

Similarity

by Turnitin Check

Submission date: 12-Mar-2025 11:35AM (UTC+0700)

Submission ID: 2564719922

File name: 15_Kusumaningsih_et_al_145-156.docx (153.36K)

Word count: 6324

Character count: 42378

**MONKEYLEARN TOOL'S PUBLIC SENTIMENT ANALYSIS
TOWARDS THE 2024 INDONESIAN ELECTION IN TWITTER**

**ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR TWITTER PADA PEMILU 2024 INDONESIA
BERBANTUAN SITUS MONKEYLEARN**

Dewi Kusumaningsih¹⁾, Hani Greisilavia Andaresta^{*2)}, Kundharu Saddhono³⁾, Hanisah Hanafi⁴⁾

¹⁾Indonesia, Universitas Veteran Bangun Nusantara, dewikusumaningsih71@gmail.com

²⁾Indonesia, Universitas Veteran Bangun Nusantara, haninigres@gmail.com

³⁾Indonesia, Universitas Sebelas Maret, kundharu_s@staff.uns.ac.id

⁴⁾Indonesia, Universitas Gorontalo, hanisah.hanafi@ung.ac.id

*Correspondence to: haninigres@gmail.com

Article History: Received 1 November 2024

Revision: 20 Desember 2024

Accepted 27 Desember 2024

Available online 28 Desember 2024

5

ABSTRACT

The purpose of this study is to classify and identify the meaning of sentiment language to reduce misconceptions or misinterpretations of sentiment language in Twitter comment columns related to the general election in Indonesia in 2024. This research is descriptive qualitative and uses neutral language processing (NLP) methods, namely sentiment analysis lexicon-based in the form of manual labeling through identification of lexical indications and machine labeling by utilizing the sentiment analysis site Monkeylearn. The results of this study are the classification of negative sentiment language as much as twenty data, positive as much as six data, neutral as much as one data as well as the identification of three common sarcasm language styles in negative sentiment namely irony, satire, and sarcasm as well as the tendency of expressing negative sentiment by Twitter users about candidates and the course of the election with piercing meaning but delivered with subtle language along with high negative sentiment score but not in harsh language in the form of rhetorical cynicism dominance. The implication of this research is to pay attention to lexemes or lexical indications while conducting machine-assisted automatic labeling as a comparison of the accuracy of manually analyzed and machine-assisted language data.

Keywords: sentiment language, irony, cynicism, sarcasm, Twitter

27

ABSTRAK

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengelompokkan dan mengidentifikasi makna bahasa sentimen untuk mengurangi miskonsepsi atau misinterpretasi terhadap bahasa sentimen pada kolom komentar Twitter terkait dengan pemilihan umum di Indonesia tahun 2024. Penelitian ini berjenis deskriptif kualitatif dan menggunakan metode *neutral language processing (NLP)* yaitu *sentiment analysis lexicon-based* berbentuk pelabelan manual melalui identifikasi indikasi leksikal dan pelabelan mesin dengan memanfaatkan situs analisis sentimen *Monkeylearn*. Hasil dari penelitian ini adalah klasifikasi dari bahasa sentimen yang bersifat negatif sebanyak dua puluh data, bersifat positif sebanyak enam data, bersifat netral sebanyak satu data serta identifikasi tiga gaya bahasa sindiran yang umum dalam sentimen negatif yaitu ironi, sinisme, dan sarkasme serta kecenderungan pengungkapan sentimen negatif oleh pengguna Twitter mengenai kandidat dan jalannya pemilu dengan makna yang menusuk tetapi disampaikan dengan bahasa yang halus berikut dengan skor sentimen negatif yang tinggi tetapi tidak dalam bahasa yang kasar berupa dominansi sinisme retorik. Implikasi dari penelitian ini adalah untuk memperhatikan indikasi leksem atau leksikal sekaligus melakukan pelabelan otomatis dengan berbantuan mesin sebagai komparasi dari akurasi pada data bahasa yang dianalisis secara manual dan berbantuan mesin.

Kata Kunci: bahasa sentimen, ironi, sinisme, sarkasme, Twitter

DOI: <https://doi.org/10.25299/geram.2024.21484>

Citation: Kusumaningsih, D., Andaresta, H. G., Saddhono, K., Hanafi, H. (2024). Analisis Sentimen Komentar Twitter pada Pemilu 2024 Indonesia Berbantuan Situs Monkeylearn, 12(2), 145-156
<https://doi.org/10.25299/geram.2024.21484>

PENDAHULUAN

Media sosial adalah elemen penting dari kehidupan sehari-hari masyarakat yang berfungsi sebagai saluran komunikasi di mana ide dan pemikiran dipublikasikan dan merupakan alat yang membentuk generasi masa depan (Drus & Khalid, 2019; Joyce & Ding, 2017; Oyewola et al., 2023; Rosenberg et al., 2023). Media sosial, telah digunakan pula untuk memantau dan memprediksi jalannya pemilihan umum (Joyce & Ding, 2017). Media sosial memiliki potensi untuk menjembatani kesenjangan antara politisi dan calon pemilih mereka (Saz-Rubio, 2023), dan penggunaan komunikasi tidak diragukan lagi dapat mempengaruhi minat dan keterlibatan warga negara dalam kegiatan politik (W. Liu & Wang, 2020). Salah satu konsekuensi langsung dari semua ini adalah meningkatnya komunikasi politik daring antara kedua belah pihak, terutama di bidang perdebatan politik daring, karena jumlah platform media untuk pertukaran pendapat telah berlipat ganda dan hal ini, pada gilirannya, telah memberikan audiens bentuk-bentuk penggunaan media yang lebih banyak dan lebih baru (Savilova et al., 2015; Sosnina, 2015).

Banyak orang mengekspresikan perasaan mereka terhadap setiap kandidat di berbagai jejaring sosial termasuk Twitter (Ansari et al., 2020; Joyce & Ding, 2017). Twitter adalah media sosial yang sering digunakan untuk jejaring sosial dan *microblogging* dalam media teks maksimal 280 karakter (Ansari et al., 2020; Oyewola et al., 2023). Belakangan ini, Twitter telah banyak digunakan sebagai media untuk mengekspresikan pemikiran politik dan terhubung dengan orang awam (Ansari et al., 2020; Joyce & Ding, 2017; Oyewola et al., 2023). Twitter menyediakan sejumlah besar data real-time yang dapat digunakan untuk menganalisis opini dan sentimen publik terhadap kandidat dan partai politik (Bharti et al., 2016; Li & Shi, 2023; Oyewola et al., 2023; Rosenberg et al., 2023). Selain itu, dalam beberapa tahun terakhir, media sosial telah menjadi seperti 'medan pertempuran' antara para politisi yang terus-menerus bertujuan untuk menjangkau orang-orang dan memenangkan suara mereka (Antypas et al., 2023).

