksian emosi teks secara lebih tepat
- b. Menemukan pola terhadap sentimen yang mengandung kalimat sarkasme

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian yang dilakukan oleh (Govindan, V. dkk., 2022) mengenai *tweet* sentimen negatif dengan adanya hiperbola untuk deteksi sarkasme. menerapkan lima fitur hiperbola, yaitu interjeksi, intensifier, huruf kapital, tanda baca dan kata memanjang dianalisis menggunakan tiga algoritma *machine learning* yang terkenal, yaitu Support Vector Machine, Random Forest, dan Random Forest with Bagging. Dengan adanya kata hiperbola dalam *tweet* pada dataset yang tidak bias, model yang diusulkan dengan kata yang memanjang mencapai akurasi dan F-score masing-masing sebesar 78,74% dan 71%. Eksperimen dan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini menyimpulkan bahwa hiperbola ada dalam kumpulan data yang tidak bias yang membantu meningkatkan deteksi sarkasme, maka pada penelitian ini akan menambahkan atribut hiperbola dalam proses deteksi kalimat sarkasme.

Penelitian oleh (Alita, D., dkk., 2020) tentang deteksi sarkasme yang dilakukan menggunakan metode Naïve Bayes digunakan sebagai algoritma untuk menganalisis sentimen *tweet*, sedangkan Random Forest digunakan untuk mendeteksi sarkasme. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa evaluasi model deteksi sarkasme meningkatkan kinerja model analisis sentimen rata-rata sekitar 5,49%, dan Dalam hal fitur, fitur terkait sentimen memberikan dampak tertinggi dalam model deteksi sarkasme dan mencapai akurasi 72%. Sedangkan (Rosid, M.

A, dkk., 2022). Dengan metode SVM dan random forest dalam deteksi sarkasme diperoleh metode terbaik untuk deteksi sarkasme adalah metode klasifikasi SVM, hal ini dikarenakan ketepatan klasifikasinya yang paling tinggi daripada yang lain dengan nilai akurasi 0,98 atau 98%.

Penelitian deteksi kalimat sarkasme yang dilakukan oleh (Huang, M dkk., 2020) SentiStrength mencapai kinerja terbaik pada dataset MySpace. Dataset yang digunakan meliputi text dari BBC (1000 dokumen), Digg (1077 dokumen), MySpace (1041 dokumen), Runners World (1046 dokumen), Twitter (4242 dokumen), YouTube (3407 dokumen). Untuk mengevaluasi keefektifan eksperimen pada SentiStrength, yang berisi enam teks dalam kumpulan data ini diklasifikasikan oleh manusia dengan kekuatan sentimen positif dan negatif. Model yang diusulkan mengungguli baseline di hampir semua kumpulan data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan memasukkan leksikon yang bergantung pada konteks ke dalam model CNN, model yang diusulkan lebih efektif dalam memprediksi kekuatan sentimen dokumen dibandingkan dengan model pembelajaran mendalam tanpa leksikon.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Sari S dkk., 2021) terkait penggunaan SentiStrength dalam deteksi kalimat sarkasme analisis sentimen diketahui bahwa hasil perhitungan pengklasifikasian sentimen menggunakan algoritma SentiStrength memberikan tingkat akurasi klasifikasi data tweet secara keseluruhan sebesar 60%. Total *tweet* asli hasil pengumpulan data dari API Twitter berjumlah 500 *tweet*, dan dalam pengujian ini digunakan 454 data *tweet* hasil *pre-processing*. Hasil akurasi tersebut membuktikan seberapa akurat sistem dapat memberikan

pengklasifikasian data dengan baik dan benar. Lexicon sentimen yang digunakan terdapat simbol-simbol yang biasanya diperlukan untuk menggambarkan bagaimana ekspresi wajah manusia dan menentukan perubahan dari sentimen pada sebuah data. Metode SentiStrength pada penelitian tersebut akan diimplementasikan dalam penelitian ini untuk mendeteksi kalimat sarkasme.

Metode Naïve Bayes menjadi metode terbaik dalam melakukan analisis sentimen untuk melakukan klasifikasi pelabelan positif, dan negative pada penelitian analisis kasus kampanye Anti-LGBT di media sosial Twitter oleh (Fitri, V. dkk., 2019) Berdasarkan hasil akurasi dari algoritma Naïve Bayes sebesar 83.43%, lebih tinggi dari akurasi Algoritma Decision Tree dan Algoritma Random Forest. Hasil penelitian ini menjadi acuan penulis untuk melakukan penelitian dalam meningkatkan performa analisis sentimen menggunakan metode Naïve Bayes dengan menambahkan metode SentiStrength untuk mendeteksi dan memperbaiki hasil pelabelan sentimen menjadi lebih akurat.

2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Deteksi Kalimat Sarkasme Pada Analisis Sentimen Twitter Berbahasa Indonesia Menggunakan Sentistrength

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	A machine learning approach in analyzing the effect of hyperboles using negative sentiment tweets for sarcasm detection	Vithyathri Govindan, Vimala Balakrishnan, King Saud University 2022	Menyelidiki tweet sentimen negatif dengan adanya hiperbola untuk deteksi sarkasme.	Eksperimen dan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini menyimpulkan bahwa hiperbola dalam kumpulan data membantu meningkatkan deteksi sarkasme. Model yang diusulkan menghasilkan akurasi rata-rata 75%	Dalam penelitian ini terdapat beberapa keterbatasan yang diidentifikasi. Dimana pengaturan dua kelas yang terdiri dari tweet yang diberi label Sarkasme dan Rasisme digunakan dalam eksperimen. Model dilatih pada dua label negatif (Sarkasme dan Rasisme) yang berperforma baik, namun penelitian selanjutnya dapat memasukkan label Lainnya, yang dapat mencerminkan skenario kasus nyata.	Pada penelitian selanjutnya menggunakan kelas pada deteksi sarkasme diantaranya positif, negatif, netral, hiperbola, dan sarkasme serta identifikasi pada tiap jenis kalimat sarksmenya

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
2	Sentiment Analysis Against Beauty Shaming Comments on Twitter Social Media Using SentiStrength Algorithm	Septika Sari, Pradita Eko Prasetyo Utomo, Ulfa Khaira, Tri Suratno, IJRSE, 2021	Analisis sentimen dilakukan untuk mengidentifikasi atau memahami unsur Beauty Shaming dari suatu data tweet	<p>Hasil data dari 273 data tweet yang digunakan untuk analisis sentimen diperoleh hasil perhitungan data sebanyak 93 tweet Beauty Shaming (33,7%), 117 tweet netral (43,2%), dan 63 tweet Non-Beauty Shaming (23,1%) dan 63 tweet Non-Beauty Shaming (23,1%).</p> <p>Hasil tingkat akurasi penelitian ini sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian menggunakan algoritma SentiStrength sebelumnya dengan tingkat akurasi sebesar 57,33%</p>	Penelitian ini menyatakan tingkat akurasi pada penelitian tersebut menghasilkan nilai akurasi cenderung sedikit lebih rendah dikarenakan menggunakan kamus default leksikon	Pada penelitian yang dilakukan, penggunaan kamus yang berbeda akan dicoba untuk mengetahui perbedaan performa leksikon default dengan leksikon baru yang memiliki keragaman gaya kata yang lebih banyak digunakan masyarakat saat ini dalam beropini

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
3	Pendeteksian Sarkasme Pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier	Debby Alita, Auliya Rahman Isnain, Jurnal Komputasi, 2020	Penelitian ini berfokus pada pengembangan model analisis sentimen dengan mempertimbangkan kemungkinan adanya konten sarkasme dalam sebuah tweet. Naive Bayes digunakan sebagai algoritma untuk menganalisis sentimen tweet, sedangkan random forest digunakan untuk mendeteksi sarkasme.	Hasil penelitian ini didapatkan peningkatan nilai rata-rata akurasi sebesar 16,61 %, nilai presisi sebesar 5,45 %, nilai recall sebesar 9,64% dan kenaikan nilai F1score sebesar 11,27%	Tidak diketahui fitur ekstraksi mana yang memiliki hasil terbaik. Nilai akurasi pada proses deteksi sarkasme masih cukup rendah, sehingga disarankan untuk meningkatkan penggunaan fitur ekstraksi pada proses deteksi sarkasme.	Pada penelitian ini akan menggunakan lexicon SentiStrength yang digunakan untuk proses deteksi sarkasme dengan beberapa kombinasi leksikon sentimentword, emoticon, negatingword, boosterword, idiom, questionword, rootword untuk menemukan fitur ekstraksi terbaik pada proses deteksi kalimat sarkasme

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
4	Comparison of the Performance of Machine Learning Algorithms for Sarcasm Detection in Bahasa	Mochamad Alfian Rösid, Fajar Muharram, Ghozali Rusyid Affandi, Proceedings of the 1st SENARA 2022	Tujuan dari penelitian ini membandingkan kinerja tiga metode machine learning, yaitu Support Vector Machine, Random Forest, dan K-Nearest Neighbor untuk mendeteksi kalimat sarkasme pada media sosial twitter. Ketiga metode ini dipilih karena memiliki performa yang cukup bagus dalam klasifikasi teks	Berdasarkan hasil pengujian yang telah dibahas pada bagian hasil dan pembahasan, maka diperoleh metode terbaik untuk deteksi sarkasme adalah metode klasifikasi SVM, hal ini dikarenakan ketepatan klasifikasinya yang paling tinggi daripada yang lain dengan nilai akurasi 0,98 atau 98%, nilai precision 0,98, nilai recall 0,97 dan nilai f1 adalah 0,98.	Penelitian ini tidak menjelaskan bagaimana kalimat sarkasme bisa dideteksi secara dalam dan hanya menjelaskan hasil dari klasifikasi dari nilai yang terbentuk pada program. Sehingga sukar untuk memahami lebih dalam tahapan dari proses deteksi kalimat sarkasme penelitian terkait	proses pertama yang dilakukan adalah mendeteksi kalimat sarkasme untuk menjadi dataset, kemudian baru data yang diperoleh diuji pada analisis sentimen menggunakan Naive Bayes untuk mengetahui nilai akurasi analisis sentimen

Tabel 2.1. (Lanjutan)

	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	Sentiment Analysis Of The #Indonesia Terserah In The Time Of Covid-19 Using The Sentistrength Method	Bisma Aulia, Pradita Eko Prasetyo Utomo, Ulfa Khaira, Tri Suratno, J-ICON, 2021	Bertujuan Melakukan bagaimana sentimen masyarakat Indonesia melalui tagar #Indonesia Terserah. Sentimen tersebut dianalisis melalui algoritma sentistrength, dan diklasifikasikan menjadi 3 kelas, yakni positif, netral, dan negatif	Penelitian ini menunjukkan bahwa sentimen masyarakat terhadap penanganan virus COVID-19 di Indonesia melalui tagar #Indonesia Terserah lebih banyak bersentimen netral sebanyak 41,5%, kemudian diikuti sentimen negatif sebesar 32,2%, dan 26,3% positif. Hasil akurasi analisis sentimen sebesar 64,4% menunjukkan bahwa masyarakat masih berharap masalah penanganan COVID-19 di Indonesia Dapat berjalan sesuai dengan harapan	Hasil akurasi yang belum baik menjadi suatu keterbatasan dalam penelitian ini. Hal ini disebabkan oleh pemrosesan awal dan pemodelan data yang kurang baik. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengembangkan algoritma sentistrength lebih baik dengan mengembangkan kamus Bahasa Indonesia serta pengembangan preproses data text yang baik, sehingga akurasi dan kecocokan kata antara kamus dan data yang diuji dapat lebih baik lagi	Untuk mengatasi pemodelan data yang kurang baik, maka pada penelitian yang dilakukan beberapa skenario pengujian dengan beberapa parameter yang mempengaruhi kualitas data seperti penggunaan stemming atau tidak, kemudian dalam mengatasi kamus sentiment word yang kurang baik, penelitian ini akan menguji dengan kamus berbeda yang memiliki beragam kaa dari sumber yang berbeda, serta pengembangan model SentiStrength akan dilakukan untuk mengetahui peningkatan performa yang lebih baik

Tabel 2.1. (Lanjutan)

	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
6	Analisis Sentimen Identifikasi Opini Terhadap Produk, Layanan dan Kebijakan Perusahaan Menggunakan Algoritma TF-IDF dan SentiStrength 2022	Abdul Aziz, Fauziah, J-SAKTI, 2022	Melakukan identifikasi sentimen menggunakan Algoritma TF-IDF dan SentiStrength. Pada penelitian ini sistem analisis sentimen dibuat dengan menggunakan Algoritma TF-IDF	Pada data uji yang diambil dengan menggunakan kata kunci "vaksin anak" sebanyak 1000 tweet, diperoleh hasil sentimen positif 54%, sentimen negatif 20% dan sentimen netral 26%. Perbandingan dengan analisis data yang sama menggunakan algoritma yang berbeda yaitu Naive Bayes mendapatkan hasil sentimen positif 55%, negatif 16% dan netral 29%. Decision Tree mendapatkan hasil positif 61%, negatif 14% dan netral 25%.	Pembobotan hanya dilakukan dengan algoritma, tidak ada justifikasi kebenaran hasil pelabelan. Ditsarankan untuk lebih memaksimalkan performa algoritma SentiStrength dapat dilakukan dengan menambahkan lebih banyak kata yang diberi bobot tertentu pada kamus sentimen	Penelitian yang dilakukan terdapat proses justifikasi secara manual oleh pakar untuk membandingkan hasil akhirnya. Pada penelitian ini, tindak lanjut terhadap keragaman isi leksikon sentimen word untuk meningkatkan pembobotan yang lebih optimal dengan ragam kata yang lebih banyak

Tabel 2.1. (Lanjutan)

	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
7	Sarcasm Detection For Sentiment Analysis in Indonesian Tweets	Yessi Yunitasari, Aina Musdholifah, Anny Kartika Sari, IJCCS 2019	<p>Penelitian ini berfokus pada pengembangan model analisis sentimen dengan mempertimbangkan kemungkinan adanya konten sarkasme dalam sebuah tweet. Dimasukkannya deteksi sarkasme dalam analisis sentimen diharapkan dapat meningkatkan hasil analisis sentimen</p>	<p>Pada penelitian ini, deteksi sarkasme dilakukan untuk tweet berbahasa Indonesia. Metode untuk ekstraksi fitur deteksi sarkasme menggunakan n gram dan 4 set fitur Bouazizi yang terdiri dari fitur sentiment-relate, fitur punctuation-relate, fitur lexical and syntactic, dan fitur top word. Hasil pengujian analisis sentimen dengan deteksi sarkasme menunjukkan peningkatan rata-rata akurasi sebesar 5,49% dengan nilai akurasi sebesar 80,4%, presisi sebesar 83,2%, dan recall sebesar 91,3%</p>	<p>Disarankan untuk melakukan penambahan dataset yang mengandung kata slang pada konteks deteksi sarkasme. Pertimbangan konteks dalam deteksi sarkasme adalah area yang menarik untuk penelitian selanjutnya</p>	<p>Penelitian deteksi sarkasme mencakup konteks situasi atau topik pembicaraan yang sedang dibahas dalam hal ini berkaitan dengan jenis atau tipe kalimat sarkasme, dengan data yang menggunakan bahasa yang digunakan dalam komunikasi sehari-hari, atau konvensi sosial tertentu yang dapat mempengaruhi makna kalimat.</p>

2.3. Landasan Teori

2.3.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan proses menentukan sentimen dan mengelompokkan polaritas teks dalam dokumen atau kalimat sehingga dapat ditentukan kategorinya sebagai sentimen positif, negatif, atau netral (Ramadhan & Setiawan, 2019) (Zuhdi dkk., 2019). Saat ini, analisis sentimen banyak digunakan oleh peneliti sebagai salah satu cabang riset dalam ilmu komputer seiring dengan ledakan informasi di internet. Media sosial seperti Twitter biasanya digunakan dalam analisis sentimen untuk menentukan persepsi masyarakat (Ferryawan dkk., 2019).

Analisis sentimen juga bisa disamakan dengan *opinion mining* karena berfokus kepada pendapat yang menyatakan positif atau negatif (Saputra et al., 2019). Dalam analisis sentimen, dilakukan data mining untuk menganalisis, mengolah, dan mengekstrak data tekstual pada suatu entitas seperti layanan, produk, individu, peristiwa, atau topik tertentu (Liu, 2012). Proses analisis bisa mencakup pada teks *review*, forum, *tweet*, atau blog, dengan *preprocessing* data mencakup proses *tokenisasi*, *stopword removal*, *stemming*, identifikasi sentimen, dan klasifikasi sentimen (Bhonde & J.R. Prasad, 2015)

Sentimen analisis adalah bidang dalam analisis bahasa alami yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengklasifikasikan, dan memahami sentimen atau opini yang terkandung dalam teks. Salah satu aspek penting dalam sentimen analisis adalah deteksi sarkasme, yang merupakan tugas yang kompleks dalam mengenali bahasa yang ironis atau bertentangan dengan makna sesungguhnya. Dimana (Joshi,

A. dkk., 2016) menggabungkan sentimen analisis dengan deteksi sarkasme adalah studi yang dilakukan oleh. Mereka mengusulkan pendekatan berbasis mesin menggunakan fitur-fitur semantik dan sintaksis dalam teks untuk mendeteksi sarkasme dalam percakapan Twitter. Metode sentimen analisis dapat digunakan untuk mendeteksi sarkasme dalam teks. Pendekatan berbasis aturan menggunakan aturan linguistik dan pola kata untuk mengenali ciri-ciri sarkasme dalam teks. Sehingga pada penelitian ini akan melakukan deteksi kalimat sarkasme pada analisis sentimen untuk mengetahui bagaimana performa analisis sentimen dengan penambahan deteksi kalimat sarkasme

2.3.2 Text Preprocessing

Text Preprocessing merupakan tahapan dari proses awal terhadap teks untuk mempersiapkan teks menjadi data yang akan diolah lebih lanjut. Tujuan dari *text preprocessing* yakni menghasilkan sebuah *set term index* yang bisa mewakili dokumen (Sanjaya, 2015). Teks yang sudah diperoleh akan melakukan tahapan dari text preprocessing terlebih dahulu untuk mendapatkan teks yang sudah siap diolah. Proses ini terdiri dari beberapa tahap pembersihan dokumen berikut ini (Purbo, 2019):

- a. *Tokenizing* merupakan proses penguraian deskripsi yang semula berupa kalimat menjadi kata
- b. *Filtering* adalah tahap mengambil kata penting dari hasil proses token. Bisa menggunakan algoritma *stoplist* atau *word list*. Filtering dapat juga diartikan sebagai proses mengambil kata – kata penting dari hasil proses token atau

penghapusan *stopwords*. *Stopwords* merupakan kosa kata yang bukan merupakan ciri (kata unik) dari suatu dokumen

- c. *Stemming* merupakan tahap untuk mencari *root* kata dari hasil *filtering*. *Stemming* adalah proses pemetaan dan penguraian berbagai bentuk (*variants*) dari suatu kata menjadi bentuk kata dasarnya (*stem*)
- d. *Tagging* merupakan tahap untuk mencari bentuk awal/*root* dari tiap kata lampau atau hasil dari proses *stemming* Terdapat beberapa kata lampau yang dikembalikan ke bentuk awal, misalkan pada data pesan dengan kata "won" diubah ke bentuk awal menjadi "win"
- e. *Analyzing* merupakan tahap penentuan seberapa jauh keterhubungan antara suatu kata atau term terhadap suatu dokumen atau kalimat dengan menghitung nilai/bobot keterhubungan

Pada penelitian ini akan menggunakan *tokenizing*, *case folding*, *stopword removal*, dan *stemming* pada tahapan *text preprocessing*.

2.3.3 Persepsi

Persepsi adalah proses aktif menyeleksi, mengatur, dan menafsirkan orang, objek, peristiwa, situasi, dan aktivitas. Persepsi terdiri dari tiga proses: menyeleksi, mengatur, dan menafsirkan. Ketiga proses ini tumpang tindih dan terus-menerus, sehingga mereka bercampur dan mempengaruhi satu sama lain. Mereka juga interaktif, jadi yang satu mempengaruhi dua yang lain (Julia, 2009). Sehingga dalam prakteknya persepsi seseorang memiliki pengaruh besar dalam menciptakan keputusan besar terhadap suatu fenomena yang terjadi

Pengertian persepsi menurut Kinichi dan Kreitner (2000: 67) adalah sebagai berikut: *Perception is a cognitive process that enables us to interpret and understand our surroundings*. Persepsi pada hakekatnya adalah proses kognitif yang dialami oleh setiap orang dalam memahami informasi persepsi dan kepribadian tentang lingkungannya. Kunci untuk memahami persepsi terletak pada pengenalan, bahwa persepsi merupakan suatu penafsiran yang unik terhadap situasi, dan bukannya suatu pencatatan yang benar terhadap ciruas (Julia, 2009).

Faktor-faktor yang mempengaruhi persepsi dalam menguraikan kesan-kesan indra menjadi suatu persepsi meliputi tiga faktor menurut Robins (2005) diantaranya :

- a. Faktor dari karakteristik pribadi atau pemersepsi seperti: sikap, motif, kepentingan, pengalaman, dan pengharapan (ekspektasi)
- b. Faktor situasional seperti: waktu, keadaan/tempat kerja, keadaan social
- c. Faktor dalam target seperti: hal-hal yang baru, gerakan, bunyi, suara, ukuran, latar belakang, kedekatan, dan kesamaan.

Sedangkan dalam persepsi juga dapat terjadi distorsi yang dijelaskan oleh Mc Shane dan Von Glinow (2000: 178-180) terdapat berbagai distorsi persepsi diantaranya:

- b. *Primary Effect* yaitu kecenderungan pembentukan opini orang-orang yang cepat berdasarkan pada informasi pertama yang diterima mengenai opini tersebut
- c. *Recency Effect* terjadi ketika informasi mendominasi persepsi mereka tentang sesuatu

- d. *Halo Error* terjadi ketika menggunakan hanya satu ciri saja dalam mengevaluasi keseluruhan individu/situasi. Dengan kata lain mengacu pada satu karakteristik, warna, sikap dari karakter mereka
- e. *Projection Bias* terjadi ketika kita percaya orang lain dan menempatkan atribut kita pada orang lain. Dengan kata lain memproyeksikan sesuatu yang ada dalam diri kita pada orang lain.

