

Analisis Persepsi Masyarakat Terhadap Lelang Indonesia Melalui Analisis n-gram dan Sentimen

Hanif Noer Rofiq¹, Galuh Mafela Mutiara Sujak²

¹Direktorat Transformasi dan Sistem Informasi, Direktorat Jenderal Kekayaan Negara, Kementerian Keuangan

Jl. Lapangan Banteng Timur Nomor 2-4, Jakarta Pusat, Indonesia

²Kantor Pelayanan Kekayaan Negara dan Lelang Surabaya, Direktorat Jenderal Kekayaan Negara, Kementerian Keuangan

Jl. Indrapura No.5, Surabaya, Indonesia

e-mail: hanif.noer94@gmail.com¹, galuhmafela@gmail.com²

Received : September, 2024

Accepted : November, 2024

Published : December, 2024

Abstract

Indonesian Auction is a public service provided by the Ministry of Finance, specifically through the Office of State Property and Auction Services (KPKNL). As Indonesian Auctions reaches its 116th anniversary in 2024, there is a growing need for continuous transformation to improve the quality of service. One way to enhance the service is by analysing public opinions about Indonesian Auctions on social media. Therefore, this study aims to provide suggestions and recommendations for improving the Indonesian Auctions. To achieve this goal, the n-gram analysis was used to identify frequently discussed topics, and sentiment analysis was conducted to understand the public's perspective on Indonesian Auctions. The data used in this study were collected from Instagram between June and August 2024, resulting in a total of 7.473 comments. The n-gram analysis, focusing on bigrams and trigrams, concluded that one of the main topics discussed was the involvement of insiders in the auction process. The sentiment analysis results generated by the model developed in this study, which achieved 94% accuracy, 92% precision, 91% recall, and 91% F1-score, revealed that the public expressed 45.98% negative sentiment, 28.29% positive, and 25.73% neutral toward Indonesian Auctions. This indicates an urgent need for Indonesian Auction organisers to improve public perception and enhance the Indonesian Auction's image.

Keywords: sentiment analysis, Indonesian auction, n-gram, public opinion

Abstrak

Lelang Indonesia merupakan layanan publik yang diberikan oleh Kementerian Keuangan c.q. Kantor Pelayanan Kekayaan Negara dan Lelang. Di usia Lelang Indonesia yang ke-116 di tahun 2024, terdapat kebutuhan untuk terus bertransformasi dalam memberikan pelayanan yang lebih baik. Salah satu cara untuk memperbaiki pelayanan tersebut adalah melalui analisis terhadap opini masyarakat mengenai Lelang Indonesia di media sosial. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memberikan saran dan/atau masukan bagi penyelenggaraan Lelang Indonesia. Untuk mencapai tujuan tersebut, dilakukan analisis n-gram untuk menggali topik terkait Lelang Indonesia yang menjadi perhatian masyarakat serta analisis sentimen untuk mengetahui perspektif masyarakat pada Lelang Indonesia. Data yang digunakan berasal dari 7.473 komentar yang dikumpulkan antara Juni hingga Agustus 2024 dari postingan Instagram yang membahas Lelang Indonesia. Hasil analisis n-gram, yang berfokus pada bigram dan trigram, mengungkapkan bahwa topik utama yang dibicarakan oleh publik terkait Lelang Indonesia adalah orang dalam. Sementara itu, hasil analisis sentimen yang dilakukan oleh model dalam penelitian ini, dengan

akurasi 94%, precision 92%, recall 91%, dan F1-score 91%, menunjukkan 45.98% sentimen negatif, 28.29% sentimen positif, dan 25.73% sentimen netral pada Lelang Indonesia. Oleh karena itu, terdapat kebutuhan mendesak bagi penyelenggara Lelang Indonesia untuk memperbaiki persepsi publik dan meningkatkan citra lelang di mata masyarakat.