Ironi, sinisme, dan sarkasme merupakan saudara kandung dalam keluarga "kiasan" retorika (Saputri, et al., 2024), terutama dalam analisis retorika politik (Musolff, 2017). Twitter merupakan platform yang berbasis bahasa tulis, oleh karena itu sarkasme, sinisme, dan ironi atau bahasa sindiran secara umum sangat mungkin disalahpahami (Eleta & Golbeck, 2014; Loureiro et al., 2022; Sampietro & Salmerón, 2021; Spinde et al., 2023). Hal ini karena lain dengan bahasa yang lugas (Annisia et al., 2022), sarkasme, ironi, dan sinisme atau bahasa sindiran melibatkan makna yang sering kali berlawanan dengan apa yang dituliskan (Thompson & Filik, 2016). Dalam literatur, istilah sarkasme, sinisme, dan ironi kadang-kadang digunakan secara bergantian; namun, sarkasme secara umum diterima sebagai bentuk sinisme yang lebih halus dan sinisme disebut sebagai bentuk ironi yang lebih kasar, yang diarahkan pada seseorang, dan biasanya disesuaikan dengan berapa banyak tingkat cerminan sikap negatif (Eisterhold et al., 2006; Lagerwerf, 2007; Levant et al., 2020; S. Liu, 2023). Selain itu, sarkasme umumnya ditandai dengan semangat ironis atau sarkastik yang dimaksudkan untuk menghina, mengejek, atau menghibur dengan lebih gamblang (Heru, 2018). Oleh karena itu, kemampuan untuk menilai sentimen akan sangat membantu dalam mengorganisasikan dan mengelompokkan serta memudahkan untuk menemukan dan bereaksi terhadap pendapat yang sama atau berlawanan sehingga memberikan cara yang lebih baik untuk berdiskusi dan berbagi informasi (Bonifazi et al., 2023; Denecke & Reichenpfader, 2023; Feng, 2023; Fischer et al., 2023).

Eskalasi ke arah sentimen di media sosial terutamanya Twitter, merupakan hasil dari mimesis yang mentah dan belum dikelompokkan atau diklasifikasikan (Antypas et al., 2023; Iddrisu et al., 2023); yaitu, responden yang menghadapi balasan agresif yang menegaskan dan memperkuat pendapat mereka sendiri mungkin cenderung menggemakan agresivitas dalam respons mereka; atau sebaliknya, ketika bertemu dengan pandangan yang berlawanan, responden mungkin menjadi lebih terpolarisasi ke dalam pendapat mereka sendiri melalui proses bias diskonfirmasi dalam bahasa tulis yang tidak dapat dikonfirmasi secara langsung (Govindan & Balakrishnan, 2022; Iddrisu et al., 2023; Kusumaningrum et al., 2023; Luo & Mu, 2022). Dalam halnya kajian semantik, mendapatkan atau memahami sentimen berdasarkan teks serta bahasa tertulis tidaklah mudah dikarenakan belum dipahaminya konteks dari bahasa tertulis tersebut sehingga seringkali terjadi miskonsepsi atau misinterpretasi karena penggunaan bahasa yang cenderung lebih sarkastik dan ironis bahkan abusif tetapi tanpa nada bicara untuk bersikeras ketika mengekspresikan pendapat atau perasaan mereka dengan menulis sesuatu dan

mengartikan sesuatu yang lain (Ibrohim & Budi, 2018; Saraswathi et al., 2023; Sonawane & Kolhe, 2020; Whalen et al., 2020). Terlebih lagi, eksplorasi pada bahasa sentimen terkait ketidaksopanan serta bias yang berupa sarkasme dan ironi serta bahasa abusif yang diarahkan pada pemilihan umum baik kandidat atau jalannya dalam media sosial Twitter ini termasuk dalam fenomena semantik (Rivière et al., 2018; Sanders, 2013; Stoykova, 2013; Sunwoo Jeong, 2018; Taylor, 2015).

Kenyataannya, masih banyak ditemukan kesulitan dalam mengklasifikasi bahasa sentimen tertulis, terlebih mengidentifikasi makna di balik sentimen tersebut. Penelitian sebelumnya hanya berfokus pada klasifikasi sentimen dominan dan ketepatannya dalam Bahasa tertulis yang didapat dari Twitter atau identifikasi makna tanpa klasifikasi serta pelabelan bahasa sentimen (berlaku sebaliknya) serta identifikasi bahasa sentimen bersifat verbal dan bukan tulisan (Joyce & Ding, 2017; Musolff, 2017; Saz-Rubio, 2023; Stoykova, 2013). Oleh karena itu penelitian ini menjadi penting karena bahasa sentimen tertulis yang terdapat dalam kolom komentar Twitter kerap kali disalahpahami sebab klasifikasinya yang belum umum, selain itu, klasifikasi tersebut akan menjadi lebih bermakna apabila disertai dengan konteks makna bahasa tertulis itu sendiri.

Dengan demikian, riset ini bertujuan untuk ini mengelompokkan bahasa sentimen dalam kolom komentar Twitter mengenai para kandidat pemilu dan jalannya pemilu serta mengidentifikasi makna di balik bahasa sentimen supaya dapat mengurangi miskonsepsi atau misinterpretasi terhadap bahasa sentimen pada kolom komentar Twitter mengenai para kandidat pemilu dan jalannya pemilu.

15 METODE PENELITIAN

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah deskriptif kualitatif yang menyajikan hasil analisis dalam bentuk deskriptif. Data dalam penelitian ini berkaitan dengan bahasa. Menurut Sudaryanto (Sudaryanto, 2015), penelitian linguistik deskriptif dilakukan tanpa adanya pengubahan data, melainkan melalui proses deskripsi dan interpretasi data yang dilakukan peneliti. Hal tersebut menjadi dasar penelitian ini, yaitu untuk mendeskripsikan hasil analisis terkait bahasa sentimen yang terdapat dalam kolom komentar sosial media twitter mengenai para kandidat pemilu atau jalannya pemilu.