2.3.4 Sarkasme

Penjelasan sarkasme menurut (Christina, S. 2019) adalah jenis sentimen dimana seseorang mengungkapkan emosi atau tanggapan negatif menggunakan kata-kata yang positif bahkan hiper positif atau berlebihan. Penyampaian sarkasme dalam bentuk teks seringkali kompleks sehingga bisa saja menyebabkan pembaca salah memahami polaritas dari suatu teks. Gaya bahasa sarkasme yang kompleks terdiri atas beberapa jenis (Rajeswari, K., & Shanthibala, P. 2014) yaitu:

- i) *Self-deprecating sarcasm*, sarkasme yang menunjukkan rasa tidak penting dan inferioritas.
- ii) *Brooding sarcasm*, sarkasme yang disampaikan dengan cara yang baik dengan nada yang menjengkelkan atau membuat sakit hati.
- iii) *Deadpan sarcasm*, sarkasme yang disampaikan tanpa ekspresi atau emosi, sehingga sulit untuk dipahami.
- iv) *Polite sarcasm*, sarkasme tidak langsung, yaitu sarkasme yang semula terdengar sopan dan otentik, tetapi pada akhirnya menjadi jelas maksudnya.
- v) *Obnoxious sarcasm*, sarkasme yang disampaikan dengan cengeng.

vi) *Manic sarcasm*, sarkasme yang mengekspresikan kegembiraan dengan cara yang tidak wajar.

vii) *Raging sarcasm*, sarkasme yang disampaikan secara hiperbola dan berisi ancaman kekerasan

Penelitian ini akan menggunakan 5 jenis sarkasme untuk di deteksi diantaranya sarkasme tipe (i), (iv) yang secara umum banyak dijumpai dalam bentuk sindiran, lalu tipe (v) yang dimana penggunaan nada cengeng pada tipe tersebut akan digantikan dalam bentuk emoticon dan pemanfaatan *lexicon emoticon* pada teks, kemudian tipe (vi) dan (vii) yang juga secara umum banyak dijumpai penggunaannya secara hiperbola namun memiliki makna sindiran. Sedangkan tipe (ii) dan tipe (iii) tidak digunakan karena dalam penggunaannya memperhatikan intonasi serta mimik wajah sebagai parameter yang belum dapat di ukur hanya dengan menggunakan lexicon.

Sarkasme merupakan topik pembelajaran dari cabang psikologi, komunikasi, dan bahasa yang dinyatakan masih sulit untuk diidentifikasi oleh manusia karena penggunaannya yang tidak memiliki struktur yang pasti atau baku. Maynard dan Greenwood (2014) mengkategorikan penggunaan sarkasme dalam 3 hal yaitu:

- i) Sarkasme dengan tujuan menghibur,
- ii) Sarkasme sebagai bentuk penyampaian kekesalan atau amarah
- iii) Sarkasme dengan tujuan untuk menghindari memberikan jawaban yang jelas terhadap suatu pertanyaan.

Menurut Rajadesingan dkk, penggunaan sarkasme pada media sosial Twitter terbagi menjadi 4 penggunaan majas sarkasme yang ditemukan yaitu:

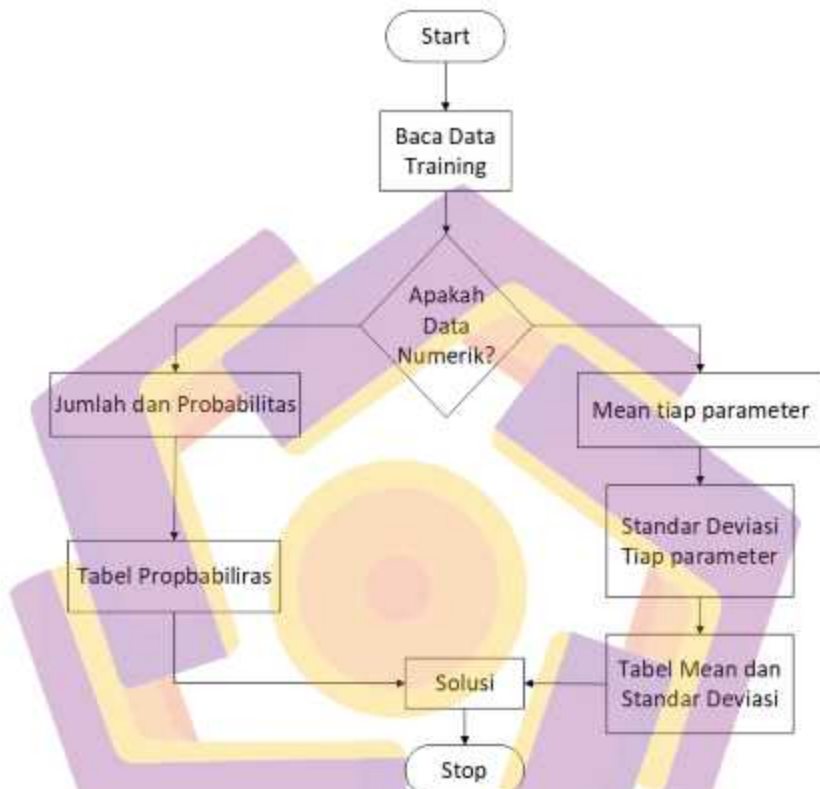
- i) Sarkasme sebagai sentimen yang saling kontras
- ii) Sarkasme sebagai penyampaian ekspresi melalui tulisan yang kompleks
- iii) Sarkasme sebagai tujuan penyampaian emosi/perasaan
- iv) Sarkasme sebagai bentuk ekspresi yang ditulis.

2.3.5 Naïve Bayes Classifier

Naive Bayes Classifier (NBC) adalah salah satu metode klasifikasi teks yang paling populer dalam analisis sentimen. Dasar teori NBC adalah Teorema Bayes, yang menyatakan bahwa probabilitas suatu hipotesis dapat diperbarui berdasarkan data baru atau observasi. Dalam pengaplikasiannya, NBC menghitung probabilitas terjadinya suatu kelas atau label dokumen berdasarkan kata-kata yang terdapat di dalam dokumen tersebut. NBC dapat mengklasifikasikan dokumen ke dalam kategori positif, negatif, atau netral dengan menggunakan perhitungan probabilitas terhadap masing-masing kategori (Li, Huang, & Liu, 2019).

Metode *Naïve Bayes* berpotensi baik dalam melakukan klasifikasi dalam hal akurasi dan komputasi (Ting, S. L., dkk., 2011) (Joshi, M., & Vala, H., 2014). Menurut (Saleh, 2015) Metode *Naïve Bayes* juga dinilai berpotensi baik dalam hal akurasi dan efisiensi komputasi. Menurut Bustami dalam (Saleh 2013) *Naïve Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistic yang dikemukakan oleh ilmuwan inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya.

Gambar 2.1. dibawah ini merupakan alur dari *Naïve Bayes* (Saleh, 2015):



Gambar 2.1 Alur Proses Naïve Bayes

Alur dari gambar 2.1 dalam analisis sentimen dilakukan dengan menghitung mean parameter dan standar deviasi parameter dari masing-masing kata pada setiap kelas sentimen pada tahap training. Mean parameter digunakan untuk menghitung rata-rata frekuensi kata pada masing-masing kelas sentimen, sedangkan standar deviasi parameter digunakan untuk mengukur seberapa bervariasi frekuensi kata pada masing-masing kelas sentimen. Dalam tabel

mean standar deviasi parameter, setiap kata pada masing-masing kelas sentimen memiliki nilai mean dan standar deviasi parameter yang berbeda-beda. Nilai ini digunakan untuk menghitung probabilitas terjadinya suatu kelas atau label dokumen berdasarkan kata-kata yang terdapat di dalam dokumen tersebut.

Selanjutnya, pada tahap klasifikasi, NBC menggunakan tabel mean standar deviasi parameter untuk menghitung probabilitas terjadinya suatu kelas atau label dokumen berdasarkan kata-kata yang terdapat di dalam dokumen tersebut. Proses ini dilakukan dengan menghitung probabilitas posterior suatu dokumen terhadap setiap kategori sentimen yang ada, dengan memperhitungkan probabilitas kemunculan kata-kata dalam dokumen dan probabilitas kemunculan kata-kata dalam setiap kategori sentimen. Dengan demikian, NBC dapat melakukan klasifikasi dokumen dengan akurat dan efektif dalam analisis sentimen.

2.3.6 SentiStrength

SentiStrength adalah pengklasifikasi berbasis leksikon yang menggunakan informasi dan aturan linguistik tambahan *nonlexical* untuk mendeteksi kekuatan sentimen dalam teks bahasa Inggris informal pendek. Untuk setiap teks, *output SentiStrength* (untuk versi 1 dan versi 2) adalah dua bilangan bulat: berupa angka 1 hingga 5. Nilai 1 menandakan tidak ada sentimen dan 5 menandakan sentimen kuat dari setiap jenis. Dua skala digunakan karena bahkan teks pendek dapat berisi positif dan negatif dan tujuannya adalah untuk mendeteksi sentimen diekspresikan dari pada polaritas keseluruhannya (Thelwall, Buckley dkk., 2010). Aturan yang ada di dalam *SentiStrength* dapat dimodifikasikan bahkan dihilangkan sesuai

kebutuhan dari bahasa tersebut. Di bawah ini adalah daftar fitur utama *SentiStrength* (Thelwall, dkk., 2010):

- a. *Sentiment Lookup*
- b. *Negation Word Lookup*
- c. *Booster Word Lookup*
- d. *Emoticon Lookup*
- e. *Idiom Lookup*
- f. *Question Word Lookup*
- g. *Slang Word Lookup*
- h. *Spelling Correction*
- i. *Negative Emotion*
- j. *Exclamation Marks*
- k. *Repeated Punctuation*

SentiStrength telah dikembangkan oleh Devid Haryalesmana agar bisa diterapkan dalam teks berbahasa Indonesia. Algoritma *SentiStrength* menggunakan daftar *idiom* dan emoticon serta beberapa aturan lain seperti meningkatkan kekuatan sentimen ketika huruf kapital ditemukan. *SentiStrength* dapat mencetak masing-masing teks dengan skala positif dan negatif ganda secara bersamaan yang sesuai untuk pengamatan psikologis manusia. Bahkan seseorang dapat mengalami hal positif dan emosi negatif secara bersamaan (Norman dkk., 2011).

Dalam menentukan skor akhir dari kalimat yang dianalisis, keputusan akhir hasil sentimen didasarkan pada aturan berikut (Thelwall, dkk., 2010):

If positive value > negative value then positive sentiment.

If positive value < negative value then negative sentiment.

If positive value = negative value then neutral sentiment.

Dari aturan tersebut nantinya akan digunakan sebagai dasar dalam penentuan akhir label pada pengujian kalimat dengan *SentiStrength*. Selain menggunakan aturan pembobotan, dalam beberapa kosakata dan tanda baca tertentu akan dihitung dengan tambahan fitur pada Tabel 2.2. berikut (Wahid, D.H, dkk., 2016):

Tabel 2.2. Standar ekstraksi fitur *SentiStrength*

No.	Fitur	Keterangan	Contoh
1	F1	Menggunakan kamus negasi untuk membalik polaritas skor term didepannya	Cantik = 4 Tidak Cantik = -4
2	F2	Menggunakan kamus penguat kata (Booster Words) untuk menambah atau mengurangi skor term didepan atau di belakangnya	Cantik = 4 Sangat Cantik = 5
3	F3	Menggunakan kamus emoticon	:) = 2
4	F4	Menggunakan kamus ungkapan (idiom)	Besar Kepala = -4
5	F5	Menambah skor sentimen jika terjadi perulangan huruf lebih dari 2. Pada term positif/negatif +1, term netral +2	Keren = 4 Kereeeeen = 5
6	F6	Kalimat dengan tanda seru mendapatkan skor minimal 2	Hai semua! = 2
7	F7	Term yang diikuti lebih dari satu tanda seru	Cantik = 4 Cantik!!!! = 5
8	F8	Term yang berurutan dengan polaritas yang sama dan skor minimal +3/-3 meningkatkan skor pada term berikutnya.	Banci = 3 Nakal = 4 Banci [3] Nakal [5]

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No.	Fitur	Keterangan	Contoh
9	F9	Mengabaikan emosi negatif pada kalimat tanya menjadi netral	Apakah kamu marah [-4] ? = -1 (Netral)
10	*F10	Menetralkan kata sentimen yang diikuti kata "jika" dan "kalau"	Berani = 4 Kalau berani = 1

Catatan. *) fitur tambahan

Lexicon default SentiStrength yang digunakan penelitian ini adalah *sentimentword*, *emoticon*, *negatingword*, *boosterword*, *idiom*, *questionword*, *rootword*, serta penggunaan lexicon *sentimentword* yang dikembangkan oleh (Fahmi, M. dkk., 2022) juga akan digunakan untuk uji coba sebagai lexicon *sentimentword* baru.

2.3.7 Matriks Evaluasi

Matriks evaluasi merupakan sebuah matriks yang berisi nilai-nilai dari hasil pelatihan yang dilakukan. Matriks evaluasi digunakan untuk menentukan apakah model machine learning bekerja dengan baik atau perlu ditingkatkan. Dalam penelitian yang menggunakan machine learning dan deep learning, umumnya menggunakan 4 macam matriks untuk mengukur kinerja model, yaitu accuracy, precision, recall dan f1 score (Grandini dkk., 2020).

Accuracy mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dari total prediksi, precision mengukur seberapa banyak data positif yang terklasifikasi benar dari total data yang diprediksi sebagai positif, recall mengukur seberapa banyak

data positif yang terklasifikasi benar dari total data yang benar-benar positif, dan F1 score memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model yang seimbang antara presisi dan recall. Pengukuran kinerja menggunakan *confusion matrix*, terdapat 4 (empat) istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi dapat diperhatikan pada Tabel 2.3. (Saleh, 2015):

Tabel 2.3. Klasifikasi Representasi Confusion Matrix

Kelas	Terklasifikasi Positif	Terklasifikasi Negatif
Positif	TP (<i>True Positive</i>) data positif yang terdeteksi benar sebagai data positif	FN (<i>False Negative</i>) data positif namun terdeteksi sebagai data negative
Negatif	FP (<i>False Positive</i>) data negative namun terdeteksi sebagai data positif	TN (<i>True Negative</i>) data negative namun terdeteksi sebagai benar negatif

Confusion Matrix adalah suatu metode yang biasanya digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep data mining. Dari Tabel 2.3. dapat dibentuk rumus untuk melakukan perhitungan dengan 4 matriks pada persamaan 2, 3, 4, dan 5 (Saleh, 2015):

- a. *Recall* menunjukkan berapa persen data kategori positif yang mengklasifikasi dengan benar oleh sistem

$$Recall = \frac{TP}{FN+TP} \times 100\% \quad (2)$$

- b. Presisi menggambarkan jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif

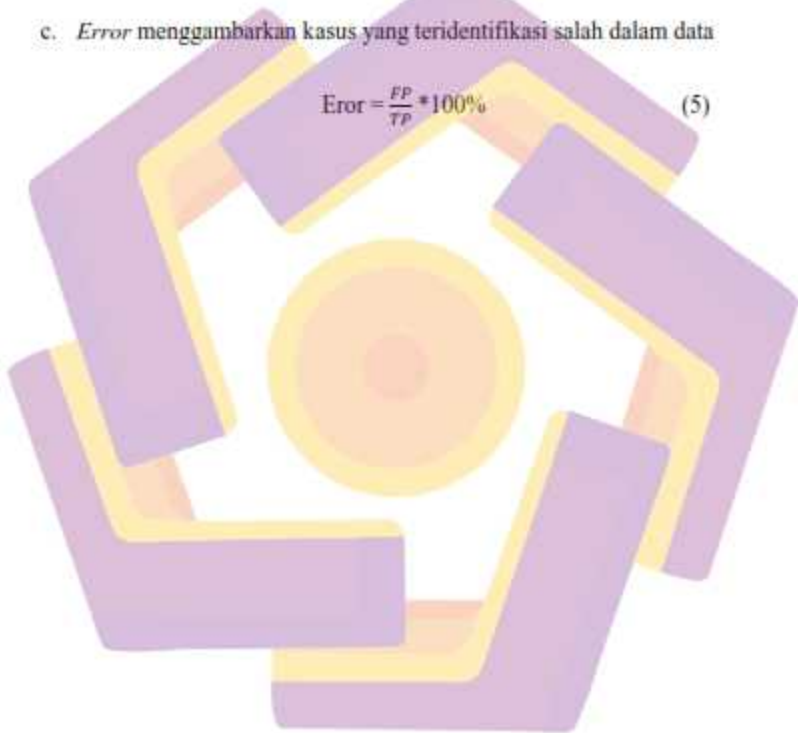
$$\text{Presisi} = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% \quad (3)$$

- b. Akurasi menggambarkan seberapa akurat sistem dapat mengklasifikasikan data secara benar

$$\text{Akurasi} = \frac{TP}{FP+TP} \times 100\% \quad (4)$$

- c. *Error* menggambarkan kasus yang teridentifikasi salah dalam data

$$\text{Error} = \frac{FP}{TP} * 100\% \quad (5)$$



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini masuk kedalam penelitian eksperimental dengan melakukan pengujian terhadap performa analisis sentimen yang sudah dilakukan pelabelan sebelumnya, kemudian menambahkan tahapan filtering label untuk mengetahui apakah hasil analisis sentimen masih bisa ditingkatkan lagi. Untuk mengetahui hal tersebut yaitu dengan mencoba menambahkan proses menggunakan SentiStrength pada hasil analisis sentimen yang sudah dilakukan.

Sifat pada penelitian ini adalah deskriptif, karena hasil yang akan dijabarkan dari penelitian ini merupakan hasil pengujian pada dataset untuk mengetahui berapa besar peningkatan performa penambahan SentiStrength dalam analisis sentimen. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yang nantinya hasil dari penelitian ini berupa angka yaitu akurasi, eror, presisi, dan recall score terbaik dari skenario pengujian.

3.2. Metode Analisis Data

Pada tahapan analisis data yang dilakukan pertama kali yaitu melakukan pengumpulan data. Dataset diperoleh dengan crawling data twitter yang berkaitan dengan tema yang diangkat, yaitu hacker Bjorka. Pengambilan data dilakukan Pada tanggal 3, 7, 9, 13, dan 15 Januari 2023. Kemudian data yang sudah diperoleh masuk pada tahapan pembersihan data untuk menghilangkan data tweeter yang

tidak penting di luar dari tema yang diangkat. Data sudah bersih akan dilabeli secara manual oleh pakar. Berikutnya adalah tahapan text preprocessing seperti tokenizing, case folding, stopword removal, dan stemming. Setelah itu data akan dibagi menjadi data training dan testing yang kemudian masuk ke dalam tahap analisis sentimen menggunakan Naïve Bayes dengan output hasil pelabelan sentimen positif dan negatif.

Hasil analisis sentimen positif akan di filter untuk mendeteksi kalimat-kalimat ber sentimen positif yang masuk kedalam kalimat sarkasme menggunakan SentiStrength. Setelah itu dilakukan penambahan database kalimat yang sudah dilabeli sarkasme dan akan dibandingkan hasilnya dengan analisis sentimen tanpa database sarkasme. Kemudian diukur nilai akurasinya menggunakan matriks evaluasi untuk membandingkan kedua skenario dari analisis sentimen Naïve Bayes mana yang lebih baik.

3.3. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data twitter berbahasa Indonesia yang diperoleh dengan crawling data menggunakan kata kunci “pilpres”, “pilpres 2024”, “pemilu”, dan “kpu”. Proses pada scraping data twitter diperoleh dengan rentan waktu postingan pada tanggal 3, 7, 9, 13, dan 15 Januari 2023

3.4. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dengan cara crawling data Twitter menggunakan API Twitter. Pengambilan data tanggal 3, 7, 9, 13, dan

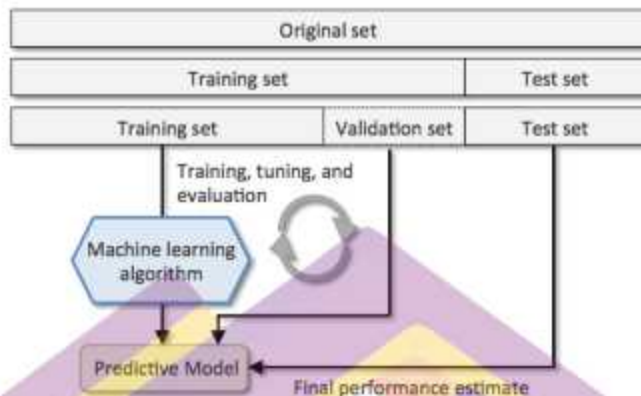
15 Januari 2023 menggunakan kata kunci “pilpres”, “pilpres 2024”, “pemilu”, dan “kpu”. Data twitter yang diperoleh sebanyak 11.386 tweet yang kemudian dilakukan tahap penghapusan tweet dari akun bot, akun lembaga, portal berita secara manual untuk mendapatkan dataset yang murni dari tweet opini masyarakat. Setelah dilakukan proses pembersihan data, tweet yang diperoleh sebanyak 4.576 baris data yang kemudian di ekspor ke dalam bentuk file csv.