Kata Kunci: analisis sentimen, lelang Indonesia, n-gram, opini masyarakat

1. PENDAHULUAN

Lelang merupakan penjualan barang secara terbuka untuk umum yang semakin meningkat atau menurun yang bertujuan untuk mendapatkan harga tertinggi [1]. Pelaksanaan lelang termasuk dalam salah satu pelayanan publik yang diselenggarakan oleh Kementerian Keuangan c.q. Direktorat Jenderal Kekayaan Negara c.q. Kantor Pelayanan Kekayaan dan Lelang Negara (KPKNL). Lelang Indonesia yang merujuk pada lelang yang diselenggarakan oleh pemerintah telah dilaksanakan dan diregulasi oleh pemerintah sejak tahun 1908 yang ditandai dengan terbitnya *Vendu Reglement* (VR) atau Peraturan Lelang [2]. Usia lelang yang telah mencapai 116 tahun di tahun 2024 menandakan adanya transformasi panjang yang telah ditempuh pada penyelenggaraan lelang.

Dalam penyelenggaraan pelayanan publik, pemerintah wajib memberikan pelayanan yang berkualitas. Salah satu cara yang dapat ditempuh untuk meningkatkan kualitas layanan tersebut adalah melalui monitoring dan analisis berkelanjutan terhadap opini dan saran yang diberikan oleh masyarakat melalui berbagai media yang dimiliki [3]. Di masa sekarang, masyarakat cenderung lebih sering *posting* pendapat mereka melalui platform media sosial seperti twitter, live journal, facebook, Instagram, dan LinkedIn [4], [5]. Postingan tersebut memberikan masukan secara real time terhadap suatu produk atau kegiatan tertentu, sehingga memungkinkan untuk dilakukan analisis sentimen terhadap opini publik [3], [4].

Analisis sentimen merupakan sebuah cara untuk mengetahui opini dan emosi seseorang terhadap sebuah entitas, baik individu, organisasi, event, isu-isu, maupun topik tertentu [6], [7], serta biasa digunakan untuk menyediakan informasi mengenai perspektif dari sisi pengguna untuk kepentingan peningkatan performa bisnis maupun citra perusahaan [8].

Meskipun analisis sentimen populer digunakan dalam bisnis, namun penggunaan analisis sentimen terhadap postingan media sosial untuk pemerintahan juga telah banyak dipergunakan [8]. Dalam konteks pelayanan publik, analisis sentimen dipakai untuk menunjukkan perspektif masyarakat terhadap pelayanan yang dilakukan analisis. Contohnya adalah pengklasifikasian opini publik yang didapat dari twitter menjadi negatif, positif, dan netral terhadap pelayanan listrik oleh PT Perusahaan Listrik Negara, Persero, yang menunjukkan kepuasan pelanggan terhadap pelayanan yang diberikan [9]. Kumalasari dan Handayani [10] juga mengklasifikasikan sentimen masyarakat dari media sosial terhadap pelayanan transportasi pelayanan publik "Suroboyo Bus" dengan tujuan untuk meningkatkan pelayanan transportasi tersebut. Widyadhana et al. [11] juga memetakan opini masyarakat dari berbagai media sosial terhadap pelayanan publik pada Polres Ponorogo menjadi opini negatif dan positif melalui analisis sentimen, kemudian menggunakan *root cause analysis* untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mendasari sentimen positif dan negatif tersebut.

Dalam kaitannya untuk memperbaiki kualitas pelayanan Lelang Indonesia, mengetahui perspektif masyarakat terhadap lelang saja tidak cukup untuk memberikan masukan secara menyeluruh. Oleh karena itu, diperlukan analisis lain yang dapat melengkapi hasil dari analisis sentimen tersebut. Dillan [12] menunjukkan bahwa hasil analisis sentimen bisa dikombinasikan dengan analisis n-gram untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif untuk terhadap suatu isu. Analisis n-gram merupakan analisis yang digunakan untuk memecah teks panjang menjadi teks yang lebih pendek, dengan salah satu tujuannya adalah untuk mencari rangkaian kata paling populer yang opini publik di media [13]. Penggunaan lain n-gram adalah untuk mengetahui topik utama perbincangan masyarakat terhadap isu tertentu, contohnya