Data adalah dokumen penelitian yang sudah jadi, bukan dokumen penelitian mentah. Data mengacu pada bahan atau informasi yang disediakan oleh alam yang dengan sengaja harus disediakan oleh peneliti sesuai dengan masalah yang diteliti (Sugiyono, 2013). Adapun data dalam penelitian ini adalah bahasa sentimen baik yang berupa kata, frasa, atau kalimat yang terdapat pada kolom komentar media sosial CNN Indonesia, Detik, dan Kompas, yang diambil pada bulan September 2023-November 2023.

9 Teknik dokumentasi dan catat digunakan dalam penelitian ini. Dokumentasi merupakan informasi yang berasal dari dokumen-dokumen penting, baik dari instansi, organisasi maupun perseorangan berupa teks, gambar atau karya monumental seseorang (Sugiyono, 2013). Dalam penelitian ini peneliti mengambil dokumentasi dengan tangkap layar atau *screenshot* terhadap komentar yang memuat bahasa sentimen dalam kolom komentar media sosial twitter berita CNN Indonesia, Detik, dan Kompas. 12 telah data didapatkan, langkah selanjutnya adalah menggunakan metode catat atau *taking note*. Data-data yang didapat tersebut dicatat ke dalam tabel kartu data untuk kemudian diklasifikasi 25 dan dianalisis.

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kualitatif dengan metode *sentiment analysis* atau analisis sentimen *lexicon-based* dan kemudian diidentifikasi berdasarkan teori semantik makna. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan pelabelan manual dan bantuan mesin yaitu menggunakan website analisis sentimen *Monkeylear*. Pelabelan manual dilakukan dengan mencermati indikasi leksikon sedangkan pelabelan mesin diawali dengan tahap sebelum proses yaitu cuitan dari dataset (*tweet cleaning*), mengubah format data cuitan menjadi huruf ke 5 (*lowercasing*), serta menghapus semua tanda baca dalam data (*punction removal*). Selanjutnya, berkaitan dengan makna konseptual suatu leksem atau satuan leksikal, dapat dilihat kedudukan leksem yang maknanya berubah dalam konteks medan makna (Keraf, 2007). Dalam konteks medan makna, perubahan makna dapat meluas, menyusut, atau berubah total sementara perubahan makna dalam nilai rasa bisa halus, kasar, indah, konkrit atau tegas (Keraf, 2007). Karenanya, hal ini mampu dijadikan kajian untuk mengkaji identifikasi makna bahasa sentimen dalam kolom komentar Twitter terkait dengan pemilu, dan jenis perubahan yang akan dikaji pada penelitian ini adalah perubahan makna dengan jenis ironi, sinisme, dan sarkasme.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Pada bagian ini, akan diberikan klasifikasi dan pengelompokan bahasa sentimen dengan pelabelan secara manual dan dengan menggunakan bantuan *website Monkeylearn*. Terdapat tahapan pokok dalam implementasi ini yaitu preprocessing yang berisi tahapan pembersihan data dari tagar, link, dan set data lainnya; perubahan kapitalisasi menjadi huruf kecil; dan penghapusan tanda baca, sebelum akhirnya diklasifikasikan menjadi jenis sentimen negatif, positif, dan netral dengan indikasi leksikon pada pelabelan manual dan skor sentiment pada pelabelan dengan *website Monkeylearn*. Kemudian, sentimen negatif mengandung leksikon yang lebih kompleks dari sentimen positif jika dalam konteks medan makna dan nilai rasa. Dalam konteks medan makna, perubahan makna dapat bersifat meluas, menyempit, atau berubah total. Pada konteks nilai rasa, perubahan makna dapat bersifat menghalus, mengasar, mengindah, dan mengonkrit atau menegas. Beberapa jenis dari perubahan makna ini di antara lain adalah ironi, sinisme, dan sarkasme, sehingga apabila data tersebut merupakan sentimen negatif, maka data akan diidentifikasi lebih lanjut dengan teori semantik perubahan makna guna mengetahui gaya bahasa apa yang digunakan dalam sentiment negatif tersebut.

Data 1 04-09-23 @malasnonton

"Pagi timbul sore tenggelam, eh malam tidur nyenyak di istananya (CNNIndonesia)"

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *pagi timbul sore tenggelam eh malam tidur nyenyak di istananya*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu seluruh kalimat itu sendiri (menggunakan metafore). Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 85.8% sentimen negatif. Sementara itu, frasa *pagi timbul* dan *sore tenggelam* secara harfiah berarti menggambarkan fase kedudukan matahari. Akan tetapi diikuti dengan klausa *tidur nyenyak di istananya* maka seseorang kemungkinan sedang menyampaikan sindiran secara halus bahwa kandidat yang berkaitan akan berperilaku apatis pada rakyat, sehingga kalimat tersebut dapat dikelompokkan sebagai ironi perumpamaan.

Data 2 17-09-23 @kantungsemar

Kita lihat saja nanti siapa pemimpin yg terpilih di pilpres 2024 (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *kita lihat saja nanti siapa pemimpin yg terpilih di pilpres 2024*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen netral yaitu klausa, "lihat saja nanti." Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 45.5% sentimen positif. Sentimen netral ini tidak memiliki tanda leksikon positif yang gamblang ataupun tanda leksikon tersirat seperti sentiment negatif sehingga *website sederhana seperti Monkeylearn* cenderung melabelinya sebagai sentiment positif.

Data 3 24-09-23 @Mgrp_crypto

Kaga ada yg tertarik, emang mereka mewakili siapa?(CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *kaga ada yg tertarik emang mereka mewakili siapa*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kalimat, "kaga ada yg tertarik." Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 40.7% sentimen negatif. Sementara itu, klausa *Kaga ada yg tertarik* memiliki makna yang jelas bahwa seseorang tidak memiliki ketertarikan akan sesuatu atau misalnya pada kandidat, diikuti dengan klausa *emang mereka mewakili siapa?* yang merupakan sebuah pertanyaan retorik jika dikaitkan dengan klausa pertama, maka kalimat tersebut membuat bahasa sindiran yang gamblang namun halus, maka kalimat dalam data ini dapat dikelompokkan sebagai sinisme retorik.