Data tweeter yang sudah difilter kemudian masuk kedalam tahapan text preprocessing yang dimulai dari case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Data mentah hasil crawling dari tweeter pada gambar 3.1. terdapat atribut yang tidak diperlukan seperti kolom “id”, “conversation_id”, “created_at”, “date”, “timezone”, “tweet”, “language”, “hashtags”, “cashtags”, “user_id”, dan lainnya. Selain itu dapat diperhatikan juga bahasa pada tweet masih bercampur dengan bahasa asing. Maka pada filtering tweet dilakukan penghapusan tweet selain yang berbahasa Indonesia. Dari 12 kolom yang diperoleh ketika proses crawling twitter, kolom yang diambil hanyalah 1 kolom yaitu kolom tweet, sedangkan kolom username dan id_username dapat digunakan sebagai bantuan untuk menghapus tweet Lembaga ataupun tweet yang berasal dari akun robot selama proses *filtering data*.

id	conversat	created_date	timezone	tweet	language	hashtags	cashtags	user_id
1.62105E	1.62105E	1675324	2023-02-1	+0000	Pembangunan IKN Di j	['idolaem']	[]	1.61485E
1.62105E	1.621E+1	1675324	2023-02-1	+0000	@Widyarene Cecung in	[]	[]	7.76114E
1.62105E	1.62038E	1675324	2023-02-1	+0000	@lajat28_yups, asal gr in	[]	[]	1.25507E
1.62105E	1.62105E	1675324	2023-02-1	+0000	En q momento los tra es	[]	[]	7.47154E
1.62105E	1.62105E	1675324	2023-02-1	+0000	#SanidadPública Las pes	['sanidad']	[]	1815846
1.62105E	1.62105E	1675323	2023-02-1	+0000	*Porque el controlzque es	[]	[]	3934860
1.62105E	1.62105E	1675323	2023-02-1	+0000	Safari Politik NasDem in	[]	[]	6893055
1.62105E	1.59453E	1675323	2023-02-1	+0000	@dinols5 @Quvvatt p in	[]	[]	1.37998E
1.62105E	1.62105E	1675323	2023-02-1	+0000	Di lain sisi, warganet i in	['idolaem']	[]	1.61637E
1.62105E	1.62105E	1675323	2023-02-1	+0000	@ekwboy2_bangke i in	[]	[]	1.04489E
1.62105E	1.62099E	1675323	2023-02-1	+0000	@affankukuh @idextr in	[]	[]	1.56486E
1.62031E	1.62024E	1675147	2023-01-1	+0000	@ch_chotimah2 Waja in	[]	[]	9.80325E
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	Esta pasando, que no es	[]	[]	3648339
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	Netlogdeacebedo Ra es	['netlogde']	[]	1048541
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	Empat Kekuatan Khof in	[]	[]	1.45317E
1.62031E	1.62029E	1675147	2023-01-1	+0000	@alisyanef Jokowi ke in	[]	[]	7.93428E
1.62031E	1.61879E	1675147	2023-01-1	+0000	@IndiMaryono @Ban in	[]	[]	2652469
1.62031E	1.62008E	1675147	2023-01-1	+0000	@MrPotterHTX @moles	[]	[]	1.44541E
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	Wakil Ketua Majelis Si in	['pks']	[]	9605534
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	**** Forum Silaturahmi in	['mpeldoi']	[]	1798698
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	Yang merencanakan: L f in	[]	[]	1.56908E
1.62031E	1.62031E	1675147	2023-01-1	+0000	Kapala Staf Kepreside in	['mpeldoi']	[]	1.23594E
1.62031E	1.62024E	1675147	2023-01-1	+0000	@Mdy_Asmara1701 1 in	[]	[]	1.59493E
1.62031E	1.62006E	1675147	2023-01-1	+0000	@OposisiCerdas Perja in	[]	[]	1690810
1.62031E	1.6203E+	1675147	2023-01-1	+0000	@renoluca Coblos kar in	[]	[]	1.5467E+
1.62031E	1.62016E	1675146	2023-01-1	+0000	@akhnopoli @raiwndi pt	[]	[]	1.38193E
1.62031E	1.62019E	1675146	2023-01-1	+0000	@IrsSamsudin @alsiy in	[]	[]	1.60406E
1.62031E	1.62031E	1675146	2023-01-1	+0000	ANES RESMI DAPAT T in	[]	[]	4055137E

Gambar 3.1 Sampel Data Hasil Crawling

Menurut (Body Purnama, 2019) jika training set dan validation set dikelompokkan dalam fase training, sedangkan test set dikelompokkan pada fase testing, maka perbandingan porsi pada berbagai kasus umum terbagi menjadi fase training dan fase testing berkisar antara 75%:25% atau 80%:20%. Penting untuk mencatat bahwa selain fase pelatihan dan fase pengujian, seringkali juga ada fase validasi yang digunakan untuk mengoptimalkan parameter model atau melakukan seleksi model terbaik. Gambar 3.2. dibawah merupakan kaitan antara algoritma dan pembagian dataset. Sehingga pada penelitian ini akan menggunakan perbandingan 80%:20%.



Gambar 3.2 Acuan Pembagian Data

Data bersih yang sudah melalui teks preprocessing terdapat pada Gambar 3.3. Proses pembagian data training dan data testing ini dilakukan untuk memastikan bahwa model machine learning yang dibangun dapat bekerja dengan baik dan menghasilkan hasil yang akurat. Data training yang terdiri dari 7216 data akan digunakan untuk melatih model machine learning agar dapat mengenali pola dan karakteristik dari data yang diberikan. Setelah dilatih, model dapat digunakan untuk klasifikasi sentimen positif dan negatif. Sementara itu, data testing yang terdiri dari 1804 data akan digunakan untuk menguji seberapa baik model yang telah dilatih dapat bekerja pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Tweet	Case Folding	Tokenizing	Stopword Removal	Stemming
<p>pemilu penyelenggara itu yg dpti oleh dpr kecurangan? pemilu selalu tjd era ota kecurangan dikn pemerintah lthp rakyat sdh dibentukan yg menang tp ki saat ni dikn oleh rakyat lthp rakyat</p>	<p>pemilu penyelenggara itu yg dpti oleh dpr kecurangan? pemilu selalu tjd era ota kecurangan dikn pemerintah lthp rakyat sdh dibentukan yg menang tp ki saat ni dikn oleh rakyat lthp rakyat</p>	<p>{pemilu, penyelenggara, itu, yg, dpti, oleh, dpr, kecurangan?, pemilu, selalu, tjd, era, ota, kecurangan, dikn, pemerintah, lthp, rakyat, sdh, dibentukan, yg, menang, tp, ki, saat, ni, dikn, oleh, rakyat, lthp, rakyat}</p>	<p>pemilu penyelenggara itu yg dpti oleh dpr kecurangan? pemilu tjd era ota kecurangan dikn pemerintah lthp rakyat sdh dibentukan yg menang tp ki dikn rakyat lthp rakyat</p>	<p>mlu selenggara itu yg dpti oleh dpr kecurangan? mlk selalu tjd era ota kecurangan dikn pemerintah lthp rakyat sdh lthp yg menang tp ki saat ni dikn oleh rakyat lthp rakyat</p>
<p>survei ini pun menungkap sejumlah aspek publik terkait rekutimen calon menjang pemilu 2024 mulai dari usia</p>	<p>survei ini pun menungkap sejumlah aspek publik terkait rekutimen calon menjang pemilu 2024 mulai dari usia</p>	<p>{survei, ini, pun, menungkap, sejumlah, aspek, publik, terkait, rekutimen, calon, menjang, pemilu, 2024, mulai, dari, usia}</p>	<p>survei menungkap sejumlah publik terkait rekutimen calon menjang pemilu 2024 mulai dari usia</p>	<p>survei ini pun banyak jumlah aspek publik terkait rekutimen calon menjang mulai dari usia</p>
<p>allahummaillah semoga nanti semua yg maju pemilu mau banyak2 bagO sembako u rakyat makin aman</p>	<p>allahummaillah semoga nanti semua yg maju pemilu mau banyak2 bagO sembako u rakyat makin aman</p>	<p>{allahummaillah, semoga, nanti, semua, yg, maju, pemilu, mau, banyak2, bagO, sembako, u, rakyat, makin, aman}</p>	<p>allahummaillah semoga nanti pemilu mau banyak2 bagO sembako u rakyat makin aman</p>	<p>allahummaillah moga nanti semua yg maju mlk mau banyak2 bagO sembako u rakyat makin aman</p>
<p>cau, panjang nemn hasil pemilu paling brutal sepanjang sejarah yang memvatikan ribuan pelapas pemilu dan kemungkinanya digugat ke pengadilan / jangan harap mendk mau ada selain ngurus rakyat mereka lalu seperti apa bentuk rakyat yang mendk masalah</p>	<p>cau, panjang nemn hasil pemilu paling brutal sepanjang sejarah yang memvatikan ribuan pelapas pemilu dan kemungkinanya digugat ke pengadilan / jangan harap mendk mau ada selain ngurus rakyat mereka lalu seperti apa bentuk rakyat yang mendk masalah</p>	<p>{cau, panjang, nemn, hasil, pemilu, paling, brutal, sepanjang, sejarah, yang, memvatikan, ribuan, pelapas, pemilu, dan, kemungkinanya, digugat, ke, pengadilan, /, jangan, harap, mendk, mau, ada, selain, ngurus, rakyat, mereka, lalu, seperti, apa, bentuk, rakyat, yang, mendk, masalah}</p>	<p>panjang nemn hasil pemilu paling brutal sepanjang sejarah yang memvatikan ribuan pelapas pemilu kemungkinanya digugat pengadilan harus ada selain ngurus rakyat mereka</p>	<p>cau panjang nemn hasil mlk paling brutal panjang sejarah yang wafat raba ngura mlk dan menang gugat ke mlk jangan harap mendk mau ada selain ngurus rakyat mereka lalu seperti apa bentuk rakyat yang plik mereka</p>

Gambar 3.3 Sampel Data Bersih Setelah Teks Preprocessing

Setelah dilakukan tahapan teks preprocessing, data yang sudah bersih kemudian dilakukan pelabelan kolaborasi bersama psikolog untuk mendapatkan hasil justifikasi terbaik. Pelabelan yang dilakukan oleh pakar yaitu klasifikasi sentimen positif, dan negatif, serta klasifikasi untuk menentukan kalimat yang termasuk kedalam sarkasme. Hasil pelabelan yang dilakukan bersama pakar dapat diperhatikan pada Gambar 3.4. berikut. Dalam mengidentifikasi apakah suatu kalimat dalam sebuah tweet mengandung sarkasme, perlu dilakukan analisis konteks secara keseluruhan dari tweet tersebut. Hal ini dikemukakan oleh (Farzindar dan Inkpen, 2015) dalam penelitian tentang analisis sarkasme dalam bahasa alami. Analisis konteks ini meliputi mempertimbangkan kata-kata yang digunakan, struktur kalimat, dan nuansa yang terkandung dalam tweet tersebut.

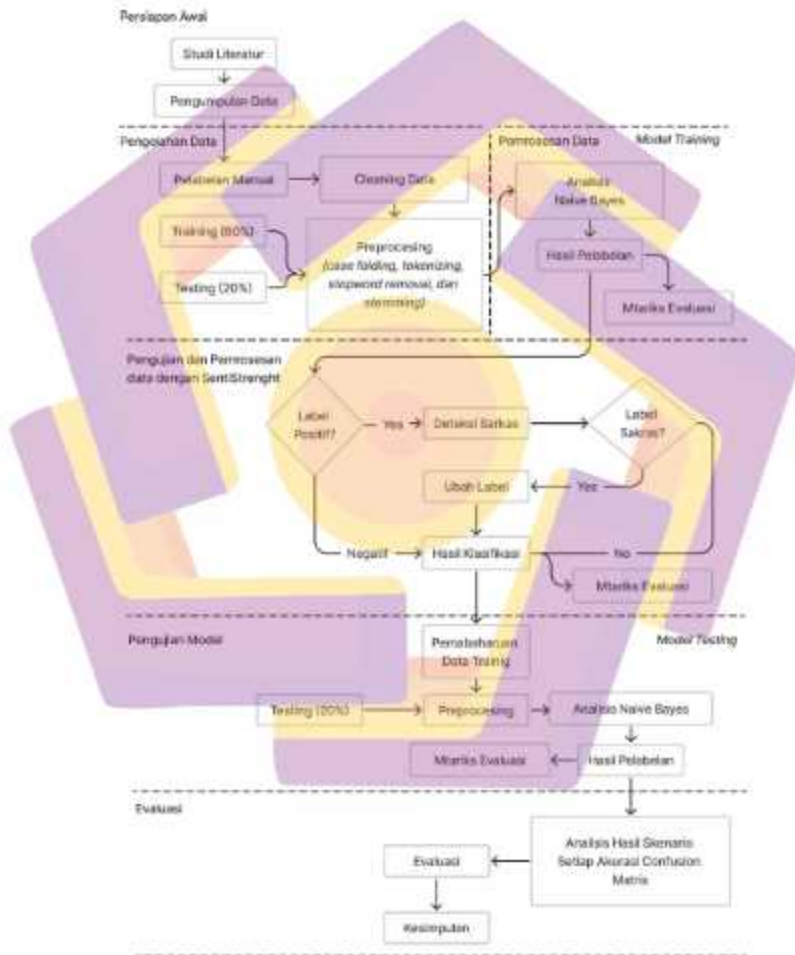
Selanjutnya, analisis kata-kata juga bisa dilakukan untuk mencari tanda-tanda sarkasme dalam tweet. Dalam sebuah studi yang dilakukan oleh (Davison dan Liakata, 2016) tentang deteksi sarkasme dalam tweet, mereka menunjukkan bahwa ada beberapa ciri linguistik yang umum terdapat pada kalimat sarkastik, seperti penggunaan kata-kata yang bertentangan dengan artinya atau frasa yang berlebihan dan berlebihan. Dalam penelitian (Van Hee dkk., 2018) tentang pengenalan sarkasme dalam tweet, tanda-tanda emosi seperti penggunaan emoji atau bahasa tubuh dalam tweet dapat memberikan petunjuk tentang nuansa sarkasme yang terkandung di dalamnya. Untuk analisis konteks sosial juga penting dalam mengidentifikasi sarkasme dalam tweet. Dalam penelitian yang sama oleh (Van Hee dkk., 2018), menunjukkan bahwa situasi sosial atau politik yang kontroversial atau tegang dapat mempengaruhi kecenderungan seseorang untuk menggunakan sarkasme dalam tweet.

Tweet	Label Sentiment	Label Sarkasme Bukan Sarkasme	Label Jenis Sarkasme
lrf perbedaan antara kasus kemungjung kasus baru? kemungjung ngabal	Negatif	Bukan Sarkasme	-
id psi partai pilihan pemilu	Positif	Bukan Sarkasme	-
pdp partai pemenang pemilu	Positif	Bukan Sarkasme	-
hahahahahaha masyarakat terlalu pintar	Positif	Sarkasme	Manic sarcasm
keren abis rtf partai	Positif	Bukan Sarkasme	-
emang kis nasdem nark dukungan yonans maju capres droon 20 thresoids pemilu pematitah sah membangun	Negatif	Bukan Sarkasme	Manic sarcasm
orang tua sayang dgn anaknya	Negatif	Sarkasme	Self-deprecating sarcasm
pemilu langsung	Positif	Bukan Sarkasme	-
pantarin pemilu ngapain si karjanya	Negatif	Bukan Sarkasme	Obnoxious sarcasm
udah tunjain ajah el demokrist lbh bener n menang rtf li pemilu n pikada ign om ngecomang doang	Negatif	Sarkasme	Self-deprecating sarcasm
menang olm pemilu aja udah jd plectiden? an wikksli ngarap banget	Negatif	Sarkasme	Obnoxious sarcasm
mantap bgt ten hary taroesodibo angka pemilu aja	Positif	Sarkasme	Self-deprecating sarcasm
ga pemilu aja	Negatif	Bukan Sarkasme	-
rtap pas bngt pemilu bisa tambah duit pagi	Positif	Sarkasme	Polite sarcasm
gagal rumah rakyat regosiasi dibahas paksa pondasi pagu dana executive gagal paham aplikasi ktp el terintegrasi lintas sektoral kementerian terkali no good will kebin pemilu one man one vote aplikasi ktp el terintegrasi	Negatif	Bukan Sarkasme	-
sungguh boleh diriku 2019 imrin	Negatif	Bukan Sarkasme	-

Gambar 3.4 Sampel Pelabelan Pakar untuk Sentimen Positif, Negatif, dan Sarkasme

3.5. Alur Penelitian

Alur penelitian dimulai dari pengumpulan data, pemrosesan data, pemodelan, deteksi sarkasme dan evaluasi. Alur dari penelitian ini dapat diperhatikan pada gambar 3.5. dibawah ini:



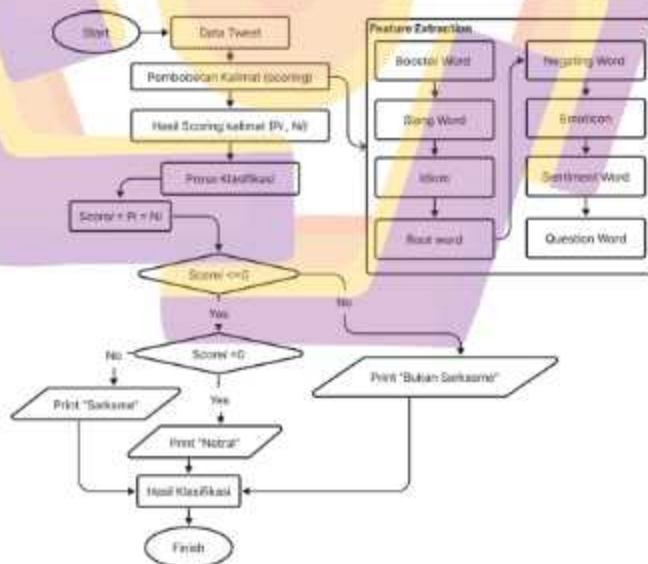
Gambar 3.5 Alur Penelitian

Terdapat 5 tahapan pada alur penelitian yaitu sebagai berikut:

1. Tahapan pertama pada penelitian ini adalah melakukan studi literatur untuk menemukan peluang penelitian yang ada dari penelitian sebelumnya.
2. Tahapan kedua adalah pengolahan data yang dimulai dari pengumpulan data menggunakan API Twitter. Kemudian membagi data menjadi data training dan data uji. Sebelum masuk tahap berikutnya, data yang sudah dikumpulkan akan di filter secara manual untuk mendapatkan data bersih dan tidak mengandung komentar dari lembaga pemerintahan, akun berita, dan robot. Pelabelan pada tahap pengolahan data adalah pelabelan oleh pakar untuk menjadi dasar justifikasi. Setelah itu data yang sudah bersih akan masuk ke tahapan teks *preprocessing* diantaranya *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*.
3. Tahapan ketiga pada pemrosesan data adalah melakukan training data menggunakan algoritma Naïve Bayes. Hasil dari algoritma ini berupa bentuk label sentimen positif dan negatif. Pada tahap ini hasil pelabelan Naïve bayes yang berlabel positif akan masuk ke tahap berikutnya. Hasil sementara pada tahapan ini akan disimpan nilai akurasinya untuk dibandingkan di akhir proses.
4. Tahapan keempat adalah proses deteksi kalimat sarkasme dengan SentiStrength. Hasil klasifikasi sentimen positif pada tahap ketiga akan diuji menggunakan apakah sentimen terlabel positif mengandung kalimat sarkasme. SentiStrength akan menghitung skoring dari sentimen pertama. Jika kalimat yang dideteksi masuk kedalam kategori sarkasme, maka label yang awalnya positif akan diubah menjadi label negatif.

5. Tahapan kelima adalah pengujian model, data yang terdeteksi sarkasme akan digunakan sebagai dataset baru. Pada tahap ini dataset baru yang terbentuk akan dijalankan kembali menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk mengukur besaran perubahan akurasi analisis sentimen dengan matriks evaluasi antara sebelum dan sesudah proses deteksi kalimat sarkasme.

Berdasarkan alur penelitian pada gambar 3.5. terdapat tahapan untuk proses deteksi sarkasme pada analisis sentimen. Sentimen berlabel positif akan dideteksi apakah masuk kedalam kalimat sarkasme melalui proses pembobotan sesuai pada Gambar 3.6. yang merupakan detail proses deteksi sarkasme dengan SentiStrength menggunakan penerapan beberapa fitur yang diantaranya yaitu fitur *booster word*, *slang word*, *idiom*, *root word*, *negating word*, *emoticon*, *sentiment word*, dan *question word*.



Gambar 3.6 Alur Proses Deteksi Sarkasme

Proses deteksi sarkasme pada gambar 3.6. dilakukan dengan 2 proses yaitu :

1. Proses pertama adalah scoring. Tweet terlabel positif pada proses Naïve Bayes akan dimasukkan kedalam program SentiStrength. Proses ini memiliki luaran berupa bobot score dari setiap tweet.
2. Proses kedua adalah klasifikasi. Tweet yang sudah mendapatkan score akan diklasifikasikan dengan aturan pada Gambar 3.6. SentiStrength bekerja dengan menghitung bobot setiap kata, dimana Positive Strength adalah (P), dan Negative Strength adalah (N), $i = \text{iteration}$. Setelah kalimat selesai pembobotan, maka langkah berikutnya akan lanjut pada proses perubahan nilai label dan diuji sesuai alur SentiStrength dalam klasifikasi sarkasme.

Guna mengetahui performa SentiStrength dalam melakukan deteksi kalimat sarkasme, maka dibentuk beberapa skenario pengujian dengan beberapa proses yang terdapat pada Tabel 3.1. berikut ini

Tabel 3.1. Skenario Pengujian Deteksi Kalimat Sarkasme

No	Skenario	Fitur	
1	Setiap Fitur	Negating	
2		Emoticon	
3		Question	
4		Idiom	
5		Root word	
6		Booster Word	
7		Sentimen Word Lama	
8		Sentimen Word Baru	
9		Kombinasi dengan fitur terbaik (<i>sentiment word</i>)	Negating Word + Sentimen Word Lama
10			Negating Word + Sentimen Word Baru

Tabel 3.1. (Lanjutan)

No	Skenario	Fitur
11	Kombinasi dengan fitur terbaik (<i>sentiment word</i>)	Emoticon + Sentimen Word Lama
12		Emoticon + Sentimen Word Baru
13		Question Word + Sentimen Word Lama
14		Question Word + Sentimen Word Baru
15		Idiom + Sentimen Word Lama
16		Idiom + Sentimen Word Baru
17		Root Word + Sentimen Word Lama

Penelitian mengenai pola bahasa masyarakat dalam beropini oleh (Lestari dan Prasetyo, 2020), menunjukkan bahwa terdapat perubahan gaya bahasa masyarakat Indonesia dalam beropini di media sosial, terutama pada penggunaan kata-kata slang, bahasa gaul, dan istilah-istilah populer yang sering digunakan dalam konteks tertentu. Penelitian oleh (Putri dan Sari, 2019) juga menyatakan adanya perubahan gaya bahasa dalam teks berbahasa Indonesia di Twitter, terutama pada penggunaan kata-kata singkatan, akronim, dan kata-kata gaul. Sehingga, lexicon yang akan digunakan pada percobaan yang merupakan *lexicon default* SentiStrength ID dan *lexicon sentimentword* baru yang dikembangkan oleh (Fahmi, M. dkk., 2022) dalam penelitian *sentimen analysis* berbasis lexicon tentang penggunaan vaksin booster pada covid-19 menggunakan data twitter sebagai perbandingan pada uji coba.