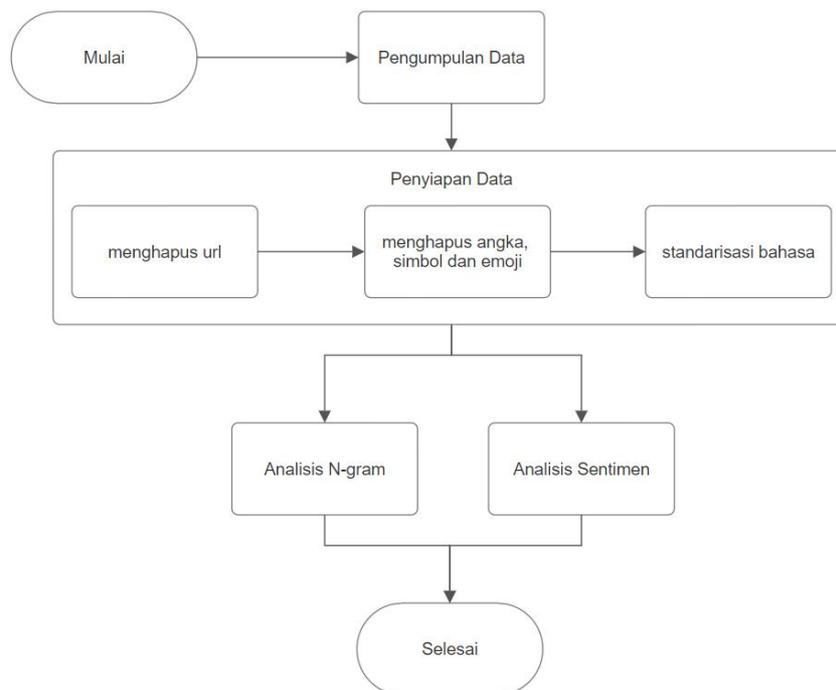
adalah Penelitian Sarirete [14] yang mencari tahu bahasan utama masyarakat terkait tipe, ketersediaan, dan perasaan publik terhadap vaksin Covid 19.

Penelitian ini berupaya untuk mengidentifikasi isu atau topik yang menjadi perhatian publik terkait proses lelang melalui analisis n-gram serta mengetahui persepsi publik tentang lelang Indonesia melalui analisis sentimen. **Dengan demikian, berbeda dengan** penelitian lain yang menggunakan metode serupa, terutama dalam konteks pemerintahan, penelitian ini **memberikan** inovasi **karena tidak hanya menunjukkan perspektif masyarakat, namun menunjukkan** pula **topik seperti apa yang sering diperbincangkan**. Sehingga hasil

penelitian ini dapat memberikan wawasan kepada penyelenggara lelang, khususnya DJKN dan KPKNL, mengenai persepsi publik dan isu-isu spesifik yang mencerminkan kebutuhan dan ekspektasi masyarakat terhadap layanan lelang guna ditindaklanjuti untuk meningkatkan kualitas layanan Lelang Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan, penelitian ini menggunakan dua analisis, yaitu analisis n-gram dan analisis sentimen. Alur metodologi dimulai dari pengumpulan data, persiapan data, kemudian dilakukan analisis n-gram dan analisis sentimen secara terpisah. Secara lebih jelas, Gambar 1 menunjukkan metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 1. Metode penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan secara manual dari media sosial Instagram dalam kurun waktu Juni sampai dengan Agustus 2024. Pengumpulan data dilakukan secara manual karena kebijakan penggunaan Instagram melarang aktivitas scraping otomatis pada platform mereka.

Proses pengumpulan data melibatkan pencarian postingan terkait lelang yang dilaksanakan oleh Kantor Pelayanan Kekayaan Negara dan Lelang (KPKNL) di akun-akun berita nasional yang menarik perhatian masyarakat luas. Kriteria

pemilihan postingan adalah yang memiliki jumlah komentar yang melebihi 90. Dikarenakan pencarian dilakukan secara manual, maka terdapat kemungkinan postingan-postingan lain yang memiliki kriteria yang telah ditentukan terlewat, sehingga hasil dari analisis pada penelitian ini masih terdapat kekurangan untuk mengungkap kemungkinan topik lain terkait proses, layanan maupun penyelenggaraan lelang yang mungkin terlewatkan. Setelah postingan terkait lelang teridentifikasi, dilakukan pengumpulan lebih lanjut dengan membuka semua komentar yang terdapat pada

setiap postingan. Proses ini terekam dalam bentuk HTTP Archive format (HAR) menggunakan peramban web. File HAR kemudian diekstraksi untuk mendapatkan seluruh komentar yang ada dalam postingan Instagram tersebut.