Data 4 25-09-23 @sobgan_

Tercium aroma kepanikan luar biasa setelah tak menjabat (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *tercium aroma kepanikan luar biasa setelah tak menjabat*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu frasa "aroma kepanikan." Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 45.4% sentimen negatif. Sementara itu, frasa *aroma kepanikan* adalah sebuah perumpamaan dari rasa panik yang kentara. Seseorang menggunakan kalimat ini untuk menyindir pihak yang tidak lagi memiliki jabatan. Karenanya, data ini dapat diidentifikasi sebagai ironi perumpamaan.

Data 5 29-09-23 @RevoNugroho

Terus ngapain ada pemilu kalo udah begini? Buang buang duit aja (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *terus ngapain ada pemilu kalo udah begini buang buang duit aja*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu frasa “buang-buang duit.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 52.8% sentimen negatif. Sementara itu, klausa *buang buang duit* adalah sebuah bentuk ungkapan kekecewaan sekaligus sindiran pada sesuatu yang tidak bermakna, maka apabila klausa tersebut diawali oleh kalimat *Terus ngapain ada pemilu kalo udah begini?* maka kedudukannya adalah sebagai pertanyaan retorik, maka data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme retorik.

Data 6 30-09-23 @astikaniki1

Maju terus (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *maju terus*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen positif yaitu kata “maju.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 75.3% sentimen positif.

Data 7 30-09-23 @urcaregiver

Woe, apaan ini?? Bisa dipidanain itu tolol amat (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *woe apaan ini bisa dipidanain itu tolol amat*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “tolol.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 77.4% sentimen negatif. Sementara itu, kata *tolol* jelas merupakan makian yang kasar dan gablang. Sementara frasa *bisa dipidanain* kerap digunakan seseorang untuk secara gablang mengancam konsekuensi dari sebuah tindakan. Karena terdapat dua indikasi, maka data ini dapat diidentifikasi baik sebagai sarkasme umpatan maupun sarkasme kecaman.

Data 8 30-09-23 @jakariatangkari

Sekalian didukung malaikat,agar tinggal di Lantik saja (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *sekalian didukung malaikat agar tinggal di lantik saja*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “sekalian.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 36.8% sentimen negatif. Sementara itu, kata *malaikat* umumnya memiliki makna yang positif. Akan tetapi dalam kalimat ini, frasa *didukung malaikat* justru dikaitkan dengan *agar tinggal dilantik* di mana terkesan remeh dan instan. Seseorang menggunakan kalimat ini untuk menyindir sebuah pencapaian yang dicapai dengan cara yang remeh. Karenanya, data ini dapat diidentifikasi sebagai ironi pertentangan.

Data 9 02-10-23 @developer_dt

hah ruwet...PKS elek2 o koyok ngono atau di cap HTI itu kader2nya ga pernah tersandung kasus korupsi se masif PDI-P.. (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *hah ruwet pks elek2 o koyok ngono atau di cap hti itu kader2nya ga pernah tersandung kasus korupsi se masif pdi p*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “ruwet.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 68.2% sentimen negatif. Sementara itu, kata *ruwet* memiliki arti “rumit,” sedangkan pada kalimat *PKS elek2 o koyok ngono atau di cap HTI itu kader2nya ga pernah tersandung kasus korupsi se masif PDI-P..* digunakan pertentangan di mana PKS dinyatakan sebagai sejelek-jeleknya untuk kemudian dianggap lebih baik jika dibandingkan dengan PDI-P. Karenanya, meskipun menyampaikan sindiran secara gablang, kalimat dalam data ini tidak bersifat terlalu kasar atau keras sehingga dapat diidentifikasi sebagai sinisme pertentangan.

Data 10 03-1-23 @RBizniz2020

Yg nelongso itu bukan kyai, tapi ayam. Tuh Ayam Nelongso di mana-mana. (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *yg nelongso itu bukan kyai tapi ayam tuh ayam nelongso di mana-mana*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “bukan.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 40.9% sentimen negatif. Sementara itu, frasa *ayam nelongso* dalam bahasa jawa memiliki arti kesepian. Melalui kalimat ini, seseorang tengah menyindir secara halus

pihak yang memanfaatkan posisi dan eksistensi para Kyai. Oleh karena itu, data ini dapat diidentifikasi sebagai ironi perumpamaan.

Data 11 02-10-23 @hendraadict

Tandanya Udah dijalan yg benar (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *tandanya udah dijalan yg benar*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen positif yaitu kata “benar.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 37.6% sentimen positif.

Data 12 10-10-23 @sipil82

Lembaga survey pelacur (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *lembaga survey pelacur*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “pelacur.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 53.7% sentimen negatif. Sementara itu, kata *pelacur* adalah sebuah makian yang kasar. Pada klausa ini, seseorang mengungkapkan sindiran yang keras dan menganggap lembaga survei sebagai pelacur yang mana berarti dapat dibayar dan diperintah sesukanya. Dengan demikian, data ini dapat diidentifikasi sebagai sarkasme umpatan.

Data 13 16-10-23 @papasito_OF

Mantaapp... pak wali bisa jadi cawapres. Yuuhuuuu.... (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *mantaap pak wali bisa jadi cawapres yuuhuuuu*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen positif yaitu kata “mantap” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 42.7% sentimen positif.

Data 14 16-10-23 @afatsal

Kkn kelas platinum (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *kkn kelas platinum*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “kkn.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 84.8% sentimen negatif. Sementara itu, KKN adalah singkatan dari Korupsi Kolusi dan Nepotisme sementara frasa *kelas platinum* memiliki arti tingkat atau status yang tinggi. Karenanya, seseorang mungkin sedang menyindir pihak dengan status tinggi yang tengah melakukan praktik KKN. Dengan demikian, data ini dapat diidentifikasi sebagai ironi pertentangan.

Data 15 17-10-23 @Bakarasta99

Nahlo sedangkan yang tertulis UNSA itu Universitas Negeri Surakarta. Secara administrasi PTN/PTS sudah beda. Apa ini namanya bukan ada kecacatan? atau itu masih dalam batas wajar sehingga dianggap SAH? (Detik.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *nahlo sedangkan yang tertulis unsa itu universitas negeri surakarta secara administrasi ptn pts sudah beda apa ini namanya bukan ada kecacatan atau itu masih dalam batas wajar sehingga dianggap sah*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “kecacatan.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 59.2% sentimen negatif. Sementara itu, kalimat di atas digunakan seseorang untuk menyindir dengan memanfaatkan pertanyaan retorik yang telah memiliki jawaban pasti, dilengkapi argumentasi yang mantap dan fakta lapangan. Karenanya data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme retorik.