Sedangkan untuk mengetahui performa analisis sentiment dengan penambahan implementasi deteksi kalimat sarkasme pada penelitian yang dilakukan, beberapa skenario pengujian dengan 16 percobaan dengan beberapa

parameter pengujian. Pada proses deteksi kalimat sarkasme menggunakan SentiStrength, parameter pembanding yang digunakan adalah kombinasi penggunaan seluruh fitur dengan kamus sentimentword lama dan baru, dan juga hanya penggunaan lexicon sentimentword lama dan baru saja. Untuk detail dari skenario pengujian analisis sentiment terdapat pada Tabel 3.2.

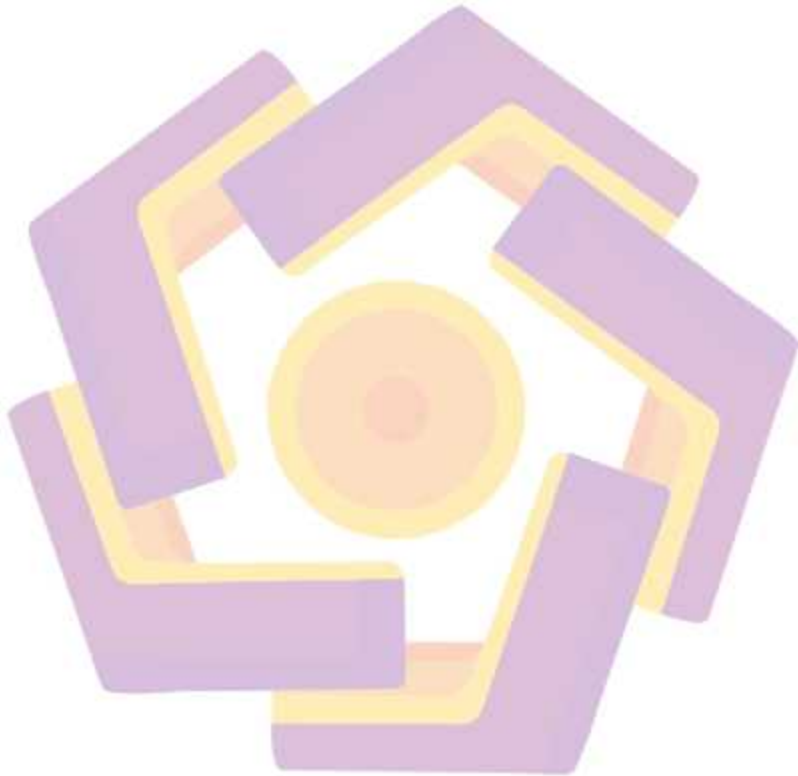
Tabel 3.2. Skenario Pengujian Performa Analisis Sentimen

Skenario	Stemming	Naive Bayes (training)	Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme dengan SentiStrength		Naive Bayes (testing)	Matriks Evaluasi
			Seluruh Fitur + Sentimen Word Lama	Seluruh Fitur + Sentimen Word Baru		
A	-	√	√	-	√	√
B	-	√	-	√	√	√
C	-	-	√	-	√	√
D	-	-	-	√	√	√
E	√	√	√	-	√	√
F	√	√	-	√	√	√
G	√	-	√	-	√	√
H	√	-	-	√	√	√

Berdasarkan skenario pengujian pada Tabel 3.2, terdapat 8 percobaan yang akan diujikan dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme menggunakan keseluruhan atribut lexicon dengan sentimentword lama dan baru. Kemudian 8 percobaan dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme yang hanya menggunakan atribut lexicon sentimentword lama dan baru saja.

Dalam skenario percobaan pada Tabel 3.2, juga menggunakan parameter penggunaan Stemming atau tidak pada proses analisis sentiment untuk mengetahui perbedaan pada proses deteksi kalimat sarkasme. Selain itu kombinasi skenario juga

dilengkapi dengan perbedaan tahapan pada urutan analisis sentiment untuk mengetahui apakah proses deteksi kalimat sarkasme lebih baik dilakukan diawal proses, ataukah dilakukan setelah proses analisis sentiment dengan Naïve Bayes.



BAB IV

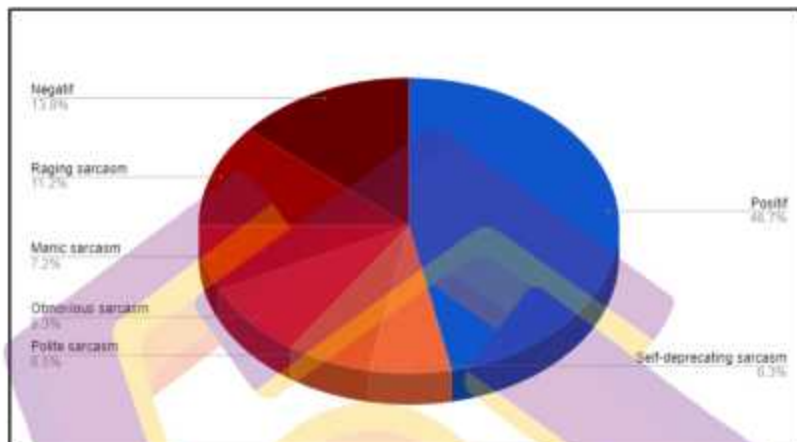
HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Sentimen

Berdasarkan hasil data Twitter yang diperoleh pada analisis sentimen terhadap tweet yang menggunakan kunci “pilpres”, “pilpres 2024”, “pemilu”, dan “kpu” yang diambil di bulan Januari 2023 menunjukkan adanya 22 sentimen positif dan negatif terkait dengan politik dan kepemimpinan di Indonesia. Sudut pandang yang digunakan dalam pelabelan adalah bagaimana kepercayaan masyarakat terhadap pemerintah atau lembaga negara. Sudut pandang positif mencakup kepercayaan masyarakat terhadap kinerja pemerintah atau lembaga negara dalam menjalankan tugas dan tanggung jawabnya. Sedangkan sudut pandang negatif, mencakup ketidakpercayaan dan kritik terhadap kinerja pemerintah atau lembaga negara.

Data twitter yang diperoleh sejumlah 11.386 sebagai data mentah, yang kemudian setelah dilakukan cleaning dan filtering data diperoleh 4.623 data. Proses pelabelan dilakukan secara kolaborasi bersama psikolog untuk mendapatkan hasil pelabelan pakar yang lebih maksimal. Hasil pelabelan manual sentimen terhadap topik yang diambil menunjukkan bahwa masyarakat Indonesia masih memiliki bobot yang hampir seimbang antara sentimen positif dan negatif berkaitan dengan isu pemilu pilpres 2024 mendatang. Dimana dapat diperhatikan pada Gambar 4.1. terdapat sentimen positif sejumlah 2.161, sentimen negatif sebesar 2462 dengan sebaran kelas negatif 636 data, kelas Self-deprecating sarcasm 290 data, kelas Polite

sarcasm 301 data, kelas Obnoxious sarcasm 384 data, kelas Manic sarcasm 332 data, kelas Raging sarcasm 519 data.



Gambar 4.1 Jumlah Dataset

4.2. Mekanisme Training

Tahapan penelitian ini dilakukan setelah menyiapkan data yang akan digunakan. Proses pertama adalah klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk mendapatkan sentimen positif dan negatif dari tweet berbahasa Indonesia yang berisi kata-kata kunci terkait dengan topik tertentu. Dalam proses ini, data latih digunakan untuk melatih model Naïve Bayes sehingga dapat mengenali pola-pola yang terkait dengan sentimen positif dan negatif pada tweet.

Terdapat beberapa library yang digunakan secara terintegrasi untuk melatih model pada tweet berbahasa Indonesia. Library-library yang digunakan antara lain Pandas, Scikit-learn, Natural Language Toolkit (NLTK). Pandas dan NLTK digunakan untuk mempersiapkan data latih dan uji, Scikit-learn digunakan untuk mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes pada proses klasifikasi sentimen.

Pandas dan Scikit-learn merupakan library untuk manipulasi data dan pembelajaran mesin, sementara NLTK adalah library khusus untuk pemrosesan bahasa alami.

Size batch yang digunakan adalah 32, dimana Size batch ini menentukan jumlah data yang diproses dalam setiap iterasi dalam proses training model. Semakin besar size batch, semakin cepat proses training model. Namun, penggunaan size batch yang terlalu besar dapat memakan banyak memori dan mengakibatkan proses training model menjadi lambat atau bahkan gagal. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, size batch yang digunakan adalah 32, karena dianggap ukuran yang cukup efisien.

Nilai alpha yang digunakan dalam proses smoothing Naive Bayes adalah 1. Nilai alpha ini digunakan untuk menyeimbangkan jumlah kata-kata yang muncul dalam kelas positif dan negatif, sehingga model dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Semakin besar nilai alpha, semakin besar pula pengaruh smoothing terhadap model, namun dapat mempengaruhi kinerja model jika nilai alpha terlalu besar. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, nilai alpha yang digunakan adalah 1.

TF-IDF digunakan sebagai metode ekstraksi fitur, TF-IDF adalah kependekan dari term frequency-inverse document frequency, yang merupakan metode untuk mengukur seberapa penting suatu kata dalam dokumen. Dalam proses ini, setiap kata dihitung frekuensinya dalam dokumen dan kemudian dikalikan dengan nilai idf untuk menghasilkan bobot untuk setiap kata. Penggunaan metode ini dapat meningkatkan kinerja model karena hanya mempertimbangkan kata-kata yang penting dalam analisis sentimen. Hal tersebut sejalan dengan penelitian tentang penggunaan TF-IDF dalam klasifikasi teks adalah oleh Kim et al. (2020)

menunjukkan bahwa penggunaan TF-IDF dapat meningkatkan akurasi klasifikasi teks hingga 97% pada dataset klasifikasi sentimen

4.3. Model Naïve Bayes

Model Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi yang didasarkan pada teorema Bayes. Dalam teorema Bayes, probabilitas suatu kelas atau label diberikan suatu data atau fitur dapat dihitung menggunakan probabilitas kondisional dari setiap fitur tersebut (McKinney, dkk., 2011). Pada penelitian yang dilakukan, terdapat implementasi model Naïve Bayes menggunakan library scikit-learn. Pertama-tama, dilakukan import library yang dibutuhkan seperti pandas untuk membaca dataset dan scikit-learn untuk melakukan pembagian data, pelatihan model, dan pengujian model. Setelah itu, dilakukan pembacaan dataset menggunakan fungsi `read_csv` dari pandas. Kemudian, dilakukan preprocessing pada data seperti menghapus baris dengan nilai kosong dan membagi data menjadi data latih dan data uji menggunakan fungsi `train_test_split` dari scikit-learn.

Pembentukan model klasifikasi sentimen dengan algoritma multinomial Naive Bayes melalui tahap vektorisasi data dan pelatihan model. `CountVectorizer` dari scikit-learn digunakan pada tahap vektorisasi data, yang berfungsi untuk mengubah setiap tweet pada data latih dan data uji menjadi vektor yang merepresentasikan kemunculan kata-kata pada tweet tersebut. `CountVectorizer` merupakan salah satu teknik vektorisasi data yang paling umum digunakan untuk data teks. Proses vektorisasi ini dilakukan untuk mengubah data teks menjadi data numerik yang dapat digunakan pada model klasifikasi sentimen.

Selanjutnya, model klasifikasi sentimen dengan algoritma multinomial Naive Bayes dibentuk dengan menggunakan MultinomialNB dari scikit-learn pada tahap pelatihan model. Model ini bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kata pada setiap kategori sentimen dan kemudian menggabungkannya untuk memperoleh probabilitas keseluruhan pada setiap kategori. Dalam hal ini, probabilitas keseluruhan pada setiap kategori digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji. Model kemudian dilatih dengan data latih menggunakan fungsi fit dari *scikit-learn* untuk memperoleh model yang dapat memprediksi sentimen pada data uji secara akurat.

4.3.1 Training dan Testing Naïve Bayes

Pada proses implementasi model klasifikasi Naive Bayes yaitu menggunakan library Scikit-learn. Pada tahap pertama, dilakukan preprocessing data yaitu membersihkan teks dari simbol-simbol yang tidak diperlukan dan mengubah semua teks menjadi huruf kecil. Setelah itu, data dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan fungsi `train_test_split()` dari library Scikit-learn.

Tahap selanjutnya adalah melakukan vectorizing teks dengan mengubah teks menjadi vektor numerik. Hal ini dilakukan dengan menghitung frekuensi kemunculan setiap kata pada seluruh dokumen pada data latih dan kemudian mengonversi teks menjadi vektor berisi nilai frekuensi kata. Dalam implementasi ini, digunakan dua jenis vectorizer, yaitu `CountVectorizer` dan `TfidfVectorizer`, dimana `CountVectorizer` menghitung frekuensi kemunculan setiap kata pada dokumen dan `TfidfVectorizer` menghitung bobot dari setiap kata pada dokumen.

Setelah teks berhasil diubah menjadi vektor numerik, tahap selanjutnya adalah melatih model Naive Bayes menggunakan data latih. Pada implementasi ini, digunakan fungsi `GridSearchCV()` dari library Scikit-learn untuk melakukan tuning hyperparameter dari model Naive Bayes. Hyperparameter yang dituned adalah `alpha`, `ngram_range`, `use_idf`, dan `norm`. `Alpha` adalah hyperparameter smoothing pada model Naive Bayes, `ngram_range` adalah hyperparameter untuk menentukan ukuran n-gram yang digunakan pada vektorisasi teks, `use_idf` adalah hyperparameter untuk menentukan apakah ingin menggunakan teknik inverse document frequency pada vektorisasi teks, dan `norm` adalah hyperparameter untuk menentukan jenis normalisasi pada vektorisasi teks.

Setelah dilakukan tuning hyperparameter, dilakukan fitting model dengan menggunakan data latih dan nilai hyperparameter yang optimal. Setelah itu, dilakukan prediksi pada data uji menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya. Pada tahap ini, dilakukan evaluasi model menggunakan metrik akurasi, `precision`, `recall`, dan `F1-score`. Akurasi mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan jumlah total data uji, sedangkan presisi mengukur seberapa banyak prediksi yang benar untuk kelas positif yang dibandingkan dengan total prediksi kelas positif, dan `recall` mengukur seberapa banyak prediksi yang benar untuk kelas positif dibandingkan dengan jumlah sebenarnya kelas positif. `F1-score` adalah rata-rata harmonik dari presisi dan `recall`.

Setelah model Naive Bayes dilatih dan diuji, langkah selanjutnya adalah menampilkan hasil klasifikasi pada data baru. Prediksi pada data uji menggunakan model yang sudah dilatih sebelumnya dengan memanggil fungsi `predict()` pada

objek pipeline yang telah dibuat sebelumnya. Tabel 4.1. merupakan sampel perbandingan hasil klasifikasi sentimen menggunakan Naive Bayes dengan hasil pelabelan dengan pakar. Secara keseluruhan hasil klasifikasi, terdapat 3.728 kalimat yang terklasifikasi sebagai sentimen yang sesuai dengan pakar (81.47%) dan 848 kalimat (18.53%) data yang terklasifikasi berbeda dengan pakar.

Tabel 4.1. Sampel Perbandingan Hasil Klasifikasi Naive Bayes dengan Klasifikasi Pakar

No	Text	Pakar	Naive Bayes
1	dari jaman bu banteng jd presiden juga udh jual ini itu skrg dari 2014 kok bisa bisanya banyak yg pilih sampai menang lagi partainya mereka adalah perusak bangsa menjual negara demi uang haha masih percaya sama banteng merah antibanteng	Negatif	Negatif
2	mobil spesialis menjelang pemilu dan pilpres	Negatif	Positif
3	jangan pilih presiden yabng tidak becis kerja dan malah merusak keutuhan negara itu kuncinya	Negatif	Negatif
4	buktinya ada yang bela belain datang ke booth merk ini buat foto hehehehe mungkin biar dapat simpati kali lumayan bisa ikut jadi cawapres sama calon capres tolak reklamasi itu	Positif	Negatif
5	masalahnya demokrasi kita membolehkan siapa saja maju pilkada km dipilih rakyat	Negatif	Positif
6	serius siapapun ntar yang maju pilpres usahain jauh jauh dari ibu ini daripada kena blunder macam ratna sarumpet lagi masih mending ratna sarumpet membohongi tim nya kalau yg ini mah malah kejebak halusinasi dia ntar	Negatif	Negatif
7	jangan menggunakan jabatannya utk membagi2 sembako hanya utk pencitraan dan pilpres ri dan ri harus awasi ini	Negatif	Positif
8	narasinya melepeh nu	Negatif	Positif
9	keluarga saya pendukung ppp tapi kalau pilih presiden semua dukung anis	Positif	Positif
10	bicara keadilan emang pas pemilu doank jadi serius	Negatif	Negatif

Hasil prediksi kemudian disimpan pada variabel `y_pred`. Hasil klasifikasi sentimen positif yang diperoleh akan diolah lagi untuk dideteksi apakah masuk kedalam kelas sarkasme menggunakan SentiStrength.

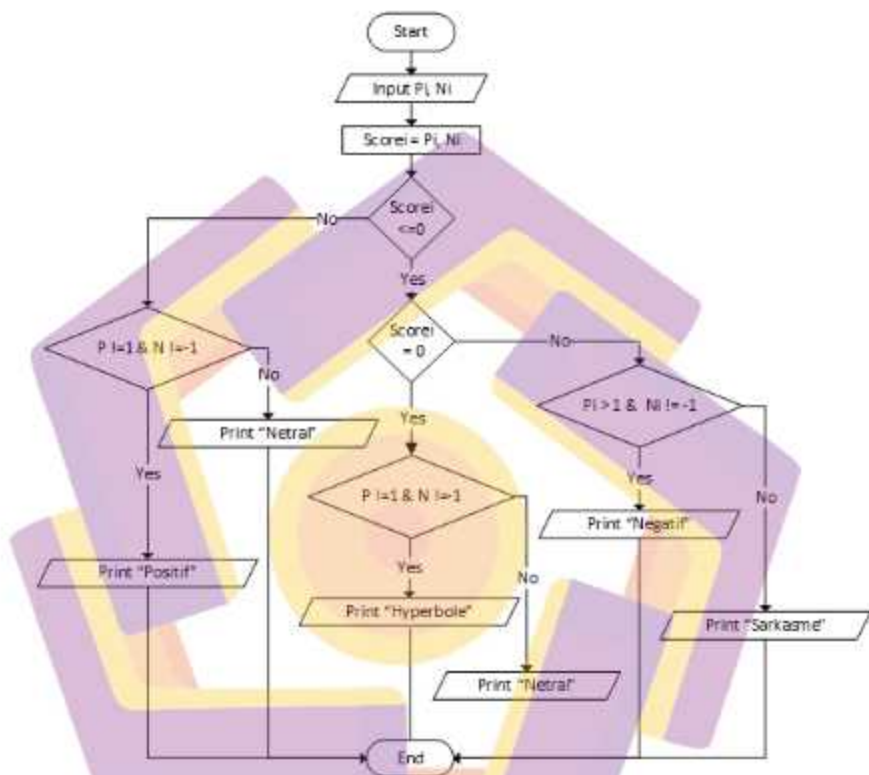
4.4. Model SentiStrength

Model SentiStrength mengklasifikasikan setiap kalimat dalam kategori positif, negatif, atau netral, kemudian menghitung skor sentimen kalimat tersebut. Skor sentimen ini dihitung berdasarkan jumlah kata-kata positif dan negatif dalam kalimat tersebut. Jika jumlah kata-kata positif lebih banyak daripada kata-kata negatif, maka skor sentimen kalimat tersebut akan positif. Sebaliknya, jika jumlah kata-kata negatif lebih banyak daripada kata-kata positif, maka skor sentimen kalimat tersebut akan negatif. Jika jumlah kata-kata positif dan negatif seimbang, maka skor sentimen kalimat tersebut akan netral.

Proses pembuatan model SentiStrength pada penelitian ini dimulai dengan memasukkan teks yang akan dianalisis ke dalam variabel `"sentences"`. Kemudian, kamus sentimen yang terdiri dari kata-kata positif dan negatif dimasukkan ke dalam variabel `"sentiment_dictionary"`. Kamus sentimen ini berisi daftar kata-kata beserta skor sentimen yang menunjukkan seberapa kuat sentimen tersebut. Setelah itu, aturan heuristik yang telah dibuat berdasarkan karakteristik linguistik juga dimasukkan ke dalam variabel `"booster_dictionary"`. Aturan heuristik ini digunakan sebagai panduan dalam menentukan sentimen suatu teks.

Aturan untuk melakukan klasifikasi kalimat sarkasme default menggunakan SentiStrength dapat diperhatikan pada gambar 4.2. Aturan tersebut dikembangkan

berdasarkan percobaan yang dilakukan oleh (Katyayan, P., & Joshi, N., 2020) pada deteksi sarkasme.



Gambar 4.2 Rule Deteksi Sarkasme Default SentiStrength

Alur logika dari rule default deteksi sarkasme dengan SentiStrength pada gambar 4.2. dapat dijelaskan dengan pseudocode sesuai gambar 4.3. berikut ini


```

scorei = Pi + Ni
IF (scorei <= 0):
    IF (scorei = 0):
        IF (Pi != 1 AND Ni != -1):
            print ("Hyperbole")
        ELSE:
            print ("Neutral")
    ELSE:
        IF (Pi = 1 AND Ni < -1):
            print ("Negative")
        ELSE:
            print ("Sarcasm")
ELSE:
    IF (Pi > 1 AND Ni = -1):
        print ("Positive")
    ELSE:
        print ("Hyperbole*")

```

Gambar 4.3 Pseudocode Deteksi Sarkasme Default SentiStrength

Dimana:

P_i = Nilai Positif

N_i = Nilai Negatif

Aturan untuk deteksi kalimat sarkasme yang akan dilakukan pada penelitian yaitu dengan mengembangkan aturan yang mengacu pada gambar 4.2. Penyesuaian rule dilakukan karena proses deteksi dilakukan hingga jenis-jenis dari kalimat sarkasme. Selain itu teks berbahasa Indonesia memiliki pola dan gaya bahasa yang berbeda dengan teks berbahasa Inggris, hal ini sejalan dengan penelitian oleh (Sembiring dan Rachman, 2019) yang menyatakan bahwa kinerja analisis sentimen berbasis aturan pada media sosial bahasa Indonesia perlu dilakukan penyesuaian aturan. Hal ini terjadi karena bahasa Indonesia memiliki kompleksitas struktur kalimat yang lebih tinggi, serta variasi dialek dan ejaan yang lebih banyak daripada bahasa Inggris. Modifikasi rule dalam deteksi kalimat sarkasme dikembangkan

hingga tingkatan jenis kalimat sarkasme. Dengan begitu, pada penelitian ini, rule yang digunakan pada percobaan deteksi kalimat sarkasme merupakan modifikasi dari aturan deteksi kalimat sarkasme default yang dapat diperhatikan pada gambar 4.4.