2.2 Penyiapan Data

Tahap penyiapan data perlu dilakukan untuk memastikan bahwa data text yang digunakan bersih dari elemen elemen yang tidak relevan dan bahasa yang tidak standar sehingga hasil analisis n-gram lebih representatif dan model analisis sentimen dapat bekerja secara optimal. Penelitian ini menggunakan 7.473 komentar yang dikumpulkan antara Juni sampai dengan Agustus 2024 dari postingan Instagram terkait lelang yang diselenggarakan oleh KPKNL.

Setelah mendapatkan data tersebut, langkah pertama dalam penyiapan data ini adalah membersihkan komentar dari elemen-elemen yang tidak relevan, seperti alamat situs web kemudian angka, simbol, dan emoji. Setelah proses pembersihan dari elemen yang tidak relevan, dilakukan standarisasi teks untuk memperbaiki kesalahan pengetikan (typo), penggunaan singkatan, dan kata-kata slang. Proses ini dimulai dengan pembuatan daftar kata bahasa Indonesia yang diperoleh dari Wikipedia dump file [15], yaitu salinan dari seluruh artikel yang ada di Wikipedia bahasa Indonesia. Wikipedia dipilih sebagai sumber karena cakupan dan kelengkapan kosakata yang luas [16], mencakup istilah-istilah umum yang digunakan dalam bahasa Indonesia. Daftar kata ini kemudian digunakan sebagai acuan untuk memeriksa komentar yang ada. Selanjutnya, dilakukan pemeriksaan pada setiap kata dalam dataset komentar dan mencocokkannya dengan daftar kata yang telah dibuat. Jika ditemukan kata yang tidak cocok dengan daftar tersebut, maka kata tersebut akan ditempatkan dalam kolom baru dengan nama 'unknown'. Kolom 'unknown' berfungsi sebagai daftar kata yang mengandung kesalahan ketik, singkatan, atau termasuk dalam kalimat slang. Untuk kata-kata yang terdapat dalam kolom 'unknown', proses perbaikan dilakukan secara manual. Setiap kata diperiksa untuk menentukan apakah kata tersebut merupakan kesalahan pengetikan atau variasi informal yang perlu distandarisasi. Kata yang telah diperbaiki atau disesuaikan kemudian dimasukkan kembali ke dalam dataset dengan bentuk yang telah disesuaikan,

sehingga semua komentar yang akan dianalisis menggunakan bahasa yang lebih standar dan konsisten.

2.3 Analisis n-gram

N-gram adalah sekumpulan urutan kata yang muncul secara berurutan dalam suatu teks [17]. N dalam n-gram merepresentasikan jumlah kata, contohnya untuk bigrams (n=2) akan mengidentifikasi pasangan dua kata yang muncul secara berurutan dalam sebuah teks. Lebih lanjut pada trigrams (n=3) akan mengidentifikasi pasangan tiga kata yang berurutan. Jika diimplementasikan pada sebuah kata "saya ikut lelang melalui portal lelang Indonesia" adalah sebagai berikut:

Tabel 1: Output bigrams dan trigrams

bigrams	trigrams
'saya', 'ikut'	'saya', 'ikut', 'lelang'
'ikut', 'lelang'	'ikut', 'lelang', 'melalui'
'lelang', 'melalui'	'lelang', 'melalui', 'portal'
'melalui', 'portal'	'melalui', 'portal', 'lelang'
'portal', 'lelang'	'portal', 'lelang', 'indonesia'
'lelang', 'indonesia'	

N-gram analisis berguna untuk mempelajari pola dan frekuensi kemunculan kata-kata dalam teks, yang dapat membantu memahami konteks penggunaan bahasa secara lebih mendalam. Google menggunakan n-gram analisis untuk melakukan pencarian berdasarkan kata kunci dalam basis data Google Books [18] selain itu analisis n-gram dapat mencerminkan informasi tentang konten dan konteks dari sebuah teks [19]. Dengan mengidentifikasi urutan kata yang sering muncul bersama-sama, n-gram dapat memberikan wawasan tentang hubungan antar kata yang mungkin membentuk pola tertentu yang mungkin relevan dalam konteks tertentu.