Data 16 18-10-23 @HenHenschel

bapak temen lu smpe maksain ngubah konstitusi g bang? (Detik.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *bapak temen lu smpe maksain ngubah konstitusi g bang*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “maksain.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 39.4% sentimen negatif. Sementara itu, konstitusi bukan sesuatu yang mudah untuk dipertanyakan, terlebih lagi oleh seorang “Bapak” biasa. Karenanya dari kalimat di atas, seseorang sedang menyampaikan sindiran yang gamblang tanpa menggunakan kosakata kasar, tetapi dengan bentuk pertanyaan retorik, karenanya data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme retorik.

Data 17 21-10-23 @fauzanalqi
sikap ambisi inilah yang membuat semua tidak kondusif #GibranMenclaMencle
(CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *sikap ambisi inilah yang membuat semua tidak kondusif*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu frasa “tidak kondusif.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 30.2% sentimen negatif. Sementara itu, kata *ambisi* biasanya bermakna positif, akan tetapi dalam data ini, kata *ambisi* kemudian diikuti dengan kata *tidak kondusif* yang mana kemungkinan seseorang sedang menyampaikan sindiran bahwa justru sikap ambisi berlebih menyebabkan ketidakkondusifan. Karenanya, data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme pertentangan.

Data 18 23-10-23 @demakarim
Yaa gini indonesia. Kalo tidak sejalan, main serang. Kalo sepaham, lengket bat kek tepung kanji (Detik.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *yaa gini indonesia kalo tidak sejalan main serang kalo sepaham lengket bat kek tepung kanji*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu frasa “main serang.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 70.7% sentimen negatif. Sementara itu, pada kalimat ini, seseorang tengah menyindir dengan menyatakan dua situasi dimana beberapa pihak akan saling menyerang jika tidak sepaham akan tetapi akan saling seiring apabila sepaham. Penggunaan klausa *lengket bat kek tepung kanji* adalah perumpamaan yang digunakan untuk menggambarkan betapa eratnya pihak-pihak yang sepaham. Oleh karena itu, data ini dapat diidentifikasi sebagai ironi perumpamaan.

Data 19 23-10-23 @ndnr
Percuma kalua cuman jadi boneka (Detik.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *percuma kalua cuman jadi boneka*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “boneka.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 48% sentimen negatif. Sementara itu, kata *boneka* sering digunakan untuk mengumpamakan sesuatu yang dikendalikan. Seseorang keungkinan Tengah menyindir kandidat yang akan menjadi pihak di bawah kendali dan tidak bebas. Karenanya, data ini dapat diidentifikasi sebagai ironi perumpamaan.

Data 20 22-10-23 @dAsalbantani
Horeeee, selamat yah! (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *horeeee selamat yah*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen positif yaitu kata “horeeee,” dan kata, “selamat.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 61.4% sentimen positif.

Data 21 22-10-23 @Fottify
gaas terus http://shope.ee/B1klwPi5a (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *gaas terus*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen positif yaitu kata “gaas.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 56.9% sentimen positif.

Data 22 23-10-23 @ghifarisyukur
Baru 2 thn anjr, anak SMA aja blm lulus (CNNIndonesia)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *baru 2 thn anjr anak sma aja blm lulus*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “anjr.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 74% sentimen negatif. Sementara itu, kata *anjr* atau “anjir,” yang berarti “anjing,” adalah sebuah kata umpatan kasar yang digunakan untuk memaki seseorang. Sementara kalimat *Baru 2 tahun anjr, anak SMA aja blm lulus* apabila digunakan seseorang untuk memaki kiprah para kandidat yang belum lama dalam dunia politik dan dipastikan minim pengalaman, maka data ini dapat dikelompokkan sebagai sarkasme umpatan.

Data 23 27-10-23 @lupaabsen

Emang boleh negara seabai itu pada pelaku penculikan? (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *emang boleh negara seabai itu pada pelaku penculikan*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu frasa “pelaku penculikan.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 65.4% sentimen negatif. Sementara itu, untuk ukuran sebuah negara, maka tidak seharusnya abai terhadap pelaku penculikan. Tetapi pada data ini, kalimat *Emang boleh negara seabai itu pada pelaku penculikan?* digunakan seseorang untuk mengungkapkan sindiran dengan memanfaatkan pertanyaan retorik, karenanya data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme retorik.

Data 24 24-11-23 @tubirfess

Yang satu penjahat HAM, yang satu boneka, yg satu politik identitas 2beer! (Detik.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *yang satu penjahat ham yang satu boneka yg satu politik identitas*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “penjahat.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 64.9% sentimen negatif. Sementara itu, frasa *penjahat ham* memiliki arti pelaku kejahatan hak asasi manusia. Kata *boneka* berarti dikendalikan oleh orang lain. Frasa *politik identitas* berarti merujuk pada bagaimana identitas sosial seseorang atau kelompok (berdasarkan faktor seperti ras, agama, gender, orientasi seksual, budaya, dll.) memainkan peran penting dalam proses politik dan pembentukan kebijakan, ini melibatkan cara individu atau kelompok mengorganisir diri dan berpartisipasi dalam politik untuk mewakili atau memperjuangkan kepentingan serta hak-hak yang terkait dengan identitas mereka. Apabila dua frasa dan kata ini digabungkan, kemungkinan seseorang tengah menyindir latar belakang para kandidat secara halus. Karenanya, data ini dapat diidentifikasi sebagai *ironi perumpamaan*.

Data 25 24-11-23 @Bianconerria

Kalo cuma maen bola, saya juga bisa. Maenin konstitusi yang saya gak bisa (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *kalo cuma maen bola saya juga bisa maenin konstitusi yang saya gak bisa*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu frasa “maenin konstitusi.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 41.7% sentimen negatif. Sementara itu, frasa *maen bola* dan *maenin konstitusi* adalah dua permainan yang memiliki makna sangat berbeda. Bermain bola dapat dilakukan oleh siapa saja sementara konstitusi adalah hal yang seharusnya tidak bisa ‘dipermainkan’, sehingga keduanya tidak sepadan jika dibandingkan tetapi masuk akal jika dipakai untuk menyindir. Karenanya, data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme perbandingan.