Dalam pembentukan rule yang digunakan terdapat beberapa hal yang harus diperhatikan. Pertama adalah penentuan level jenis-jenis kalimat sarkas, hal ini dilakukan berdasarkan dari kekuatan tiap jenis kalimat sarkasme. Jenis-jenis kalimat sarkasme ini dibagi menjadi 5 level dengan kekuatan masing-masing dari tiap jenisnya. Penentuan level sarkasme diambil berdasarkan identifikasi ciri-ciri unik dari tiap jenis sarkasme berdasarkan definisinya. Kedua, menentukan batasan pembobotan untuk tiap klasifikasi kelas, hal ini dilakukan untuk menghindari kontras klasifikasi antara kelas sarkasme dengan kelas negatif. Ketiga, membangun rule berdasarkan level sarkasme

Level 1 adalah *Self-deprecating sarcasm*, sarkas ini memiliki kekuatan sarkasme rendah. Kalimat menunjukkan sedikit rasa tidak penting dan inferioritas. Pola ini seringkali digunakan untuk menyindir diri sendiri atau merendahkan diri dalam bentuk sindiran yang lucu atau menghibur. Dalam *self-deprecating sarcasm*, pembicara seolah-olah memuji diri sendiri atau menyatakan kemampuan yang sangat rendah dengan maksud untuk mengundang tawa atau mengekspresikan ketidakpercayaan diri. "Iya lah, skill politik gue selalu bikin orang lain stres kan ya." (Pembicara menyindir diri sendiri karena merasa kemampuan politiknya menyebabkan stres bagi orang lain dalam konteks pemilu.) Pemakaian bahasa yang ringan atau humor dalam pola ini memperkuat ciri khasnya.

Pada Level 2 yaitu *Polite sarcasm* dimana memiliki kekuatan sarkasme rendah hingga sedang. Kalimat terdengar sopan dan otentik, tetapi maksudnya mulai jelas sebagai sarkasme. Pola ini melibatkan penggunaan bahasa sopan dan otentik untuk menyampaikan sarkasme yang sebenarnya. Pada awalnya, kalimat terdengar santun dan bisa saja tampak seperti pujian atau penghargaan, tetapi pada akhirnya, maksud sebenarnya yang sindirian akan menjadi jelas. Misalnya pada kalimat "Makasih loh ya atas 'perhatian' khususmu buat semua detail-detail kecil ini." (Pada awalnya terlihat seperti ucapan terima kasih, tetapi sebenarnya mengkritik kelebihan perhatian yang berlebihan.) Pola ini memanfaatkan tipu muslihat bahasa yang sopan untuk menyembunyikan niat sarkastik.

Level 3 adalah jenis *Obnoxious sarcasm* ada pada kekuatan sarkasme sedang hingga tinggi. Kalimat disampaikan dengan nada suara cengeng yang cukup terlihat. Pola ini berfokus pada ekspresi emosi yang intens, biasanya dengan nada suara cengeng atau mengejek secara berlebihan. Kalimat dalam pola ini seringkali mengandung sindiran tajam dan kejam terhadap subjek yang menjadi target sarkasme. Contoh kalimat "Wow, Anda memang sangat ahli dalam mengacaukan segalanya." Ekspresi emosi yang kuat dapat terlihat dan membuat *obnoxious sarcasm* terdengar seperti bentuk penghinaan yang kasar.

Kemudian Level 4 adalah jenis *Manic sarcasm* yang memiliki kekuatan sarkasme tinggi. Kalimat mengekspresikan kegembiraan dengan cara yang sangat tidak wajar. Pola ini mengungkapkan kegembiraan dan semangat dengan cara yang berlebihan dan tidak wajar. Contohnya pada kalimat "Ya pasti pemilu kali ini bakal jadi acara paling damai dan harmonis sepanjang sejarah, hahaha pasti semuanya

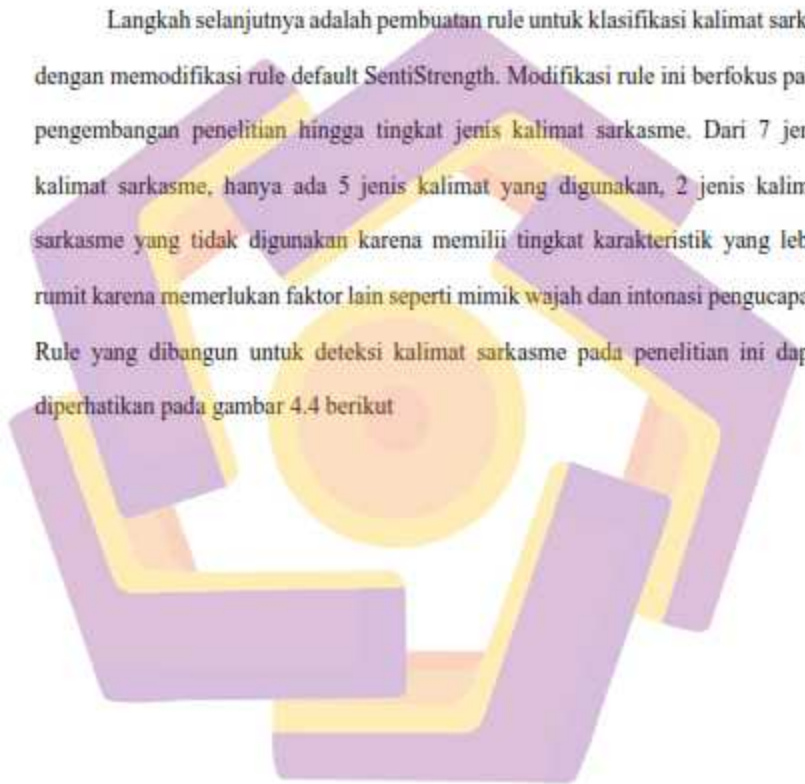
berjalan lancar dan tanpa masalah sama sekali, gempar lah tu" (Kalimat ini mengekspresikan kegembiraan dengan cara yang tidak wajar dan ekstrem, dengan tujuan menghibur orang lain). Kalimat dalam pola ini mungkin berisi pernyataan ekstrem atau tidak masuk akal, dengan tujuan mengundang tawa atau mengekspresikan kebahagiaan secara berlebihan

Level 5 adalah jenis *Raging sarcasm* dengan kekuatan sarkasme tertinggi. Kalimat disampaikan secara hiperbola dan berisi ancaman kekerasan yang sangat kuat. Pola ini menunjukkan ekspresi emosi yang marah dan kemarahan yang kuat. Kalimat dalam pola ini berisi sindiran yang tajam dan menghina, seringkali mengancam dengan ancaman kekerasan atau ekspresi kemarahan yang tidak wajar. "Ya, pasti kalo pilihanmu dah luar biasa, gak ada yang bisa tandingin. Kalo ada yang nentang, bisa dipastikan bakal dikepong habis-habisan, pasti kacau bgt kaya yang dulu" (Pernyataan ini mengekspresikan dengan cara yang berlebihan untuk mengekspresikan kekaguman yang ekstrem dan menyiratkan ancaman yang kuat jika ada yang mencoba menantang pilihan politik tersebut.) Raging sarcasm dapat membawa pesan yang sangat mengejutkan dan berlebihan.

Setelah penentuan level sarkasme, tahapan kedua sebelum pembentukan rule modifikasi adalah menentukan interval scoring dari akumulasi pembobotan kata pada tiap kalimat. SentiStrength bekerja pada pembobotan interval angka 1 hingga angka 5 untuk point positif, dan angka -1 hingga -5 untuk point negatif. Angka 5 dan -5 menunjukkan nilai maksimum untuk setiap kata yang menunjukkan bahwa kekuatan nilai dari tiap kata, sehingga pada pembentukan rule modifikasi deteksi jenis kalimat sarkasme, nilai maksimum yang digunakan untuk akumulasi total

bukanlah 5 ataupun -5 melainkan pada angka 4 dan -4 untuk interval scoring akumulasi tertinggi setelah pembobotan kata. Hal tersebut dilakukan untuk mengatasi kekuatan jenis sarkasme terhadap nilai kelas negatif untuk menghindari *misclassification* antara kelas sarkasme dan kelas negatif.

Langkah selanjutnya adalah pembuatan rule untuk klasifikasi kalimat sarkas dengan memodifikasi rule default SentiStrength. Modifikasi rule ini berfokus pada pengembangan penelitian hingga tingkat jenis kalimat sarkasme. Dari 7 jenis kalimat sarkasme, hanya ada 5 jenis kalimat yang digunakan, 2 jenis kalimat sarkasme yang tidak digunakan karena memiliki tingkat karakteristik yang lebih rumit karena memerlukan faktor lain seperti mimik wajah dan intonasi pengucapan. Rule yang dibangun untuk deteksi kalimat sarkasme pada penelitian ini dapat diperhatikan pada gambar 4.4 berikut



Gambar 4.5. dibawah merupakan pseudocode dari aturan logika proses deteksi kalimat sarkasme gambar 4.4. Modifikasi logika percabangan ini dapat membantu memperbaiki deteksi sentimen pada kalimat, sehingga dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat.

```

(score) = (pos)+(neg)
if score == 0:
    if abs(pos) != 1 and abs(neg) != -1:
        self.countSentimen("?")
        senti_result = "hiperbola"
    else:
        self.countSentimen("?")
        senti_result = "netral"
elif score < 0:
    self.countSentimen("-")
    if abs(pos) == 1 and abs(neg) < -1:
        if score < -4:
            senti_result = "Sarkasme: Raging sarcasm"
        elif -4 <= score < -1:
            senti_result = "Sarkasme: Manic sarcasm"
        else:
            senti_result = "Sarkasme: Obnoxious sarcasm"
    else:
        if score < -4:
            senti_result = "Sarkasme: Raging sarcasm"
        elif -4 <= score < -1:
            senti_result = "Sarkasme: Manic sarcasm"
        else:
            senti_result = "Negatif"
else:
    self.countSentimen("+")
    if abs(pos) > 1 and abs(neg) == -1:
        if score > 4:
            senti_result = "Sarkasme: Polite sarcasm"
        elif 1 <= score <= 4:
            senti_result = "Sarkasme: Self-deprecating sarcasm"
        else:
            senti_result = "Positif"
    else:
        if score > 4:
            senti_result = "Sarkasme: Polite sarcasm"
        elif 1 <= score <= 4:
            senti_result = "Sarkasme: Self-deprecating sarcasm"
        else:
            senti_result = "Sarkasme: Obnoxious sarcasm"

```

Gambar 4.5 Pseudocode Pengembangan Deteksi Sarkasme

Dimana:

Pos = Nilai Positif

Neg = Nilai Negatif

Abs = Nilai Absolute

Dalam rule diatas, parameter pembobotan (pos) dan (neg) digunakan untuk menentukan jenis kalimat sarkasme. Terdapat percabangan berdasarkan nilai skor sentimen (score) yang dihasilkan. Jika (score) sama dengan 0, maka akan dilakukan pengecekan pada nilai absolut (abs) dari (pos) dan (neg) untuk menentukan jenis kalimat "Hiperbola" atau "Netral". Jika (score) kurang dari 0, akan dilakukan pengecekan pada nilai absolut (abs) dari (pos) dan (neg) untuk menentukan jenis kalimat "Raging sarcasm", "Manic sarcasm", atau "Negatif". Jika (score) lebih dari 0, juga akan dilakukan pengecekan pada nilai absolut (abs) dari (pos) dan (neg) untuk menentukan jenis kalimat "Polite sarcasm", "Self-deprecating sarcasm", atau "Positif".

Pada percabangan diatas terdapat beberapa aturan yang digunakan untuk menentukan nilai dari senti_result berdasarkan nilai score, pos, dan neg. Percabangan pertama jika score sama dengan 0, program akan memeriksa apakah nilai absolut dari pos bukan 1 dan nilai absolut dari neg bukan -1. Jika kedua kondisi tersebut terpenuhi, maka fungsi countSentimen("?") akan dipanggil dan senti_result akan diatur sebagai "Hiperbola". Jika salah satu kondisi tidak terpenuhi, fungsi countSentimen("?") akan dipanggil dan senti_result akan diatur sebagai "Netral".

Kedua, jika jumlah score kurang dari 0, fungsi countSentimen("-") akan dipanggil. Selanjutnya, program akan memeriksa apakah nilai absolut dari pos adalah 1 dan nilai absolut dari neg kurang dari -1. Jika kondisi tersebut terpenuhi, program akan melakukan perbandingan lebih lanjut pada nilai score. Jika score kurang dari -4, maka senti_result akan diatur sebagai "Sarkasme: Raging sarcasm".

Jika score di antara -4 hingga -1 (termasuk kedua ujungnya), maka *senti_result* akan diatur sebagai "Sarkasme: Manic sarcasm". Jika kedua kondisi tersebut tidak terpenuhi, *senti_result* akan diatur sebagai "Sarkasme: Obnoxious sarcasm". Jika kondisi awal ($\text{abs}(\text{pos}) = 1$ dan $\text{abs}(\text{neg}) < -1$) tidak terpenuhi, program akan melakukan perbandingan yang serupa, tetapi *senti_result* akan diatur sebagai "Negatif".

Ketiga, apabila score lebih dari 0, fungsi *countSentimen("+")* akan dipanggil. Selanjutnya, program akan memeriksa apakah nilai absolut dari pos lebih besar dari 1 dan nilai absolut dari neg adalah -1. Jika kondisi tersebut terpenuhi, program akan melakukan perbandingan pada nilai score. Jika score lebih besar dari 4, maka *senti_result* akan diatur sebagai "Sarkasme: Polite sarcasm". Jika score di antara 1 hingga 4 (termasuk kedua ujungnya), maka *senti_result* akan diatur sebagai "Sarkasme: Self-deprecating sarcasm". Jika kondisi tersebut tidak terpenuhi, *senti_result* akan diatur sebagai "Positif". Jika kondisi awal ($\text{abs}(\text{pos}) > 1$ dan $\text{abs}(\text{neg}) = -1$) tidak terpenuhi, program akan melakukan perbandingan yang serupa, tetapi *senti_result* akan diatur sebagai "Sarkasme: Obnoxious sarcasm".

Dalam menentukan korelasi pembobotan dengan jenis-jenis sarkasme yang diidentifikasi, pembobotan ini dilakukan secara kolaborasi dengan mahasiswa psikologi dimana jenis *Polite sarcasm* (Sarkasme sopan) terdapat pada kondisi pembobotan "if $\text{abs}(\text{pos}) > 1$ and $\text{abs}(\text{neg}) = 1$ dan if score > 4". *Polite sarcasm* merujuk pada sarkasme yang disampaikan secara tidak langsung dan terkadang terdengar sopan atau otentik, namun maksudnya menjadi jelas sebagai sarkasme. Biasanya, jenis sarkasme ini digunakan untuk menyampaikan kritik atau sindiran

secara halus. Pembobotan ini digunakan untuk mengidentifikasi kalimat-kalimat dengan skor sentimen positif yang tinggi (lebih dari 4) dan perbedaan bobot antara skor positif dan negatif yang signifikan.

Self-deprecating sarcasm (Sarkasme diri sendiri) muncul dalam pembobotan $1 \leq \text{score} \leq 4$. *Self-deprecating sarcasm* merujuk pada sarkasme yang digunakan untuk menyindir diri sendiri dengan tujuan mengekspresikan rasa tidak penting dan inferioritas. Dalam konteks *Sentistrength*, skor sentimen antara 1 hingga 4 mengidentifikasi kalimat-kalimat yang menggunakan sarkasme ini. Pembobotan tersebut membantu mengklasifikasikan jenis sarkasme *Self-deprecating* dengan memperhatikan tingkat sentimen yang sedikit positif namun masih berada dalam kisaran sarkastik.

Untuk jenis *Obnoxious sarcasm* (Sarkasme yang menjengkelkan) muncul dalam pembobotan " $\text{if score} < -4$ dan $\text{if } -4 \leq \text{score} < -1$ ". *Obnoxious sarcasm* merujuk pada sarkasme yang disampaikan dengan nada suara cengeng atau menjengkelkan yang diartikan dalam penggunaan emoticon dengan teks "hihihi" dan sejenisnya. Jenis sarkasme ini cenderung menggunakan bahasa sinis dan merendahkan orang lain. Pembobotan ini digunakan untuk mengklasifikasikan kalimat-kalimat dengan skor sentimen negatif yang sangat rendah (kurang dari -4) atau skor sentimen negatif yang berada dalam rentang -4 hingga -1.

Manic sarcasm (Sarkasme yang hiperaktif) terdapat pada kondisi pembobotan " $\text{if } -4 \leq \text{score} < -1$ ". *Manic sarcasm* merujuk pada sarkasme yang mengekspresikan kegembiraan atau kegilaan dengan cara yang tidak wajar. Jenis sarkasme ini cenderung menggunakan bahasa yang kacau atau berlebihan.

Pembobotan ini digunakan untuk mengidentifikasi kalimat-kalimat dengan skor sentimen negatif yang berada dalam rentang -4 hingga -1.

Raging sarcasm (Sarkasme yang marah) muncul dalam pembobotan if $\text{abs}(\text{pos}) = 1$ and $\text{abs}(\text{neg}) < 1$ dan if $\text{score} < -4$. Raging sarcasm merujuk pada sarkasme yang disampaikan secara hiperbola dan berisi ancaman kekerasan. Jenis sarkasme ini cenderung digunakan untuk menyampaikan sindiran atau kecaman yang sangat kuat. Pembobotan ini digunakan untuk mengklasifikasikan kalimat-kalimat dengan perbedaan bobot antara skor positif dan negatif yang tidak signifikan (nilai absolut positif adalah 1) dan skor sentimen negatif yang sangat rendah (kurang dari -4)

Kemudian fungsi `count` sentimen dipanggil untuk menghitung jumlah sentimen positif, negatif, atau netral pada kalimat. Variabel `senti_result` digunakan untuk menyimpan hasil klasifikasi sentimen. Hasil klasifikasi sentimen ditampilkan ke layar menggunakan perintah `print`. Proses perhitungan skor sentimen dilakukan dengan memecah teks menjadi kata-kata dan mencari setiap kata pada kamus sentimen. Gambar 4.6. adalah tampilan hasil *scoring* pada proses deteksi sarkasme menggunakan SentiStrength.

```
selamat [5] untuk kekalihannya di pemilu [2] menjelang [score:-1,5][sarkasme: Self-deprecating sarcasm]
```

Gambar 4.6 Sampel Hasil Print Proses Scoring SentiStrength

Model Sentistrength yang dibentuk juga memiliki beberapa opsi untuk melakukan preprocessing teks. Opsi ini termasuk penghilangan tanda baca, konversi huruf kecil atau besar, dan penghilangan kata-kata stopwords. Setelah

semua skor sentimen dan skor booster dihitung, model Sentistrength menggabungkan kedua skor tersebut untuk menghasilkan skor sentimen akhir dari teks. Skor sentimen akhir ini menunjukkan seberapa positif atau negatif sentimen dari teks dan seberapa kuat sentimen tersebut. Hal tersebut sejalan dengan penelitian serupa dalam deteksi kalimat sarkasme oleh (Afiyati, E, dkk., 2018) yang menggunakan fitur *Semantic-related* dalam penggunaan kamus emosi atau analisis berbasis frasa, di mana kata-kata atau frasa tertentu dianalisis untuk melihat apakah teks cenderung bersifat positif, negatif, atau netral.

Model Sentistrength menggunakan metode "irony-marking" untuk mencari tanda-tanda sarkasme pada kalimat (Thelwall, M. dkk., 2012). Misalnya, model ini mencari kata-kata yang memiliki makna yang berlawanan dengan konteks atau situasi yang sedang terjadi, atau kata-kata yang memiliki konotasi negatif namun digunakan dalam konteks yang positif. Sebagai contoh, jika ada kalimat yang pada pandangan awal terlihat positif namun sebenarnya memiliki maksud yang negatif, model akan memberikan skor sentimen negatif untuk kalimat tersebut. Begitu pula sebaliknya, jika ada kalimat yang menggunakan kata-kata dengan konotasi negatif namun digunakan dalam konteks positif, model akan memberikan skor sentimen positif untuk kalimat tersebut. Dengan metode ini, model Sentistrength mencoba untuk mengenali dan mengklasifikasikan sarkasme dalam teks.

4.4.1 Testing SentiStrength

Mengacu pada Tabel 3.1. tentang skenario pengujian deteksi kalimat sarkasme, hasil percobaan skenario tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.2. berikut.