Dalam penelitian ini, n-gram digunakan sebagai metode untuk menganalisis dataset komentar terkait Lelang Indonesia yang diambil dari Instagram. Tujuan penggunaan n-gram adalah untuk mengidentifikasi pola frasa atau kata yang sering muncul dalam komentar yang akan memberikan informasi tentang topik atau isu yang paling sering dibicarakan oleh masyarakat

terkait lelang. Analisis n-gram dilakukan dengan mencari kata yang sering muncul dalam bentuk bigram (dua kata) atau trigram (tiga kata), yang berpotensi menunjukkan fokus atau perhatian masyarakat terhadap aspek tertentu dari Lelang Indonesia.

2.4 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses untuk mengidentifikasi opini seseorang [20], [21] yang diekspresikan dalam bentuk teks dengan kategori positif, negatif, atau netral [22] menggunakan Teknik Natural Language Processing (NLP).

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan untuk menganalisis sentimen adalah dengan melakukan *fine tuning* dari pre-trained model yang tersedia di Hugging-face untuk melakukan klasifikasi sentimen. Hugging-Face terkenal dengan pustaka NLP yang luas dan tersedia berbagai model yang telah dilatih untuk beragam aplikasi NLP, termasuk analisis sentimen [23].

Menggunakan pre-trained model yang sudah tersedia sangat menguntungkan karena menghemat waktu dan sumber daya. Peneliti tidak perlu melatih model dari awal, yang biasanya memakan waktu dan memerlukan kemampuan komputasi yang tinggi dan menjadi pilihan yang lebih menguntungkan dibandingkan melatih model dari awal. Dalam penelitian ini, Penulis menggunakan pre-trained model Indobert [24] yang di *fine tuning* dengan dataset SmSa [25] yang merupakan kumpulan komentar dan ulasan dari berbagai platform online dalam bahasa Indonesia yang telah dikategorikan menjadi positif, negatif, atau netral untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen yang akan diaplikasikan pada dataset komentar terkait Lelang Indonesia yang telah dikumpulkan.

Model sentimen analisis yang telah dibuat dievaluasi dengan menggunakan beberapa pengukuran, yaitu Akurasi, Precision, Recall, dan F1 Score [26] yang perhitungannya dilakukan sebagaimana persamaan berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (4)$$

dimana TP adalah True Positive, TN adalah True Negative, FP adalah False Positive dan FN adalah False Negative.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini ingin mengetahui topik terkait lelang yang sering muncul di publik melalui analisis n-gram serta mengetahui perspektif publik tentang lelang Indonesia melalui analisis sentimen. Hasil dari penelitian ini dapat memberi masukan kepada Kementerian Keuangan c.q. DJKN terhadap apa saja yang perlu diperbaiki dan dikomunikasikan terkait Lelang Indonesia.

3.1 Pengumpulan Data

Dari hasil pencarian postingan pada Instagram secara manual, diperoleh 16 postingan yang memenuhi syarat dengan tanggal postingan yang berkisar antara 2019 hingga 2024. Hasil dari pengumpulan data menghasilkan total 7.069 komentar yang dijadikan sebagai data mentah untuk dilakukan pemrosesan lebih lanjut pada tahap penyiapan data.

3.2 Penyiapan Data

Setelah data dikumpulkan, proses penyiapan data dilakukan melalui beberapa tahapan untuk memastikan kualitas dan relevansi data sebelum dianalisis lebih lanjut. Langkah awal adalah membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan seperti tautan (URL), angka, simbol, dan emoji. Pembersihan ini bertujuan agar teks komentar yang tersisa dapat merepresentasikan konteks diskusi atau komentar masyarakat terhadap Lelang Indonesia, sehingga analisis n-gram dan sentimen yang dilakukan dapat memberikan hasil yang lebih representatif dan akurat.