Data 26 28-11-23, @nexian324

Musuh dari musuh kita adalah "teman" untuk kepentingan, wkwkwkk (Kompas.com)

Setelah melalui proses *tweet cleaning, lowercasing, dan punctuation removal*, data berubah menjadi *musuh dari musuh kita adalah teman untuk kepentingan wkwkwkk*. Berdasarkan pelabelan manual, terdapat tanda leksikal sentimen negatif yaitu kata “musuh.” Sedangkan berdasarkan pelabelan mesin, skor dari kalimat tersebut adalah 68.9% sentimen negatif. Sementara itu, kata *musuh* adalah lawan dari kata *teman*, akan tetapi kalimat di atas sengaja mengutip kata *teman* dengan tujuan untuk menyindir pihak-pihak yang berkepentingan atau memiliki intensi khusus. Dengan demikian, data ini dapat diidentifikasi sebagai sinisme pertentangan.

Dilihat dari hasil penelitian di atas, ditemukan 5 sentimen positif, 1 sentimen netral, dan 20 sentimen negatif yang menandakan bahwa dalam kolom komentar media sosial Twitter mengenai kandidat dan jalannya pemilu cenderung didominasi oleh sentimen negatif, dikarenakan bahasa sentimen negatif lebih universal pemakaiannya jika berkaitan dengan mengutamakan argumentasi masing-masing. Sementara itu, gaya bahasa sindiran atau jenis perubahan makna yang paling dominan adalah sinisme terutama sinisme retorik, karena jenis gaya bahasa ini adalah yang paling efektif dan sederhana dalam menyindir, tetapi memiliki tingkat kekasaran yang tidak terlalu tinggi.

Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian klasifikasi bahasa sentimen dan identifikasi makna di balik sentimen negatif dalam kolom komentar media sosial Twitter terkait kandidat dan jalannya pemilu, ditemukan beberapa faktor yang menunjukkan kelemahan dari penelitian, yang pertama yaitu

identifikasi leksem atau leksikal yang hampir serupa pada pelabelan manual. Leksem atau leksikal yang menentukan termasuk ke dalam sentimen positif, negatif, dan netralnya suatu bahasa sentimen terkadang hampir serupa, di mana leksem tersebut dapat bermakna negatif, positif, sekaligus netral. Interpretasi yang berbeda disebabkan oleh beragamnya kemampuan kognitif, akan tetapi dengan mengikuti kesepakatan mengenai indikasi leksikal yang sudah disepakati secara universal, perbedaan mungkin dapat diminimalisir. Selain itu, sejalan dengan penelitian sebelumnya, Twitter merupakan media yang dapat menyebarkan bias dengan cepat dan pertanggungjawabannya yang tidak seberat bahasa verbal (Antypas et al., 2023), sehingga pemahaman kognitif terhadap bahasa tulis terutama pada ranah semantik perlu ditingkatkan.

Selanjutnya, keakuratan pelabelan mesin tergantung pada kualitas mesin yang dipakai. Mesin yang dipakai memiliki tingkat keakuratan dan kerumitan yang berbeda, tergantung pada *brand* mesin yang dipakai. Website *Monkeylearn* pada penelitian ini menawarkan kemudahan akses dan kemudahan penggunaan tanpa unsur pemrograman, akan tetapi keakuratannya dalam mengklasifikasi bahasa sentimen terutama pada sentimen netral, masih jauh dari kata akurat sebab sentimen netral seringkali dinilai sebagai sentimen netral. Maka dari itu, penggunaan mesin yang lebih rumit dalam pelabelan otomatis cenderung memiliki hasil yang lebih akurat pula, seperti pada mesin pelabelan yang digunakan pada penelitian yang relevan (Syakur, 2021).

Kemudian, keterbatasan sampel. Penelitian ini bertentangan dengan penelitian relevan (Musolf, 2017), sebab sumber bahasa yang diteliti adalah bahasa tertulis. Selain itu, hanya mengambil beberapa sampel cuitan dari tiga media pemberitaan dalam kurun waktu yang tidak panjang, sehingga hal ini menjadikan bias dan kurang memunculkan dominansi bahasa sentimen yang akurat. Maka dari itu, penelitian akan lebih meyakinkan lagi apabila data yang diteliti lebih banyak juga.

Berikutnya, gaya bahasa sindiran yang digunakan serta interpretasinya. Dalam penelitian ini, peneliti menemukan dominansi sinisme retorik, akan tetapi gaya bahasa yang digunakan oleh pengguna media sosial Twitter sangat beragam, selain itu, interpretasinya juga dapat berbeda-beda, sesuai dengan standar moral peneliti. Maka dari itu, dengan mengikuti kesepakatan mengenai jenis perubahan makna berupa ironi, sinisme, dan sarkasme yang sudah disepakati secara universal serta meningkatkan kemampuan pemahaman arti semantik, perbedaan interpretasi mungkin dapat diminimalisir, hal ini sejalan dengan penelitian yang relevan (Meriem et al., 2021).

SIMPULAN

Hasil penelitian di atas dapat disimpulkan bahwa menggunakan metode pelabelan manual dengan memperhatikan indikasi leksem atau leksikal sekaligus melakukan pelabelan otomatis dengan berbantuan mesin sebagai komparasi dari akurasi pada data yang diambil dari kolom komentar media sosial Twitter menghasilkan klasifikasi sentimen positif, netral, serta negatif dan didominasi oleh sentimen negatif. Selain itu, ditemukan identifikasi jenis perubahan makna dalam bahasa sentimen negatif tertulis berupa ironi, sinisme, dan sarkasme dengan dominansi sinisme retorik. Interpretasi leksem atau leksikal melibatkan kemampuan kognitif sehingga akan terdapat perbedaan dan bias di dalamnya, terutama pada pelabelan manual. Selain itu, identifikasi perubahan jenis makna juga melibatkan kemampuan kognitif serta standar moral seseorang sehingga tak jarang terdapat perbedaan interpretasi pula di dalamnya, hal ini dapat dihindari dengan meningkatkan kemampuan pemahaman arti semantik dan mengikuti konsep universal mengenai perubahan jenis makna yang telah disepakati. Di sisi lain, keakuratan mesin yang dipakai untuk pelabelan otomatis serta kurangnya keberagaman sampel data yang diambil juga dapat menjadi kelemahan dari penelitian ini. Sehingga untuk penelitian lebih lanjut diharapkan dapat menggunakan mesin yang lebih mutakhir serta mengambil data yang lebih banyak dan menyajikan hasil penelitian dengan lebih kompleks dan mendalam.