Tabel 4.2. Hasil Pengujian Skenario Deteksi Kalimat Sarkasme

No	Skenario	Fitur	Hasil Identifikasi Sarkasme	Akurasi	Status Hasil Identifikasi Jenis Sarkasme	Akurasi (rata-rata ketepatan tiap jenis sarkasme)
1	Masing-masing fitur	Negating Word	Netral	0	Gagal	0
2		Emoticon	Netral	0	Gagal	0
3		Question Word	Netral	0	Gagal	0
4		Idiom	Netral	0	Gagal	0
5		Root Word	Netral	0	Gagal	0
6		Booster Word	Netral	0	Gagal	0
7		Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	64,38	Gagal	0
8		Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	69,14	Gagal	0
9	Kombinasi dengan fitur terbaik (sentiment word)	Negating Word + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	63,22	Gagal	0
10		Negating Word + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	63,85	Gagal	0
11		Emoticon + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	51,19	Gagal	0

Tabel 4.2. (Lanjutan)

No	Skenario	Fitur	Hasil Identifikasi Sarkasme	Akurasi	Status Hasil Identifikasi Jenis Sarkasme	Akurasi (rata-rata ketepatan tiap jenis sarkasme)
12	Kombinasi dengan fitur terbaik (sentiment word)	Emoticon + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	56.38	Gagal	0
13		Question Word + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	46.69	Gagal	0
14		Question Word + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	47.72	Gagal	0
15		Idiom + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	40.81	Gagal	0
16		Idiom + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	44.53	Gagal	0
17		Root Word + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	76.95	Gagal	0
18		Root Word + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	77.47	Gagal	0
19		Booster Word + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	61.18	Gagal	0
20	Penggabungan seluruh fitur	Booster Word + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	69.53	Gagal	0
21		Seluruh Fitur + Sentimen Word Lama	Sarkasme - Bukan Sarkasme	78.11	Berhasil Hingga Jenis Sarkasme	78.27
22		Seluruh Fitur + Sentimen Word Baru	Sarkasme - Bukan Sarkasme	81.74	Berhasil Hingga Jenis Sarkasme	80.53

Skenario pada deteksi kalimat sarkasme dengan akurasi tertinggi pada masing-masing penggunaan fitur adalah fitur sentiment word (skenario 7 dan 8) dengan keakuratan tertinggi 64,38% untuk sentimentword lama dan 69,14% untuk sentimentsord baru. Kombinasi deteksi kalimat sarkasme dengan akurasi tertinggi adalah penggabungan Root word dan sentiment word (skenario 17 dan 18) dengan keakuratan tertinggi hingga 76,95% dan 77,47%. Kemudian untuk keberhasilan deteksi hingga pada jenis dari kalimat sarkasme adalah dengan penggunaan seluruh fitur dilengkapi sentiment word lama dan baru (skenario 21 dan 22) dengan keakuratan tertinggi hingga 78,11% dan 81,74,%. untuk ketepatan deteksi kalimat sarkasme, serta 78,27% dan 80,53% untuk ketepatan pada jenis-jenis kalimat sarkasmenya.

Kegagalan yang terjadi saat penerapan masing-masing fitur (skenario 1-6) adalah karena jumlah data yang minim pada tiap leksikon yang tidak dapat melakukan pembobotan secara maksimal. Kemampuan deteksi kalimat sarkasme dapat dilihat meningkat pada penggabungan skenario yang digabungkan dengan penggunaan fitur sentiment word, namun masih gagal dalam mendeteksi jenis-jenis kalimat sarkasme. Penggunaan fitur secara keseluruhan dengan penggabungan fitur sentiment word lama dan baru (skenario 21 dan 22) merupakan kombinasi terbaik untuk mendeteksi kalimat sarkasme hingga jenis-jenis kalimat sarkasme.

Kegagalan pendeteksian jenis-jenis kalimat sarkasme pada tiap skenario (selain skenario 21 dan 22) karena tidak mampu berjalan pada *rule* deteksi jenis-jenis kalimat sarkasme dengan total nilai pos dan neg yang tidak terpenuhi pada tiap jenis-jenis kalimat sarkasme, sehingga hanya mampu mendeteksi pada tingkatan

masuk kedalam kelas sarkasme atau bukan sarkasme saja. Selain itu, yang dimaksud dengan kelas bukan sarkasme pada penelitian ini adalah kelas positif, negatif, netral, hiperbola sesuai rule pengembangan pada gambar 4.4.

Pada kolom status hasil identifikasi jenis sarkasme baris1 hingga 20 menunjukkan kegagalan dalam mengklasifikasi hingga jenis kalimat sarkasme. Hal ini terjadi karena ketika mengaplikasikan *rule* pada gambar 4.4 tidak bisa diterapkan dengan hanya menggunakan satu-persatu fitur yang ada maupun dengan kombinasi beberapa fitur, dan hanya berhasil diaplikasikan ketika penggunaan seluruh fitur yang ada. Apabila kebutuhan dalam penelitian hanya pada mendeteksi kalimat sarkasme, *rule* pada gambar 4.3 dapat diterapkan, akan tetapi untuk memenuhi hingga identifikasi jenis-jenis kalimat sarkasme maka perlu menerapkan *rule* pada gambar 4.4. yang dimana *rule* tersebut dirancang untuk identifikasi yang lebih baik tepat.

Sampel dari percobaan deteksi kalimat sarkasme pada Tabel 4.3 dilakukan menggunakan kombinasi skenario 7, 8, 17, 18, 21 dan 22. Pemilihan skenario tersebut disesuaikan dengan hasil percobaan pada Tabel 4.2. dimana 6 skenario tersebut memiliki akurasi tertinggi pada tiap kombinasi untuk deteksi kalimat sarkasme. Jika diperhatikan sampel hasil percobaan pada Tabel 4.3. terdapat kalimat yang teridentifikasi sebagai kalimat positif, dan negatif. Sehingga sesuai dengan alur penelitian untuk mengetahui performance sentiment analisis dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme, data yang terklasifikasi sebagai positif, netral, dan hiperbola akan menjadi dataset positif, sedangkan kalimat negatif, dan sarkasme akan menjadi dataset negatif.

Tabel 4.3. Sampel Perbandingan Hasil Deteksi Sarkasme dengan Pelabelan Pakar

No	Teks	SentiStrength					Pakar	
		<i>Sentimenword</i> Lama	<i>Sentimenword</i> Baru	Root word + Sentimenword Lama	Root word + Sentimenword Baru	Seluruh fitur (dengan <i>Sentimenword</i> Lama)		Seluruh fitur (dengan <i>Sentimenword</i> Baru)
1	Ya Allah, beruntungnya kita memiliki kandidat-kandidat pemilu yang bisa memberi tahu kita apa yang sebenarnya baik untuk kita 😊	Hiperbola	Sarkasme	Sarkasme	Sarkasme	Obnoxious sarcasm	Manic sarcasm	Obnoxious sarcasm
2	menang blm pemilu aja udah jdi pleциден2 an wkkkkk ngarep banget	Negatif	Negatif	Sarkasme	Sarkasme	Manic sarcasm	Manic sarcasm	Manic sarcasm
3	semoga tikus tikus terbongkar pemilu 2024 lagunya iwan fals judulnya sapu sapu	Negatif	Sarkasme	Sarkasme	Sarkasme	Self-deprecating sarcasm	Self-deprecating sarcasm	Self-deprecating sarcasm
4	Ya kalau begitu apapun hasilnya tetap harus bisa menyatakan kemenangan dengan integritas	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Bukan Sarkasme
5	skenario iklan yg gak berubah kalo menjelang pemilu caleg blusukan perkampungan gendongin bayi2 miskin	Negatif	Sarkasme	Sarkasme	Sarkasme	Self-deprecating sarcasm	Polite sarcasm	Polite sarcasm

Tabel 4.3. (Lanjutan)

No	Teks	SentiStrength					Pakar	
		<i>Sentimenword</i> Lama	<i>Sentimenword</i> Baru	Root word + <i>Sentimenword</i> Lama	Root word + <i>Sentimenword</i> Baru	Seluruh fitur (dengan <i>Sentimenword</i> Lama)		Seluruh fitur (dengan <i>Sentimenword</i> Baru)
6	Bismillah pak Anis Ahy Pemilu 2024 Anis menang dilantik menjadi RI 1 dan wkl Presiden Ahy Menuju Perubahan dan Perbaikan harapan Rakyat segera terwujud Aamiin Yaa Robbal Allamiin	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Positif	Bukan Sarkasme
7	Berpelukannnn ama istrinya BUKAN haram donk Buat capres kadrun semua dianggap halal	Negatif	Negatif	Sarkasme	Sarkasme	Obnoxious sarcasm	Polite sarcasm	Polite sarcasm
8	Daftar gorengan tadi kurang lengkap Yg benar ini SEMUA KANDIDAT CAPRES CAWAPRES adl muslim tp yg goreng2 dari atas MIMBAR MASJID adl KAFIR YAHUDI NASRANI PKI CINA ASING ASENG Para POLITISI amp TIMSES pls bersaing dgn MERITOKRASI bukan dgn HATE SPEECH FITNAH HOAX	Hiperbola	Sarkasme	Sarkasme	Sarkasme	Obnoxious sarcasm	Obnoxious sarcasm	Raging sarcasm

Tabel 4.3, (Lanjutan)

No	Teks	SentiStrength					Pakar	
		<i>Sentimenword Lama</i>	<i>Sentimenword Baru</i>	Root word + Sentimenword Lama	Root word + Sentimenword Baru	Seluruh fitur (dengan <i>Sentimenword Lama</i>)		Seluruh fitur (dengan <i>Sentimenword Baru</i>)
9	Boleh h nanti kamu lulus tanpa syarat sekalian aja apa ya aku jadi capres 2024	Sarkasme	Sarkasme	Sarkasme	Sarkasme	Polite sarcasm	Self-deprecating sarcasm	Self-deprecating sarcasm
10	Hahaha mulai mencret2 nih pihak lawan mau narasi apa lgi yg mau dibangun tinggal tugas Nasdem	Negatif	Negatif	Negatif	Sarkasme	Manic sarcasm	Negatif	Negatif

4.5. Model Refine

Tahapan berikutnya adalah melakukan proses testing menggunakan algoritma Naive Bayes. Tahapan ini merupakan proses untuk melihat seberapa besar peranan deteksi kalimat sarkasme untuk meningkatkan akurasi pada analisis sentimen. Penggabungan kedua proses dalam deteksi kalimat sarkasme berdasarkan alur penelitian gambar 3.1, yang diujikan dengan skenario pada Tabel 3.1.

Skenario deteksi kalimat sarkasme yang digunakan pada pengujian performance analisis sentiment adalah dengan menggunakan kombinasi skenario 21 dan 22 sesuai pada Tabel 4.3, untuk pendeteksian hingga ke jenis kalimat sarkasme untuk mengetahui sampai polaritas masyarakat dalam beropini mengenai topik pemilu 2024. Hasil dari percobaan tersebut dapat diperhatikan pada Tabel 4.4, dimana menunjukkan bahwa hasil akurasi tertinggi pada pengujian performance analisis sentiment dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme terdapat pada skenario B dengan akurasi akhir 82% (kenaikan 6.01%) dan skenario F dengan akurasi akhir 84.93% (kenaikan 12.59%).

Tabel 4.4. Nilai Akurasi Skenario Pengujian Performance Analisis Sentimen dengan Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme

Skenario	Stemming	Naive Bayes (train)	Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme dengan SentiStrength		Naive Bayes (testing)	Akurasi	
			Seluruh Fitur + Sentimen Word Lama	Seluruh Fitur + Sentimen Word Baru		Awal (%)	Akhir (%)
A	-	√	√	-	√	72,34	78,26
B	-	√	-	√	√	72,34	82,60
C	-	-	√	-	√	-	63,82
D	-	-	-	√	√	-	68,08
E	√	√	√	-	√	76,59	78,26

Tabel 4.4. (Lanjutan)

Skenario	Stemming	Naive Bayes (<i>train</i>)	Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme dengan SentiStrength		Naive Bayes (<i>testing</i>)	Akurasi	
			Seluruh Fitur + Sentimen Word Lama	Seluruh Fitur + Sentimen Word Baru		Awal (%)	Akhir (%)
F	√	√	-	√	√	76,59	84,93
G	√	-	√	-	√	-	71,92
H	√	-	-	√	√	-	77,08

Skenario dengan akurasi terbaik ada pada kombinasi percobaan F lengkap dengan tahapan stemming, training sentimen dengan Naïve Bayes, deteksi kalimat sarkasme menggunakan seluruh fitur dengan lexicon *sentimentword* baru, dan kembali ditesting menggunakan Naïve Bayes. Dari hasil percobaan tersebut menunjukkan bahwa fitur dari sentiment word baru dapat dikatakan lebih unggul dibandingkan dengan sentimentword lama.

Hasil dari pengujian skenario pada Tabel 4.3. pada point C, D, G dan H tidak memiliki nilai awal akurasi dikarenakan tanpa melalui proses klasifikasi sentimen terlebih dahulu menggunakan Naïve Bayes. Sehingga dataset yang digunakan pada proses tersebut langsung diklasifikasikan menjadi kelas positif, negatif, netral, hiperbola, dan sarkasme yang langsung dibagi menggunakan *rule* modifikasi SentiStrength dengan 4 kombinasi fitur yang ditentukan. Hasil kelas netral dan hiperbola dimasukkan ke dalam sentimen positif, lalu kelas sarkasme dan negatif digabungkan ke dalam sentimen negatif. Sehingga dataset yang digunakan tetap terbagi menjadi sentimen positif, dan negatif yang kemudian diproses kedalam algoritma Naïve Bayes untuk mengetahui nilai akurasi akhir.

Tabel 4.5 merupakan hasil perbandingan seluruh skenario pengujian terhadap nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* secara keseluruhan kombinasi pengujian

Tabel 4.5 Hasil Keseluruhan Skenario Pengujian Analisis Sentiment dengan Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme

Skenario	Stemming	Naive Bayes (train)	SentiStrenght Lexicon lama	SentiStrength Lexicon baru	Naive Bayes (test)	Matriks Evaluasi			
						Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
A	-	✓	✓	-	✓	78,26	67,85	64,12	69,63
B	-	✓	-	✓	✓	82,60	70,02	81,82	79,11
C	-	-	✓	-	✓	63,82	56,54	63,23	61,18
D	-	-	-	✓	✓	68,08	55,68	61,05	60,25
E	✓	✓	✓	-	✓	78,26	78,05	73,19	61,17
F	✓	✓	-	✓	✓	84,93	74,29	78,57	80,49
G	✓	-	✓	-	✓	71,92	63,49	68,63	65,04
H	✓	-	-	✓	✓	77,08	65,71	64,15	60,17

Dalam analisis sentimen, korelasi antara akurasi, presisi, recall, dan F1 score dapat berlaku secara umum. Semakin tinggi akurasi, presisi, recall, dan F1 score, semakin baik kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen dengan benar. Hal ini berlaku baik untuk deteksi sentimen umum maupun deteksi kalimat sarkasme (Davidov, D., dkk 2010). Kemudian menurut (Riloff, E., dkk 2003) menyatakan deteksi kalimat sarkasme, kinerja model dapat dievaluasi dengan menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1 score yang disesuaikan dengan kebutuhan klasifikasi kalimat sarkastik. Presisi dapat menjadi matrix yang penting untuk meminimalkan jumlah kalimat bukan sarkasme yang salah diklasifikasikan sebagai sarkasme (false positive). Namun, recall juga tetap relevan, karena perlu

mendeteksi sebanyak mungkin kalimat sarkastik (true positive) untuk memastikan klasifikasi yang menyeluruh.

Sehingga apabila merujuk pada Tabel 4.5. diatas, skenario F memiliki nilai akurasi, presisi, recall, dan F1 Score paling tinggi dibandingkan dengan skenario pengujian lainnya dengan nilai masing-masing diantaranya akurasi sebesar 84.93%, presisi 80.29%, recall 81.86 %, dan F1 Score 80.92%. Selain itu, skenario F memiliki nilai akurasi kenaikan paling tinggi dari seluruh skenario performance hingga 12.59% dalam melakukan analisis sentiment dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme

4.6. Pembahasan Hasil Percobaan

4.6.1 Deteksi Kalimat Sarkasme

Berdasarkan hasil pengujian skenario penelitian yang dilakukan pada tabel 4.2, skenario terbaik dalam proses deteksi kalimat sarkasme pada masing-masing lexicon adalah penggunaan lexicon sentimentword (skenario 7 dan 8), kemudian untuk kombinasi 2 lexicon yang terbaik adalah kombinasi rootword dan sentiment word (skenario 17 dan 18), sedangkan untuk mendeteksi kalimat sarkasme hingga ke jenis-jenis kalimat sarkasme adalah dengan penggabungan seluruh lexicon dengan penggunaan sentimentword lama dan baru.

Faktor utama mempengaruhi hasil klasifikasi yang lebih baik dalam deteksi kalimat sarkasme pada penelitian ini, adalah penggunaan lexicon *sentimentword* baru. Lexicon tersebut memiliki jumlah kata yang lebih banyak yaitu 10.226 kata dibandingkan dengan lexicon default *sentimentword* SentiStrengthID yang hanya

menyediakan 1729 kata. Selain itu kata yang terdapat pada lexicon baru memiliki keragaman kata yang lebih banyak dengan bahasa gaul, cacian, singkatan yang lebih umum digunakan masyarakat sekarang ini dan tidak ada di dalam lexicon *sentimentword* yang lama. Beberapa kata tersebut diantaranya adalah kata “bacot”, “anjir”, “tai”, “baper”, “ngerti”, “it”, “cape”, “fk”, “yauda”, dan “apasi”.

Dalam deteksi kalimat sarkasme, berbagai pendekatan telah digunakan untuk menentukan polaritas kata. Penelitian yang dilakukan (Tungthamthiti, P., dkk, 2014) menggunakan metode SentiStrength dan SenticNet untuk menentukan polaritas kata dengan presisi yang tinggi. Kemudian penelitian yang dilakukan oleh (Signhaniya, S., 2015) menemukan bahwa penggunaan struktur leksikal dapat meningkatkan kinerja algoritma. Dengan memanfaatkan struktur leksikal, yaitu hubungan antara kata-kata dalam sebuah kalimat, algoritma dapat memperoleh informasi yang lebih kaya untuk mengenali polaritas pernyataan dengan lebih baik. Secara keseluruhan, penggunaan fitur leksikal, seperti metode SentiStrength memiliki pengaruh yang signifikan dalam deteksi sarkasme. Fitur leksikal memungkinkan pengenalan polaritas pernyataan yang spesifik, sehingga memungkinkan untuk mendeteksi tweet dengan nuansa sarkastik.

Penggunaan klasifikasi kelas hiperbola dan netral dalam deteksi kalimat sarkasme, dipertimbangkan untuk menghindari kesalahan dalam mengidentifikasi kalimat sarkasme yang sebenarnya netral atau tidak memiliki sentimen. Hal ini disebabkan karena dalam penggunaan bahasa sarkasme, seringkali kata-kata yang digunakan bernilai netral atau bahkan positif, tetapi memiliki makna yang sebenarnya bertolak belakang dengan kata-kata tersebut (Katyayan, P., & Joshi, N.,

2020). Akan tetapi pada penelitian ini, pengaruh kelas hiperbola tidak terlalu memiliki pengaruh besar namun memberi dampak pada proses klasifikasi yang menjadi lebih natural.

Berdasarkan proses deteksi kalimat sarkasme yang dilakukan masih mengalami bias yang menyebabkan kesalahan deteksi pada jenis kalimat sarkasme, namun kegagalan tersebut tidak memiliki pengaruh pada pengujian performance analisis sentiment karena masih terhitung sebagai kalimat sarkasme. Sampel kalimat yang gagal terdeteksi pada proses ini diantaranya dapat diperhatikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6. Sampel Kalimat Gagal Klasifikasi Jenis Kalimat Sarkasme

No	Teks	Hasil Deteksi	Pelabelan Pakar	Analisis
1	Hukum gantung dan pancung koruptor baru bisa Indonesia seperti itu	Obnoxious sarcasm	Raging sarcasm	Pada kalimat tersebut, kata "baru bisa Indonesia seperti itu" dapat mengandung elemen sarkasme, yang dapat dianggap sebagai sarkasme yang tergolong obnoxious, yaitu menyindir dengan nada suara cengeng. Namun, kata kunci ini mungkin tidak cukup kuat untuk dianggap sebagai sarkasme yang mengancam secara fisik (raging).
2	Isu penculikan anak ini seperti CIPTA KONDISI tetap saja kalah pilpres 2x	Obnoxious sarcasm	Raging sarcasm	Kalimat "Isu penculikan anak ini seperti CIPTA KONDISI tetap saja kalah pilpres 2x" mengandung unsur sarkasme yang menggambarkan perasaan ketidaksetujuan atau kekecewaan terhadap suatu isu, yaitu penculikan anak, dengan menyindir atau mengejek. Penggunaan kata "CIPTA KONDISI" adalah sindiran (sarkasme) terhadap klaim atau tuduhan bahwa isu penculikan anak itu merupakan rekayasa atau manipulasi kondisi.

Tabel 4.6. (Lanjutan)

No	Teks	Hasil Deteksi	Pelabelan Pakar	Analisis
				Kalimat tersebut juga menunjukkan adanya ekspresi emosi yang intens terhadap suatu situasi politik atau isu yang terkait dengan kekalahan dalam pilpres 2x. Jenis sarkasme yang seharusnya tepat untuk kalimat tersebut adalah "Raging sarcasm" atau "Sarkasme yang disampaikan dengan ekspresi emosi yang intens dan mengandung sindiran atau ejekan." Ini menunjukkan bahwa kalimat tersebut merupakan sindiran yang dilontarkan dengan emosi dan ketidakpuasan yang kuat terhadap suatu isu atau situasi politik.
3	Iya hoax dri pendukung nya Wowo buat nyerang Jokowi biar dia kalah di pilpres kmren	Obnoxious sarcasm	Raging sarcasm	Kalimat tersebut dapat dianggap sebagai "Obnoxious sarcasm." Dalam kalimat tersebut, terdapat unsur sarkasme yang dapat diidentifikasi sebagai obnoxious sarcasm, yaitu menyindir dengan nada suara cengeng. Kata "hoax" dan "buat nyerang Jokowi biar dia kalah di pilpres kmren" menunjukkan adanya nuansa sarkastik yang mengandung sindiran.
4	sajak HANYA KADRUN YANG TOLOLL ORANG NGGAK PECUS KERJA amp NGGAK BISA NGAPA2IN DI SANJUNG2 amp MALAH MAU DI DUKUNG MAJU PILPRES Drun kadrin Fekokmu kok Sama ama junjunganmu	Obnoxious sarcasm	Manic sarcasm	Kalimat "HANYA KADRUN YANG TOLOLL ORANG NGGAK PECUS KERJA amp NGGAK BISA NGAPA2IN DI SANJUNG2 amp MALAH MAU DI DUKUNG MAJU PILPRES Drun kadrin Fekokmu kok Sama ama junjunganmu" mengandung unsur sarkastik yang kuat dan terkesan ekspresif. Penggunaan kata-kata "TOLOLL," "NGGAK PECUS KERJA," "NGGAK BISA NGAPA2IN," "Fekokmu kok Sama ama junjunganmu," dan "HANYA KADRUN" menunjukkan adanya sindiran (sarkasme) terhadap kelompok atau individu tertentu secara hiperbola dan berlebihan. Sifat ekspresif dan emosional dalam kalimat tersebut menunjukkan adanya nuansa "Manic sarcasm," yaitu sarkasme yang mengekspresikan kegembiraan dengan cara yang tidak wajar atau berlebihan.