Setelah pembersihan data, dilakukan proses standarisasi bahasa terhadap kata-kata yang tidak teridentifikasi atau tidak sesuai dengan daftar kata standar bahasa Indonesia. Kata-kata yang termasuk dalam kolom 'unknown' seperti singkatan, kesalahan ketik, atau kata *slang* diperbaiki secara manual. Contoh perubahan kata antara lain: 'ordal' diubah menjadi 'orang dalam', 'pjak' menjadi 'pajak', dan 'hrg' menjadi 'harga'. Standarisasi ini dilakukan untuk memastikan bahwa semua teks komentar konsisten dan dapat dipahami oleh model sentimen serta metode analisis n-gram yang digunakan. Namun, tidak semua kata dalam

yang tidak diketahui dilakukan standarisasi. Sebagai contoh, kata seperti "wkwk", yang merupakan ekspresi tertawa dalam budaya Indonesia, dibiarkan dalam bentuk aslinya tanpa dilakukan standarisasi atau penghapusan karena variasinya yang cukup banyak, dimana yang membedakan hanyalah panjang kata dari "wkwk". Selain itu Penulis berpendapat kata "wkwk" memiliki makna kontekstual yang penting dalam mencerminkan sentimen pengguna, khususnya dalam interaksi media sosial. Oleh karena itu, meskipun secara teknis tidak sesuai dengan bahasa formal, kata seperti "wkwk" tetap dipertahankan karena relevan dengan analisis sentimen dan berperan dalam mengidentifikasi ekspresi non-verbal dalam bentuk teks. Penulis juga telah melakukan pengujian yang mendasari diambilnya pertimbangan ini seperti beberapa contoh kalimat yang diujikan pada model sentimen Fine-Tuned Indonesian Sentiment Classifier [27] yang bisa dilihat dari tabel Tabel 2:

Tabel 2: Hasil uji bahasa informal pada model sentiment analisis

Kalimat	Output	Score
permainan	positive	0.7846515
permainan wkwk	negatif	0.9979119
lucu wkwk	positif	0.9999543
wkwk	negatif	0.9932914

Dari table 2 dapat dilihat jika model Fine-Tuned Indonesian Sentiment Classifier memaknai negative "wkwk", namun saat kata "wkwk" dikombinasikan dengan kata lain seperti kata "lucu" maka model berubah memaknai kalimat "lucu wkwk" sebagai positif. Lebih lanjut, dimana kata "permainan" dimaknai positif oleh model, saat kata "permainan" ditambahkan "wkwk" maka model memaknai kalimat tersebut menjadi negative.

Tabel 3: Hasil penyiapan data

id	sebelum	sesudah
BvvZrC5IZGB	114	91
CORY1xIRqBo	124	107
C0TM0ZGLTzB	120	98
C67yO17yaoh	804	779

C6QUJASMeSz	1317	1267
Ct0B95SSvIY	184	172
Ct6mDLqPNzy	139	127
CtEA-Clp1K2	841	768
CtOKZ8FpBXG	1102	968
Cu1bbiLPLPh	167	148
Cu3_RgatU7F	437	373
CWil9t9gTM3	123	113
CxfOU_Rx2aS	133	123
CyN3fRwMq--	1261	1122
CyOBTltPMrJ	111	106
CyP58o6NW7U	496	443
Jumlah	7473	6805

Tabel 3 merupakan hasil akhir penyiapan data yang dilakukan dan dikelompokkan berdasarkan id, kolom id merujuk pada id postingan di Instagram. Terdapat pengurangan jumlah data pada setiap postingan yang bisa digunakan dari data awal sebanyak 7.473 menjadi 6.805 karena terdapat komentar yang hanya merespon sebuah postingan dengan emoji, menyebutkan akun teman tanpa konteks serta *spam* berupa url, yang mana hal tersebut dihilangkan pada tahapan ini sehingga komentar tersebut menjadi kosong.

3.3 Analisis n-gram

Setelah melalui tahapan pembersihan dan standarisasi, data yang telah disiapkan dianalisis menggunakan metode n-gram dengan fokus pada bigram dan trigram. Metode ini diterapkan menggunakan fitur yang tersedia pada pustaka Natural Language Toolkit (NLTK). n-gram digunakan untuk mengidentifikasi pola kata yang sering muncul berurutan dalam teks. Dengan menghitung kemunculan bigram dan trigram, penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai topik utama yang dibicarakan publik terkait Lelang Indonesia.

```

from collections import Counter
from nltk import bigrams, trigrams

all_text = ' '.join(df['clean'].astype(str))
words = word_tokenize(all_text)

# bigrams
bigram_list = list(bigrams(words))
frekuensi_bigram = Counter(bigram_list)
# trigrams
trigram_list = list(trigrams(words))
frekuensi_trigram = Counter(trigram_list)

#tampilkan hasilnya
print(frekuensi_bigram.most_common(5))
print(frekuensi_trigram.most_common(5))