AFTAR PUSTAKA

- Annisa, N. H. F., Dewi Kusumaningsih, & Titik Sudiatmi. (2022). Cyberbullying pada kolom komentar Tiktok @Denise_Cariesta dan implementasinya sebagai media pembelajaran. *GERAM*, 10(1), 49–54. [https://doi.org/10.25299/geram.2022.vol10\(1\).8618](https://doi.org/10.25299/geram.2022.vol10(1).8618)
- Ansari, M. Z., Aziz, M. B., Siddiqui, M. O., Mehra, H., & Singh, K. P. (2020). Analysis of Political Sentiment Orientations on Twitter. *Procedia Computer Science*, 167, 1821–1828. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.201>
- Antypas, D., Preece, A., & Camacho-Collados, J. (2023). Negativity spreads faster: A large-scale

- multilingual twitter analysis on the role of sentiment in political communication. *Online Social Networks and Media*, 33. <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2023.100242>
- 2 Bharti, S. K., Vachha, B., Pradhan, R. K., Babu, K. S., & Jena, S. K. (2016). Sarcastic sentiment detection in tweets streamed in real time: a big data approach. *Digital Communications and Networks*, 2(3), 108–121. <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2016.06.002>
- 4 Bonifazi, G., Cauteruccio, F., Corradini, E., Marchetti, M., Terracina, G., Ursino, D., & Virgili, L. (2023). A framework for investigating the dynamics of user and community sentiments in a social platform. *Data and Knowledge Engineering*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2023.102183>
- 8 Denecke, K., & Reichenpfader, D. (2023). Sentiment analysis of clinical narratives: A scoping review. *Journal of Biomedical Informatics*, 140. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104336>
- 12 Drus, Z., & Khalid, H. (2019). Sentiment analysis in social media and its application: Systematic literature review. *Procedia Computer Science*, 161, 707–714. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.174>
- Eisterhold, J., Attardo, S., & Boxer, D. (2006). Reactions to irony in discourse: evidence for the least disruption principle. *Journal of Pragmatics*, 38(8), 1239–1256. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2004.12.003>
- Eleta, I., & Golbeck, J. (2014). Multilingual use of Twitter: Social networks at the language frontier. *Computers in Human Behavior*, 41, 424–432. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.05.005>
- Feng, S. (2023). Job satisfaction, management sentiment, and financial performance: Text analysis with job reviews from indeed.com. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(1). <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2023.100155>
- Fischer, A., Voracek, M., & Tran, U. S. (2023). Semantic and sentiment similarities contribute to construct overlaps between mindfulness, Big Five, emotion regulation, and mental health. *Personality and Individual Differences*, 210. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2023.112241>
- Govindan, V., & Balakrishnan, V. (2022). A machine learning approach in analysing the effect of hyperboles using negative sentiment tweets for sarcasm detection. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(8), 5110–5120. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2022.01.008>
- Heru, A. (2018). Gaya bahasa sindiran ironi, sinisme, dan sarkasme dalam berita utama harian Kompas. *PEMBAHSA*, 8(2), 43–54.
- Ibrohim, M. O., & Budi, I. (2018). A Dataset and Preliminaries Study for Abusive Language Detection in Indonesian Social Media. *Procedia Computer Science*, 135, 222–229. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.169>
- Iddrisu, A. M., Mensah, S., Bofo, F., Yeluripati, G. R., & Kudjo, P. (2023). A sentiment analysis framework to classify instances of sarcastic sentiments within the aviation sector. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(2). <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2023.100180>
- Joyce, B., & Ding, J. (2017). Sentiment analysis of tweets for the 2016 US Presidential election. *IEEE Keraf*, G. (2007). *Diksi dan gaya bahasa* (17th ed., Vol. 1). PT. Gramedia Pustaka Utama.
- Kusumaningrum, R., Nisa, I. Z., Jayanto, R., Nawangsari, R. P., & Wibowo, A. (2023). Deep learning-based application for multilevel sentiment analysis of Indonesian hotel reviews. *Heliyon*, 9(6). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17147>
- Lagerwerf, L. (2007). Irony and sarcasm in advertisements: Effects of relevant inappropriateness. *Journal of Pragmatics*, 39(10), 1702–1721. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2007.05.002>
- Levant, E., Fein, O., & Giora, R. (2020). Default sarcastic interpretations of attenuated and intensified similes. *Journal of Pragmatics*, 166, 59–69. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2020.05.015>
- Li, M., & Shi, Y. (2023). Sentiment analysis and prediction model based on Chinese government affairs microblogs. *Heliyon*, 9(8). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19091>
- Liu, S. (2023). You're so mean but I like it – Metapragmatic evaluation of mock impoliteness in Danmaku comments. *Discourse, Context and Media*, 53. <https://doi.org/10.1016/j.dcm.2023.100700>
- Liu, W., & Wang, Y. (2020). The role of offensive metaphors in Chinese diplomatic discourse. *Discourse, Context and Media*, 37. <https://doi.org/10.1016/j.dcm.2020.100418>
- Loureiro, M. L., Alló, M., & Coello, P. (2022). Hot in Twitter: Assessing the emotional impacts of wildfires with sentiment analysis. *Ecological Economics*, 200.