Tabel 4.6. (Lanjutan)

No	Teks	Hasil Deteksi	Pelabelan Pakar	Analisis
5	Dasar cebong pasti mau salahin Anies Kemana Jokowi saat Konser Mau Jegal Pak anies Maju Pilpres 2024 Ingat Pak Anies pasti Presiden ke 2024	Obnoxious sarcasm	Raging sarcasm	<p>Kalimat "Dasar cebong pasti mau salahin Anies Kemana Jokowi saat Konser Mau Jegal Pak anies Maju Pilpres 2024 Ingat Pak Anies pasti Presiden ke 2024" menunjukkan adanya nuansa sarkastik yang kuat dan terkesan ekspresif.</p> <p>Penggunaan kata-kata "Dasar cebong," "mau salahin Anies," "Mau Jegal Pak Anies Maju Pilpres 2024," dan "Ingat Pak Anies pasti Presiden ke 2024" menunjukkan adanya sindiran (sarkasme) terhadap kelompok atau individu tertentu secara hiperbola dan berlebihan.</p> <p>Kalimat tersebut juga mengandung unsur penggunaan kata-kata yang ekspresif dan emosional yang dapat diinterpretasikan sebagai "Raging sarcasm," yaitu sarkasme yang disampaikan secara hiperbola dan berisi ancaman kekerasan.</p>
6	santrinisasi pemilu	Negatif	Self-deprecating sarcasm	<p>Kalimat "santrinisasi pemilu" adalah kombinasi dari kata "santri" (merujuk pada siswa sekolah agama) dan "pemilu" (pemilihan umum). Istilah ini mungkin digunakan dengan cara yang berbeda dalam konteks tertentu, seperti mengacu pada pengaruh atau dominasi unsur keagamaan dalam pemilihan umum.</p> <p>Pelabelan "Self-deprecating sarcasm" yang diberikan oleh pakar mungkin mengartikan kalimat tersebut dengan sudut pandang yang lebih khusus dan lebih mendalam dalam konteks politik tertentu. Ini mengindikasikan bahwa kalimat tersebut mungkin mengandung sindiran atau rasa tidak penting mengenai pengaruh keagamaan dalam pemilu.</p>

Tabel 4.6. (Lanjutan)

No	Teks	Hasil Deteksi	Pelabelan Pakar	Analisis
7	Ciieeee kadrun kalap dan semakin sarap jiwanya merana sudah melakukan segala cara tetap saja kalah pilpres 2x	Raging sarcasm	Obnoxious sarcasm	<p>Kalimat "Ciieeee kadrun kalap dan semakin sarap jiwanya merana sudah melakukan segala cara tetap saja kalah pilpres 2x" mengandung kata-kata seperti "ciieeee kadrun kalap" yang menunjukkan adanya sindiran (sarkasme) terhadap kelompok atau individu tertentu. Selain itu, kalimat tersebut juga mengandung unsur ekspresi emosi yang intens dan mengandung sindiran (sarkasme) terhadap kelompok atau individu tertentu dengan nada suara cengeng atau mengejek secara berlebihan.</p> <p>Jenis sarkasme yang seharusnya tepat untuk kalimat tersebut adalah "Obnoxious sarcasm" atau "Sarkasme yang disampaikan dengan nada suara cengeng dan mengejek secara berlebihan." Ini menunjukkan bahwa kalimat tersebut merupakan sindiran yang mengandung ungkapan emosi dan ketidakpuasan terhadap kelompok atau individu tertentu yang mengalami kekalahan dalam pilpres.</p>
8	Dari jaman pilkada di support terus sama JK maju siap hadapi lawan	Self-deprecating sarcasm	Positif - Bukan Sarkasme	<p>Kalimat "Dari jaman pilkada di support terus sama JK maju siap hadapi lawan" mengandung kata-kata positif dan penggunaan istilah "siap hadapi lawan" yang menunjukkan semangat untuk menghadapi tantangan dalam konteks politik.</p> <p>Penilaian sarkasme juga dapat dipengaruhi oleh konteks atau pengetahuan lebih lanjut tentang subjek atau orang yang dimaksud dalam kalimat tersebut. Kalimat tersebut mungkin bermaksud positif dan menyatakan dukungan terhadap seseorang yang bernama JK yang siap menghadapi lawan dalam konteks pilkada.</p> <p>Jenis sarkasme yang seharusnya tepat untuk kalimat tersebut adalah "Positif - Bukan Sarkasme," karena kalimat tersebut bukanlah sindiran atau ejekan, melainkan menyatakan dukungan dan semangat dalam menghadapi pilkada.</p>

Tabel 4.6. (Lanjutan)

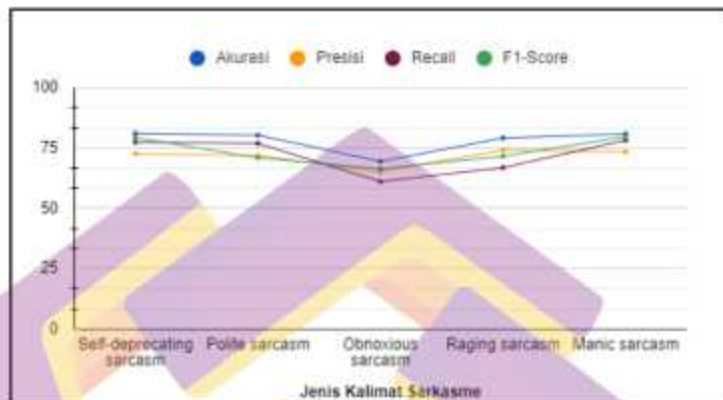
No	Teks	Hasil Deteksi	Pelabelan Pakar	Analisis
9	Hutang budi jauh lebih besar nilainya dari sekedar uang saya pernah berkorban besar juga mendukung pilpres 2014 dan 2019 saya ikhlas dan lunas	Polite sarcasm	Positif - Bukan Sarkasme	<p>Jenis sarkasme yang seharusnya tepat untuk kalimat tersebut adalah "Bukan Sarkasme" atau "Tidak ada sarkasme," karena kalimat tersebut bukanlah sindiran atau ejekan, melainkan merupakan ungkapan positif dan tulus tentang hutang budi dan dukungan dalam pilpres.</p> <p>Kalimat "Hutang budi jauh lebih besar nilainya dari sekedar uang saya pernah berkorban besar juga mendukung pilpres 2014 dan 2019 saya ikhlas dan lunas" menunjukkan ungkapan tentang penghargaan terhadap hutang budi dan perbuatan baik yang telah dilakukan dalam mendukung pilpres 2014 dan 2019.</p>
10	Saya akan pilih Presiden yg berani menghidupkan kembali Penataran Pengamalan Pancasila	Self-deprecating sarcasm	Positif - Bukan Sarkasme	<p>Jenis sarkasme yang seharusnya tepat untuk kalimat tersebut adalah "Bukan Sarkasme" atau "Tidak ada sarkasme," karena kalimat tersebut bukanlah sindiran atau ejekan, melainkan merupakan ungkapan positif tentang niat dan keinginan untuk memilih seorang Presiden yang berani menghidupkan kembali Penataran Pengamalan Pancasila.</p> <p>Kalimat "Saya akan pilih Presiden yg berani menghidupkan kembali Penataran Pengamalan Pancasila" adalah pernyataan tentang niat atau keinginan untuk memilih seorang Presiden yang berani menghidupkan kembali Penataran Pengamalan Pancasila.</p>

Dari hasil teks yang salah identifikasi pada jenis kalimat sarkasme terjadi khususnya antara *obnoxious sarcasm* dan *raging sarcasm* karena kemiripan dalam ekspresi emosi dapat menyebabkan kesulitan dalam membedakan keduanya, terutama jika hanya mengandalkan analisis sentimen atau tanda-tanda emosi dalam teks. Kedua jenis sarkasme ini sering menggunakan nada suara yang mengungkapkan perasaan yang intens, seperti kemarahan atau frustrasi.

Perbedaan hasil klasifikasi juga terjadi ketika suku kata yang digunakan dalam satu kalimat tercampur dengan bahasa daerah tertentu, sehingga ketika pembobotan pada kata terkait nilai tidak ditemukan. Hal ini mengakibatkan terdapat kata yang tidak di bobotkan sehingga akumulasi scoring tidak optimal. Selain itu terdapat *mispersepsi* antara mesin dan pakar. Hal ini terjadi karena mesin tidak bisa memahami makna sarkasme, sedangkan pakar dapat dengan mudah memahami secara natural makna sarkasme. Tidak adanya profiling terhadap lokasi pengambilan data juga berpengaruh terhadap pelabelan kalimat sarkasme, dimana setiap daerah memiliki budaya dan gaya bahasa yang berbeda. Beberapa hal tersebut menjadikan hasil klasifikasi antara mesin dan pakar memiliki hasil yang berbeda.

Penggunaan bahasa yang berlebihan juga menjadi ciri khas keduanya, dengan penggunaan hiperbola, ancaman, atau kata-kata yang kuat secara emosional sehingga masih muncul bias dari proses deteksi kalimat sarkasme. Gambar 4.7. merupakan grafik dari nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score pada proses deteksi jenis kalimat sarkasme. Gambar tersebut menunjukkan bahwa akurasi tertinggi pada deteksi jenis kalimat sarkasme adalah pada jenis *self-deprecating sarcasm*

sebesar 81.01%. Sedangkan akurasi terendah pada proses deteksi jenis kalimat sarkasme adalah pada jenis *obnoxious sarcasm* sebesar 68.39%



Gambar 4.7 Nilai akurasi, presisi, recall, F1-score pada deteksi jenis kalimat sarkasme

Rendahnya nilai akurasi pada jenis *obnoxious sarcasm* terjadi akibat beberapa hal. Pertama dari pemilihan jenis kalimat sarkasme, *obnoxious sarcasm* masuk kedalam kategori yang sukar untuk di deteksi dalam bentuk teks. Walaupun *obnoxious sarcasm* memiliki pola yang lebih sederhana dibandingkan dengan 2 jenis kalimat sarkasme yang tidak digunakan dalam percobaan (*Brooding sarcasm*, *Deadpan sarcasm*) diperoleh fakta bahwa nada cengeng yang menjadi ciri khas dari tipe *obnoxious* masih sulit dideteksi walau dibantu dengan penggunaan fitur emoticon. Kemudian, pola tawa berlebih dalam berbagai bentuk seperti “hiks”, “hihihihi”, “hehehehe”, “hahahaha” memiliki pembobotan yang lebih cenderung pada klasifikasi *manic sarcasm* untuk menunjukkan kebahagiaan yang disampaikan secara berlebihan. Hal ini dapat membuktikan bahwa jenis kalimat sarkasme yang

masih menggunakan intonasi, nada, ataupun ekspresi belum bisa dideteksi dalam jenis teks saja.

Penafsiran sarkasme sangat dipengaruhi oleh konteks dan pemahaman budaya, mengenai pemahaman bahwa arti sebuah ucapan atau pernyataan sangat tergantung pada konteks komunikatif di mana pernyataan tersebut diucapkan. Konteks komunikatif meliputi faktor seperti situasi sosial, hubungan antara pembicara dan pendengar, dan asumsi bersama yang ada di antara mereka. Dalam konteks sarkasme, penafsiran sarkastik sering kali bergantung pada pemahaman konteks komunikatif yang mencakup pengetahuan budaya, norma, dan nilai-nilai yang berlaku dalam suatu komunitas.

Hal tersebut disampaikan juga oleh (Rahardi, R. K., 2020) bahwa menafsirkan tuturan komunitas virtual (*virtual community*) memiliki kompleksitas pemaknaan tuturan dalam internet pragmatik tentu sangat berbeda dengan kompleksitas pemaknaan tuturan dalam pragmatik umum dan pragmatik berbasis kultur. Perbedaan dalam konteks dan pemahaman budaya ini dapat menyebabkan kesalahan dalam deteksi sarkasme dan memunculkan bias dalam pengenalan jenis sarkasme tertentu (Kunneman dkk., 2015; Reyes dkk., 2013). Sehingga apa yang mungkin dianggap sebagai *obnoxious sarcasm* dalam satu budaya, bisa dianggap sebagai *raging sarcasm* dalam budaya lain. Oleh karena itu, penting untuk mempertimbangkan konteks dan aspek budaya dalam mengenali dan membedakan tiap jenis kalimat sarkasme yang dapat dilakukan dengan *profiling user* berdasarkan tiap wilayahnya untuk menjadi pertimbangan perbedaan budaya dari tiap daerah pengambilan data.

Hasil klasifikasi menggunakan SentiStrength pada penelitian ini cukup baik dengan akurasi klasifikasi kalimat sarkasme 81.04% dibandingkan penelitian (Khaira, U., dkk 2020) hanya mendapatkan akurasi 60.5%. Perbedaan hasil akurasi yang signifikan tersebut berdasarkan penggunaan lexicon default SentiStrength. Dimana pada percobaan yang dilakukan, diperoleh fakta bahwa percobaan dua jenis kamus berbeda antara sentiment word lama (lexicon default) dengan sentiment word baru (lexicon baru) dibuktikan hasil akurasi setiap percobaan memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi. Akan tetapi perlu dipertimbangkan juga bahwa percobaan ini masih memiliki bias yang menyebabkan ketidaktepatan proses deteksi pada jenis kalimat sarkasme

4.6.2 Analisis Sentimen

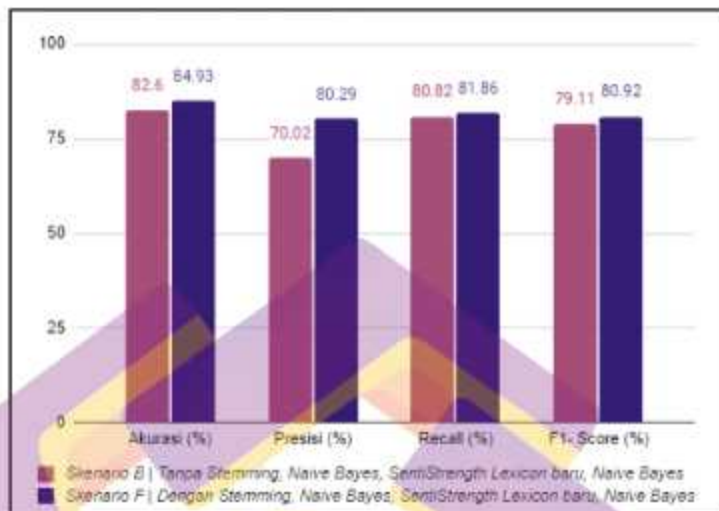
Pengujian skenario untuk mengetahui performa analisis sentimen dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme yang ditunjukkan pada Tabel 4.4. menunjukkan bahwa skenario B dan F memiliki hasil yang lebih baik dari tiap kombinasi skenario pengujian. Hasil pengujian yang ditunjukkan pada Gambar 4.8. merupakan detail perbandingan dari kedua skenario menjelaskan bahwa performa analisis sentimen yang dilengkapi dengan proses text preprocessing khususnya stemming memiliki nilai akurasi dan recall yang lebih tinggi dibandingkan pada skenario B yang tidak dilengkapi dengan proses *stemming*.

Pengaruh stemming dalam text preprocessing menunjukkan bahwa mengubah kata menjadi bentuk baku memiliki pengaruh lebih baik jika dibandingkan dengan tidak menggunakan stemming. Hal tersebut sejalan dengan

pernyataan (Shevira, S., dkk., 2022) bahwa pada preprocessing yang dilakukan secara keseluruhan (full pre-processing) dengan urutan melakukan normalisasi terlebih dahulu sebelum melakukan stemming, yaitu sebesar 89,2%.

Dalam sebuah penelitian oleh (Sugiyanto dan Arifin, 2019), menyatakan apabila tujuan analisis sentimen adalah untuk memaksimalkan jumlah data yang terklasifikasi secara benar, maka matrik evaluasi yang paling tepat adalah akurasi. Namun, jika fokusnya adalah pada klasifikasi data yang positif atau negatif dengan seakurat mungkin, maka presisi dan recall menjadi matrik evaluasi yang lebih penting. Sedangkan F1-score dapat digunakan jika penekanan pada keseimbangan antara presisi dan recall, terutama ketika kelas positif dan negatif tidak seimbang secara proporsional.

Sehingga dengan begitu, dikarenakan dalam penelitian ini yang memiliki jumlah sentimen positif dan negatif yang tidak seimbang pemilihan matrik evaluasi dalam menentukan performa analisis sentimen merupakan matrik akurasi dan F1-Score. Pada gambar 4.8. dapat diperhatikan nilai akurasi dan F1-Score skenario F memiliki nilai yang lebih tinggi secara keseluruhan dibandingkan skenario B, Sehingga skenario F merupakan kombinasi model terbaik dalam pengujian performa analisis sentimen dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme yang dilakukan



Gambar 4.8 Detail Perbandingan Skenario Unggul Pengujian Performa Analisis Sentimen dengan Implementasi Deteksi Kalimat Sarkasme

Begitu pula pada skenario pengujian untuk mengetahui bagaimana performa analisis sentimen dengan penambahan proses deteksi kalimat sarkasme didalamnya mampu dibuktikan dengan hasil peningkatan akurasi analisis sentimen dengan kenaikan sebesar 12.59% dari yang sebelumnya 76.59% menjadi 84.93%. Peningkatan ini dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Salah satunya dengan adanya proses deteksi kalimat sarkasme, model analisis sentimen menjadi lebih cermat dalam mengenali kalimat-kalimat yang mengandung sarkasme.

Selain itu, penambahan proses deteksi kalimat sarkasme juga berarti penambahan data latih yang mencakup kalimat-kalimat sarkastik. Dengan melatih model pada data yang lebih bervariasi dan representatif, model dapat belajar pola

dan ciri khas dalam kalimat-kalimat sarkastik. Hal ini memungkinkan model untuk mengenali sarkasme dengan lebih baik dan akurat dalam teks yang dianalisis.

Dari percobaan yang sudah dilakukan menunjukkan bahwa penerapan model hybrid untuk analisis sentiment pada analisis ini meningkatkan efisiensi klasifikasi seperti penjelasan yang dituangkan oleh (Nandi, A., & Sharma, P. 2021) berkaitan dengan comparative 3 model teknik analisis sentiment menyatakan pendekatan hybrid dengan integrasi antara machine learning dan metode berbasis leksikon memiliki potensi untuk meningkatkan efisiensi dalam klasifikasi emosi. Hal tersebut dibuktikan dengan fakta bahwa hasil akurasi proses deteksi kalimat sarkasme sebesar 81.09% dan menaikkan nilai akurasi dalam performance analisis sentiment sebesar 12.59%.

Hasil kenaikan ini cenderung lebih tinggi dibandingkan penelitian serupa oleh (Yunitasari, Y. dkk., 2019) dalam proses deteksi kalimat sarkasme menggunakan fitur-fitur unigram, fitur sentiment-relate, fitur punctuation-relate, fitur lexical dan syntactic, dan fitur top words yang mendapatkan peningkatan kinerja pengklasifikasian sentimen sebesar 5.49% serta akurasi 80.40% untuk akurasi deteksi kalimat sarkasme. Untuk memudahkan perbandingan dari penelitian yang dilakukan, gambar 4.9. merupakan grafik perbandingan penelitian terdahulu dengan penelitian yang dilakukan dalam analisis sentiment dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme.

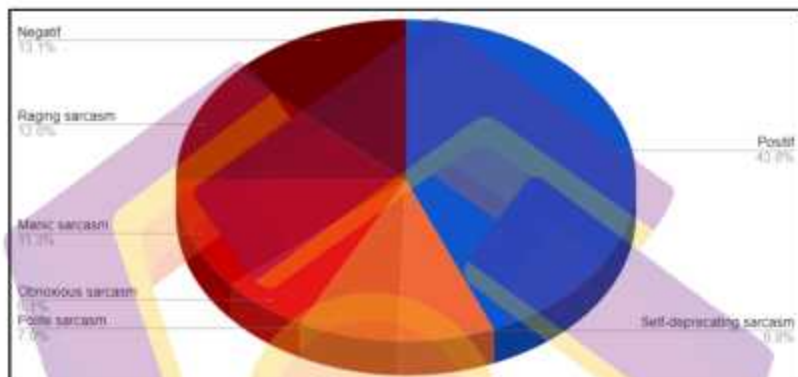


Gambar 4.9 Perbandingan Hasil Penelitian terdahulu dengan Penelitian yang Dilakukan

Berdasarkan hasil dari tiga penelitian pada gambar 4.9, diatas, penggunaan stemming dalam sistem klasifikasi analisis sentimen memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kinerja sistem. Penelitian (Yunitasari, Y dkk., 2019) mencapai tingkat akurasi sebesar 80.4% dengan presisi 83.2% dan recall 91.3%. Penelitian (Alita, D., dkk., 2020) menghasilkan akurasi 77.79% dengan presisi 64.01% dan recall 62.46%. Namun, penelitian yang dilakukan mencapai kinerja yang lebih baik, dengan akurasi sebesar 84.93%, presisi 80.29%, dan recall 81.86%.

Terlepas dari hasil pengujian analisis sentimen dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme, polaritas akhir sentimen masyarakat terhadap topik pemilu 2024 pada penelitian ini menunjukkan masyarakat Indonesia masih memiliki penilaian emosional negatif dalam hal kepercayaan kepada pemerintah maupun lembaga. Hasil klasifikasi akhir sentimen positif sebesar 24.5% dan 75.6% sentimen negatif dengan persentase kalimat sarkas didalamnya sebesar 40.4% (1867 kalimat

sarkasme dari 3.492 total kalimat negatif). Polaritas sentimen negatif yang tinggi pada gambar 4.10. menunjukkan bahwa masyarakat Indonesia pada dalam menghadapi pemilihan presiden ke 8 mendatang sejak pilpres tahun 1998 belum memperlihatkan kepercayaannya kepada pemerintahan.



Gambar 4.10 Polaritas Sentimen Masyarakat terhadap Topik Pemilu 2024

Berdasarkan hasil dan pembahasan penelitian yang dilakukan, penelitian ini sudah memenuhi tujuan dengan berhasil melakukan deteksi kalimat sarkasme menggunakan Sentistrength, mampu mendapatkan kenaikan akurasi hasil performa analisis sentimen dengan implementasi deteksi kalimat sarkasme, serta mengetahui bagaimana polaritas sentimen masyarakat Indonesia terhadap topik pemilu 2024.