- <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2022.107502>
- Luo, M., & Mu, X. (2022). Entity sentiment analysis in the news: A case study based on Negative Sentiment Smoothing Model (NSSM). *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(1). <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100060>
- Meriem, A. Ben, Hlaoua, L., & Romdhane, L. Ben. (2021). A fuzzy approach for sarcasm detection in social networks. *Procedia Computer Science*, 192, 602–611. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.08.062>
- Musolff, A. (2017). Metaphor, irony and sarcasm in public discourse. *Journal of Pragmatics*, 109, 95–104. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2016.12.010>
- Oyewola, D. O., Oladimeji, L. A., Julius, S. O., Kachalla, L. B., & Dada, E. G. (2023). Optimizing sentiment analysis of Nigerian 2023 presidential election using two-stage residual long short term memory. *Heliyon*, 9(4). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14836>
- Rivière, E., Klein, M., & Champagne-Lavau, M. (2018). Using context and prosody in irony understanding: Variability amongst individuals. *Journal of Pragmatics*, 138, 165–172. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2018.10.006>
- Rosenberg, E., Tarazona, C., Mallor, F., Eivazi, H., Pastor-Escuredo, D., Fuso-Nerini, F., & Vinuesa, R. (2023). Sentiment analysis on Twitter data towards climate action. *Results in Engineering*, 19. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101287>
- Sampietro, A., & Salmerón, L. (2021). Incivility in online news and Twitter: effects on attitudes toward scientific topics when reading in a second language. *Language Sciences*, 85. <https://doi.org/10.1016/j.langsci.2021.101385>
- Sanders, R. E. (2013). The duality of speaker meaning: What makes self-repair, insincerity, and sarcasm possible. *Journal of Pragmatics*, 48(1), 112–122. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2012.11.020>
- Saputri, Finas R. D., Nugrahani, F., & Suparmin. (2024). Sarcasm in the 2024 Presidential election campaign on Tiktok social media. *Jurnal GERAM*, 12(1), 87-95. <https://doi.org/10.25299/geram.2024.16942>
- Saraswathi, N., Sasi Rooba, T., & Chakaravathi, S. (2023). Improving the accuracy of sentiment analysis using a linguistic rule-based feature selection method in tourism reviews. *Measurement: Sensors*, 29. <https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100888>
- Savilova, S. L., Shchitova, O. G., Shchitova, D. A., & Malgozhata, L. (2015). The Verbal-semantic Level of the Foreign Student Language Identity (Based on Internet Discourse). *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 215, 312–315. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.639>
- Saz-Rubio, M. M. del. (2023). Assessing impoliteness-related language in response to a season's greeting posted by the Spanish and English Prime Ministers on Twitter. *Journal of Pragmatics*, 206, 31–55. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2023.01.010>
- Sonawane, S. S., & Kolhe, S. R. (2020). TCSD: Term Co-occurrence Based Sarcasm Detection from Twitter Trends. *Procedia Computer Science*, 167, 830–839. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.422>
- Sosnina, A. A. (2015). Semantic Relations of the Adjective Empty in Modern English Language. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 200, 531–536. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.08.017>
- Spinde, T., Richter, E., Wessel, M., Kulshrestha, J., & Donnay, K. (2023). What do Twitter comments tell about news article bias? Assessing the impact of news article bias on its perception on Twitter. *Online Social Networks and Media*, 37–38. <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2023.100264>
- Stoykova, V. (2013). Acquisition of Basic Lexical Semantic Conceptual Relations Using Specialized Dictionaries. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 93, 2095–2099. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.10.172>
- Sudaryanto. (2015). *Metode dan aneka teknik analisis bahasa: Pengantar wahana kebudayaan secara linguistik* (1st ed., Vol. 1). Penerbit USD.
- Sugiyono. (2013). *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta.
- Sunwoo Jeong. (2018). Intonation and Sentence Type Conventions: Two Types of Rising Declaratives. *Journal Of Semantics*. <https://doi.org/10.1093/jos/ffy001>
- Syakur, A. (2021). Implementasi metode lexicon based untuk analisis sentimen kebijakan pemerintah dalam pencegahan penyebaran virus corona Covid-19 pada Twitter. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(3), 247–260. <https://doi.org/10.35760/ik.2021.v26i3.4720>

- Taylor, C. (2015). Beyond sarcasm: The metalanguage and structures of mock politeness. *Journal of Pragmatics*, 87, 127–141. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2015.08.005>
- Thompson, D., & Filik, R. (2016). Sarcasm in Written Communication: Emoticons are Efficient Markers of Intention. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 21(2), 105–120. <https://doi.org/10.1111/jcc4.12156>
- Whalen, J. M., Doyle, A., & Pexman, P. M. (2020). Sarcasm between siblings: Children’s use of relationship information in processing ironic remarks. *Journal of Pragmatics*, 156, 149–159. <https://doi.org/10.1016/j.pragma.2019.05.005>

Similarity

ORIGINALITY REPORT

10% SIMILARITY INDEX	10% INTERNET SOURCES	5% PUBLICATIONS	5% STUDENT PAPERS
--------------------------------	--------------------------------	---------------------------	-----------------------------

PRIMARY SOURCES

1	ojs.journalsdg.org Internet Source	1%
2	hdl.handle.net Internet Source	1%
3	ojs2.ppjb-sip.org Internet Source	1%
4	growingscience.com Internet Source	1%
5	media.neliti.com Internet Source	1%
6	journal.uir.ac.id Internet Source	1%
7	Submitted to University of London External System Student Paper	1%
8	link.springer.com Internet Source	<1%
9	repo.iain-tulungagung.ac.id Internet Source	<1%
10	Submitted to Universitas Prima Indonesia Student Paper	<1%
11	text-id.123dok.com Internet Source	<1%
12	journal.ump.edu.my Internet Source	<1%

13	Giyatmi Giyatmi, Ratih Wljayava, Nunun Tri Widarwati. "Swearing Used in Richard Wright's Black Boy", Register Journal, 2017 Publication	<1 %
14	moam.info Internet Source	<1 %
15	zombiedoc.com Internet Source	<1 %
16	repository.uhn.ac.id Internet Source	<1 %
17	trijurnal.lemlit.trisakti.ac.id Internet Source	<1 %
18	Juliane Proelss, Stéphane Sévigny, Denis Schweizer. "GameFi: The perfect symbiosis of blockchain, tokens, DeFi, and NFTs?", International Review of Financial Analysis, 2023 Publication	<1 %
19	blog.igi.or.id Internet Source	<1 %
20	docobook.com Internet Source	<1 %
21	ejournal.uin-malang.ac.id Internet Source	<1 %
22	ml.scribd.com Internet Source	<1 %
23	Vithyatheri Govindan, Vimala Balakrishnan. "A machine learning approach in analysing the effect of hyperboles using negative sentiment tweets for sarcasm detection", Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2022	<1 %

24 garuda.kemdikbud.go.id <1 %
Internet Source

25 jurnal.fkip.unila.ac.id <1 %
Internet Source

26 jurnal.polibatam.ac.id <1 %
Internet Source

27 repository.maranatha.edu <1 %
Internet Source

28 ucs.unud.ac.id <1 %
Internet Source

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On