Dalam keseluruhan, meskipun implementasi SentiStrength dapat memberikan manfaat dalam mendeteksi kalimat sarkasme dan meningkatkan performa analisis sentimen, perlu diingat bahwa deteksi sarkasme masih merupakan tantangan yang kompleks dan masih ada ruang untuk peningkatan lebih lanjut. Dengan penelitian dan pengembangan yang terus dilakukan dalam bidang ini,

diharapkan akan ada kemajuan dalam mengurangi bias dan meningkatkan akurasi dalam deteksi sarkasme dalam konteks analisis sentiment. Dengan hasil dan pembahasan diatas, penelitian yang dilakukan dapat dikatakan lebih baik dibanding penelitian sebelumnya, namun masih perlu tindak lanjut terhadap bias yang ditemukan dalam deteksi kalimat sarkasme.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang telah dicapai dalam penelitian mengenai deteksi kalimat sarkasme pada analisis sentimen bertema pemilu 2024 dengan sudut pandang kepercayaan masyarakat terhadap pemerintah atau lembaga, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Nilai akurasi tertinggi deteksi kalimat sarkasme menggunakan SentiStrength mencapai 78.11% dan 81.04%. Nilai akurasi tersebut berhasil diperoleh menggunakan pengembangan rule dalam mengidentifikasi kalimat sarkasme berdasarkan Gambar 4.4. Rule tersebut merupakan pengembangan lebih lanjut untuk proses deteksi kalimat sarkasme hingga tiap-tiap jenis kalimat sarkasmenya berdasarkan levelnya. Rule tersebut dikembangkan merujuk pada aturan umum yang sudah ada sebelumnya menggunakan SentiStrength seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.3. Dimana nilai akurasi tertinggi pada penelitian ini diperoleh dengan menggunakan Seluruh Fitur pada skenario 21 dan 22, seluruh fitur yang digunakan dalam deteksi kalimat sarkasme dilengkapi dengan fitur sentiment word lama dan baru. Dalam kasus ini, penggunaan semua fitur termasuk kata dasar, struktur kalimat, dan muatan emosional kata-kata membantu dalam deteksi kalimat sarkasme secara keseluruhan. Sedangkan fitur yang memiliki pengaruh terbesar pada pendeteksian kalimat sarkasme

ada pada lexicon sentimen word baru yang memiliki lebih beragam kata dengan gaya bahasa masyarakat dalam beropini di masa kini.

2. Hasil akurasi analisis sentimen yang diperoleh setelah implementasi proses deteksi kalimat sarkasme naik hingga 12.59% dari yang sebelumnya 76.15% menjadi 84.93%. Pengujian terbaik pada model skenario F yang menggunakan lengkap dengan tahapan stemming, training sentimen dengan Naïve Bayes, deteksi kalimat sarkasme menggunakan lexicon baru, dan kembali ditesting menggunakan Naïve Bayes kembali. Tahapan stemming memiliki pengaruh yang cukup signifikan pada skenario ini. Dengan menggunakan stemming pada variasi kata yang berbeda untuk menggambarkan hal yang sama seperti "bagus," "baik," atau "mantap", kata-kata semacam itu dapat dianggap sebagai bentuk yang sama, sehingga membantu dalam menangkap sentimen yang sebenarnya dengan lebih akurat. Hal ini dibuktikan dengan hasil dari percobaan skenario F menggunakan tahapan yang lengkap memiliki nilai akurasi tertinggi dibandingkan dengan skenario yang lain

5.2. Saran

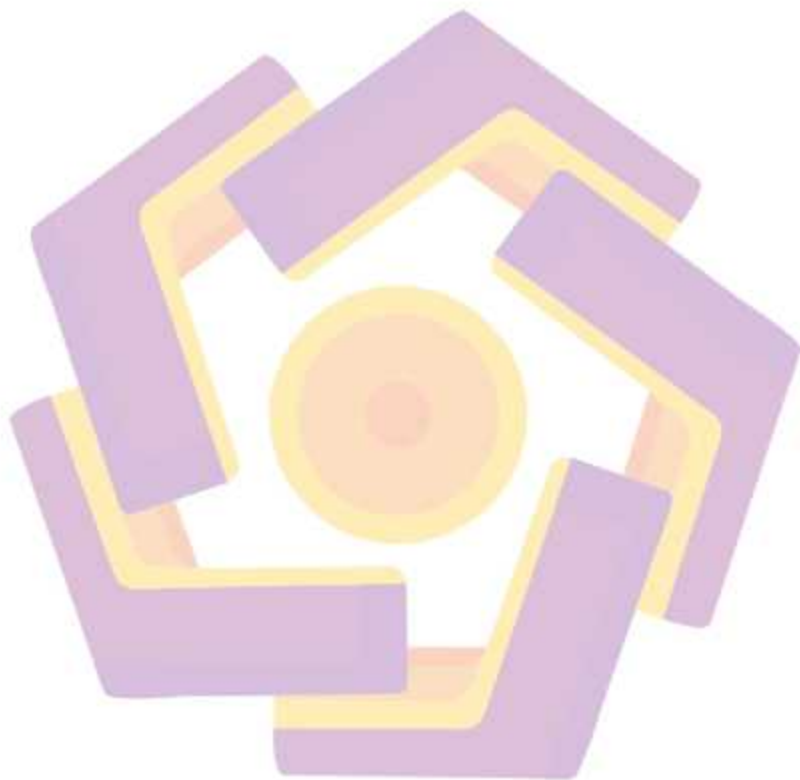
Ada beberapa saran yang direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya pada topik penelitian yang sama, antara lain:

1. Pada proses deteksi kalimat sarkasme menggunakan SentiStrength berbasis lexicon, kekuatan utama pada model pembobotan ini terletak pada ragam bahasa yang lebih variatif dari lexicon dan model rule yang digunakan.

Disarankan ketika melakukan analisis sentimen ataupun deteksi sarkasme yang menggunakan lexicon base, perlunya melakukan generate lexicon baru dari dataset yang dimiliki dengan memperhatikan nilai dari setiap kata sesuai dengan polaritas kata yang akan degenerate berdasarkan penggunaan kata yang lebih banyak digunakan pada konteks sarkasme atau bukan sarkasme. Sehingga proses scoring kalimat menjadi lebih relevan dan netral karena sesuai dengan dataset yang dimiliki.

2. Berkaitan dengan *rule* yang digunakan pada proses deteksi sarkasme menggunakan SentiStrength pada penelitian ini masih mengalami bias sehingga terdapat kegagalan dalam prosesnya. Disarankan untuk memodifikasi *rule* yang akan digunakan dalam penelitian berikutnya sesuai dengan kebutuhan, karena *rule* yang digunakan pada penelitian ini belum tentu cocok pada topik yang berbeda.
3. Hendaknya pada penelitian selanjutnya memperhatikan faktor *profiling user*. Hal ini dapat menjadi pembobotan analisis sentimen maupun deteksi kalimat sarkasme menjadi lebih optimal lagi dikarenakan tiap daerah di Indonesia memiliki gaya bahasa dan budaya yang berbeda dalam beropini.
4. Untuk mengatasi bias dalam deteksi kalimat sarkasme, penelitian dan pengembangan lebih lanjut perlu dilakukan. Upaya untuk meningkatkan akurasi deteksi sarkasme dapat melibatkan penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam yang mencakup variasi sarkasme dalam konteks yang berbeda. Selain itu, teknik pengolahan bahasa alami dan pemodelan bahasa yang lebih canggih dapat digunakan untuk mengenali pola-pola dan konteks

yang menandai sarkasme dalam kalimat. Seperti pendekatan Pattern-based, Context-based, Machine Learning, Pretrained model seperti FastText ataupun BERT.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Baran, Stanley J. 2012. Pengantar Komunikasi Massa: Melek Media dan Budaya (Jilid 1 Edisi 5). Jakarta: Erlangga.
- Bedy Purnama 2019 Pengantar Machine Learning. Informatika Bandung: Bandung.
- Geron, A. (2019). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. O'Reilly Media, Inc.
- Henry Guntur Tarigan. 1986. Menyimak: Sebagai Suatu Keterampilan Berbahasa. Bandung: Angkasa.
- Julia, T. Wood. 2009. Communication In Our Lives, Sixth Edition. Wadsworth Publishing: Boston.
- Mc. Shane. Steven L. Mary Am Von Glinow. 2000. Organizational Behavior. Irwin McGraw Hill. Boston
- Purbo W Onno. 2019. Text Mining - Analisis MedSos, Kekuatan Brand & Intelijen di Internet. Andi. Yogyakarta.
- Robbins Stephen P. 2005 Organizational Behavior, Prentice hall Inc: Toronto
- Rahardi, R. K. (2020). Pragmatik: Konteks Ekstralinguistik dalam Perspektif Cyberpragmatics. Penerbit Amara Books.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

-

PUSTAKA ELEKTRONIK

- Adi S, Susilo. 2010, "Gaya Bahasa (Stilistika dan Unsur Retorika)". <http://susilo.adi.setyawan.student.fkip.ums.ac.id/2010/08/09/gaya-bahasa-stilistika-dan-retorika>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 10.27
- Afiyati, E., Widyantoro, D. H., & Pratama, M. R. (2018). Sarcasm detection on Indonesian sentences using machine learning. In 2018 6th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM) (pp. 1-6). IEEE. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15

- Alita, D., & Isnain, A. R. (2020). Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier. *Jurnal Komputasi*, 8(2), 50-58. <https://jurnal.fmipa.unila.ac.id/komputasi/article/view/2615>, diakses pada 17 September 2022 pukul 16.45
- Antonakaki, D., Spiliotopoulos, D., V. Samaras, C., Pratikakis, P., Ioannidis, S., & Fragopoulou, P. (2017). Social media analysis during political turbulence. *PLoS one*, 12(10), e0186836. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0186836>, diakses pada 16 September 2022 pukul 13.23
- Aulia, B., Utomo, P. E. P., Khaira, U., & Suratno, T. (2021). Analisis sentimen tagar# Indonesian Terserah di masa COVID-19 menggunakan metode sentistrength. *Jurnal Komputer dan Informatika*, 9(2), 207-213. <http://ejournal.undana.ac.id/index.php/jicon/article/view/4275>, diakses pada 17 September 2022 pukul 18.11
- Aziz, A., & Fauziah, F. (2022). Analisis Sentimen Identifikasi Opini Terhadap Produk, Layanan dan Kebijakan Perusahaan Menggunakan Algoritma TF-IDF dan SentiStrength. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 6(1), 115-125. <https://garuda.kemdikbud.go.id/documents/detail/2616666>, diakses pada 17 September 2022 pukul 12.50
- Bhonde, S. B., & J.R. Prasad. (2015). Sentiment Analysis-Methods, Applications and Challenges. *International Journal of Electronics Communication and Computer Engineering*, 6(6), 634-640. http://www.ijecce.org/administrator/components/com_jresearch/files/publications/IJECCE_3633_Final.pdf, diakses pada 17 September 2022 pukul 16.45
- Bustami., 2013. Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi, *TECHSI: Jurnal Penelitian Teknik Informatika*, Vol. 3, No.2, Hal. 127-146. <https://ojs.unimal.ac.id/techsi/article/view/154>, diakses pada 17 September 2022 pukul 15.40
- Christina, S. (2019). Sarcasm in Sentiment Analysis of Indonesian Text: A Literature Review. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(4), 494-501. <https://e-journal.upr.ac.id/index.php/JTI/article/view/255>, diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Davidov, D., Tsur, O., & Rappoport, A. (2010). Semi-supervised recognition of sarcastic sentences in Twitter and Amazon. *Proceedings of the Fourteenth Conference on Computational Natural Language Learning*, 107-116. diakses pada 23 Mei 2023 pukul 19.31
- Fahmi, M., Hidayat, S., & Hidayatullah, A. F. (2022). Application of lexicon-based for sentiment analysis of Covid-19 booster vaccinations on Twitter social media using

naïve Bayes method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1983(1), 012083. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15

Ferryawan, R., Kusriani, K., & Wibowo, F. W. (2019). Analisis Sentimen Wisata Jawa Tengah Menggunakan Naïve Bayes. *Jurnal Informa: Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, 5(3), 55-60. <http://www.informa.poltekindonesia.ac.id/index.php/informa/article/view/146>, diakses pada 17 September 2022 pukul 16.45

Fitri, V. A., Andreswari, R., & Hasibuan, M. A. (2019). Sentiment analysis of social media Twitter with case of Anti-LGBT campaign in Indonesia using Naïve Bayes, decision tree, and random forest algorithm. *Procedia Computer Science*, 161, 765-772. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050919318927>, diakses pada 17 September 2022 pukul 16.45

Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). Metrics for Multi-Class Classification: an Overview. 1–17. <http://arxiv.org/abs/2008.05756> diakses pada 3 September 2023 pukul 14.19

Govindan, V., & Balakrishnan, V. (2022). A machine learning approach in analyzing the effect of hyperboles using negative sentiment tweets for sarcasm detection. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1319157822000210>, diakses pada 17 September 2022 pukul 13.32

Huang, M., Xie, H., Rao, Y., Feng, J., & Wang, F. L. (2020). Sentiment strength detection with a context-dependent lexicon-based convolutional neural network. *Information Sciences*, 520, 389-399. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025520301018>, diakses pada 17 September 2022 pukul 13.32

Joshi, A., Bhattacharyya, P., & Carman, M. (2016). Automatic sarcasm detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 48(2), 1-27. doi: 10.1145/2850467 diakses pada 5 Mei 2023 pukul 08.01

Joshi, M., & Vala, H. (2014). Opinion Mining For Sentiment Data Classification. *International Journal of Research in Information Technology*, 3(1), 1-13. <https://sites.google.com/a/ijrit.com/papers/jan3/V3I102.pdf>, diakses pada 17 September 2022 pukul 13.38

K. Rajeswari and P. Shanthibala, "Recognition of Sarcastic Emotions of Individuals on Social Network," *Int. J. Pure Appl. Math.*, vol. 118, no. 7, pp. 253–259, 2018 diakses pada 4 Desember 2022 pukul 20.46

Katyayan, P., & Joshi, N. (2018). Sarcasm Detection Algorithms Based on Sentiment Strength. *International Journal of Computer Applications*, 180(44), 13-17. BOOK

- Katyayan, P., & Joshi, N. (2020). Sarcasm Detection Algorithms Based on Sentiment Strength. *Intelligent Data Analysis: From Data Gathering to Data Comprehension*, 289-306. diakses pada 27 Mei 2023 pukul 19.37
- KBBI, 2016. Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), <http://kbbi.web.id/pusat>, diakses pada 18 Oktober 2022 pukul 19.22
- Kinicki Angelo, Roberr Kreitner, 2003. *Organizational Behavior Key Concepts, Skills & Best Practices*. \lc. Grau Hill Boston <https://www.cramiingegneria.com/it/sites/default/files/webform/pdf-organizational-behavior--key-concepts-skills--best-practices-angelo-kinicki-mel-fugate-pdf-download-free-book-51b956b.pdf>, diakses pada 8 Oktober2022 pukul 13.52
- Kunneman, F., Liebrecht, C., & Van den Bosch, A. (2015). Sarcasm between friends and enemies: The Dutch ROMI dataset. In *Proceedings of the 11th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2015)* (pp. 1054-1058). diakses pada 28 Mei 2023 pukul 22.43
- Lestari, A. N., & Prasetyo, E. (2020). Analysis of Social Media Users' Opinion Language Style Using Sentiment Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1567(4), 042059. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Li, X., Huang, Y., & Liu, X. (2019). Sentiment Analysis of Chinese Microblog Based on Improved Naive Bayes Classification. *IEEE Access*, 7, 166329-166338. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers <https://www.morganclaypool.com/doi/abs/10.2200/s00416ed1v01v201204hlt016>. diakses pada 17 September 2022 pukul 14.25
- Lunando, E., & Purwarianti, A. (2013, September). Indonesian social media sentiment analysis with sarcasm detection. In *2013 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)* (pp. 195-198). IEEE. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6761575/>, diakses pada 16 Oktober 2022 pukul 18.41
- Maynard, D. G., & Greenwood, M. A. (2014, March). Who cares about sarcastic tweets? investigating the impact of sarcasm on sentiment analysis. In *Lrec 2014 proceedings*. ELRA. <https://eprints.whiterose.ac.uk/130763/>, diakses pada 16 Oktober 2022 pukul 18.55
- McKinney, W., Perktold, J., & Seabold, S. (2011). *Probability theory: The basics*. In *Python for Data Analysis* (pp. 135-145). O'Reilly Media, Inc. 012083. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15

- Nandi, Abheek & Sharma, Preeti. (2021). Comparative Study of Sentiment Analysis Techniques. 10.1201/9781003202240-72. diakses pada 27 Mei 2023 pukul 15.49
- Norman, D. A., Garcia, J., & Herron, J. (2011). Emotion and Design: Attractive Things Work Better. *Interactions*, 18(6), 36-42. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Norman, G. J., Norris, C., Gollan, J., Ito, T., Hawkley, L., Larsen, J., Berntson, G. G., 2011. Current emotion research in psychophysiology: The neurobiology of evaluative bivalence. *Emotion Review*, 3, 3349-359 <https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/1754073911402403>, diakses pada 17 September 2022 pukul 16.01
- Putri, D. A., & Sari, E. K. (2019). The use of slang words in Indonesian Twitter: A study of slang words used by Indonesian netizens. *Journal of Language Teaching and Research*, 10(4), 682-688. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Ramadhan, D. A., & Setiawan, E. B. (2019). ANALISIS SENTIMEN PROGRAM ACARA DI SCTV PADA TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE. *E-Proceeding of Engineering*, 9376-9743 <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/10708>, diakses pada 17 September 2022 pukul 21.39
- Reyes, A., Rosso, P., & Veale, T. (2013). A multidimensional approach for detecting irony in Twitter. *Language Resources and Evaluation*, 47(1), 239-268. diakses pada 28 Mei 2023 pukul 22.43
- Riloff, E., & Wiebe, J. (2003). Learning extraction patterns for subjective expressions. *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 10(1), 105-112 diakses pada 23 Mei 2023 pukul 19.34
- Rosid, M. A., Muharram, F., & Affandi, G. R. (2022). Comparison of the Performance of Machine Learning Algorithms for Sarcasm Detection in Bahasa. *Procedia of Social Sciences and Humanities*, 3, 1192-1195. <https://pssh.umsida.ac.id/index.php/pssh/article/view/253>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 17.28
- Saleh, A. (2015). Implementasi metode klasifikasi naive bayes dalam memprediksi besarnya penggunaan listrik rumah tangga. *Creative Information Technology Journal*, 2(3), 207-217. <http://citec.amikom.ac.id/main/index.php/citec/article/view/49>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 18.55
- Sanjaya, W. (2015). Perencanaan dan Desain Sistem Pembelajaran. https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=Y9xDDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA48&ots=Esp_GET6DY&sig=9Up5YS5xO9_nZ-

[Kxb5vV5MDc1E&redir_esc=y#v=onepage&q=sistem%20pembelajaran%20adalah&f=false](#), diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 21.31

- Saputra, C. B., Muzakir, A., & Adriansyah, D. (2019). ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP #2019 GANTI PRESIDEN BERDASARKAN OPINI DARI TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER. *Bina Darma Conference on Computer Science*, 403–413 <https://conference.binadarma.ac.id/index.php/BDCSS/article/view/155>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 21.43
- Sari, S., Khaira, U., Pradita, P. E. P. U., & Tri, T. S. (2021). Sentiment Analysis Against Beauty Shaming Comments on Twitter Social Media Using SentiStrength Algorithm. *Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering (IJIRSE)*, 1(1), 71-78. <https://journal.irpi.or.id/index.php/ijirse/article/view/55>, diakses pada 17 September 2022 pukul 18.44
- Sheyira, S., Suarjaya, I. M. A. D., & Buana, P. W. (2022). Pengaruh Kombinasi dan Urutan Pre-Processing pada Tweets Bahasa Indonesia. *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, 3(2). diakses pada 28 Mei 2023 pukul 22.43
- Signhaniya, S., Saini, V., & Singh, S. (2015). Sentiment analysis of Twitter data using sentimental dependency parse tree. *International Journal of Computer Applications*, 114(7), 19-23. diakses pada 27 Mei 2023 pukul 19.23
- Sugiyanto, R., & Arifin, A. Z. (2019). Evaluasi Klasifikasi Sentimen pada Data Teks Bahasa Indonesia; Perbandingan Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 12(1), 1-9. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Thelwall, M., Buckley, K., Paltoglou, G., Cai, D., & Kappas, A. 2010, Sentiment strength detection in short informal text. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 61(12), 2544-2558 <https://asistdl.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asi.21416>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 13.39
- Ting, S. L., Ip, W. H., & Tsang, A. H. (2011). Is Naïve Bayes a Good Classifier for Document Classification?. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, 5(3), 37-46. https://www.researchgate.net/profile/Wh-Ip/publication/266463703_Is_Naive_Bayes_a_Good_Classifier_for_Document_Classification/links/59717c43aca2721b09791665/Is-Naive-Bayes-a-Good-Classifier-for-Docment-Classification.pdf. diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 20.18
- Tungthamthiti, P., Sinthupinyo, S., & Kanhabua, N. (2014). Twitter sentiment analysis based on lexical semantics. In *Proceedings of the 11th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, 186-191. diakses pada 27 Mei 2023 pukul 19.23

- Van Hee, C., Lefever, E., De Pauw, G., & Hoste, V. (2018). Sarcasm detection on social media: The impact of formal features in a continuous space model. *Information Processing & Management*, 54(1), 2-20. diakses pada Februari 2023 pukul 06.15
- Wahid, D. H., & Azhari, S. N. (2016). Peringkasan sentimen ekstraktif di twitter menggunakan hybrid TF-IDF dan cosine similarity. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 10(2), 207-218. <https://journal.ugm.ac.id/ijccs/article/view/16625>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 20.34
- Yunitasari, Y., Musdholifah, A., & Sari, A. K. (2019). Sarcasm detection for sentiment analysis in Indonesian tweets. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 13(1), 53-62. <https://jurnal.ugm.ac.id/ijccs/article/view/41136>, diakses pada 17 September 2022 pukul 18.44
- Zuhdi, M. I., Suryadi, D., & Yuniati, Y. (2019). PENGARUH MODERNISASI SISTEM ADMINISTRASI DAN SANKSI PERPAJAKAN TERHADAP KEPATUHAN WAJIB PAJAK ORANG PRIBADI PADA KPP PRATAMA BANDUNG X. *Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi)*, 3(1), 116-135. <http://journal.stiemb.ac.id/index.php/mea/article/view/93>, diakses pada 8 Oktober 2022 pukul 20.45

LAMPIRAN