```

Gambar 2. Implementasi n-gram dengan NLTK

Langkah pertama yang dilakukan dalam analisis n-gram adalah menggabungkan semua teks dari data yang telah melalui tahap pembersihan ke dalam satu string panjang dengan spasi sebagai pemisah antar kata. Setelah penggabungan, dilakukan tokenisasi menggunakan fungsi *word_tokenize*, yang memecah string panjang tersebut menjadi daftar kata individu (*tokens*) yang dapat digunakan untuk membentuk bigram dan trigram.

```

words = word_tokenize(all_text)
words[:5]

['boleh', 'terima', 'pakai', 'saja', 'barangkali']

```

Gambar 3. Contoh lima *tokens* pertama

Selanjutnya, fungsi *bigrams(words)* akan menghasilkan daftar dua pasangan kata berturut-turut dari *tokens*.

```

bigram_list = list(bigrams(words))
bigram_list[:5]

[('boleh', 'terima'),
 ('terima', 'pakai'),
 ('pakai', 'saja'),
 ('saja', 'barangkali'),
 ('barangkali', 'ada')]

```

Gambar 4. Contoh hasil dari lima list bigram pertama

Dengan menggunakan fungsi Counter, frekuensi kemunculan setiap bigram dihitung, dan hasilnya disimpan dalam *frekuensi_bigram*, yang mencantumkan setiap bigram beserta jumlah kemunculannya. Proses serupa dilakukan untuk trigram, di mana *trigrams(words)* menghasilkan semua tiga kata berturut-turut dalam teks, dan hasilnya disimpan dalam daftar *trigram_list*. Frekuensi setiap trigram dihitung dan disimpan dalam *frekuensi_trigram* dengan bantuan Counter.

Fungsi *most_common(5)* kemudian digunakan untuk menampilkan lima bigram yang paling sering muncul beserta frekuensinya yang dapat dilihat pada Tabel 4.

```

frekuensi_bigram = Counter(bigram_list)
frekuensi_bigram

Counter({'boleh', 'terima': 1,
 ('terima', 'pakai'): 2,
 ('pakai', 'saja'): 4,
 ('saja', 'barangkali'): 1,
 ('barangkali', 'ada'): 1,
 ('ada', 'yang'): 120,
 ('yang', 'mau'): 75,

```

Gambar 5. Contoh hasil dari perhitungan frekuensi bigram

Proses yang sama dilakukan untuk trigram, di mana *trigrams(words)* menghasilkan semua tiga kata berturut-turut dalam teks, dan hasilnya disimpan dalam daftar *trigram_list*. Frekuensi setiap trigram dihitung dan disimpan dalam *frekuensi_trigram* dengan bantuan Counter. Fungsi *most_common(5)* kemudian digunakan untuk menampilkan lima trigram yang paling sering muncul beserta frekuensinya yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Evaluasi dari analisis n-gram dilakukan menggunakan *human judgment*, di mana penulis secara manual menilai relevansi bigram dan trigram berdasarkan konteks topik yang dibahas. Penilaian ini memperhitungkan frekuensi kemunculan n-gram yang berkaitan dengan tema tertentu untuk menentukan kualitas dan relevansi informasi yang dihasilkan.

Hasil analisis bigrams yang ditampilkan pada Tabel 4 menunjukkan bahwa frasa "orang dalam" muncul sebanyak 501 kali, menjadikannya dua kata yang paling sering dituliskan dalam komentar oleh masyarakat. Frasa "orang dalam" ini diikuti oleh bigram lain seperti "yang dapat" sebanyak 154 kali, "ada yang" sebanyak 120 kali, "yang menang" sebanyak 104 kali, dan "ikut lelang" sebanyak 100 kali. Frasa "orang dalam" yang mendominasi percakapan menunjukkan bahwa masyarakat percaya ada keterlibatan pihak internal dalam proses lelang maupun penentuan pemenang lelang. Hal ini mengindikasikan bahwa masih terdapat ketidakpercayaan publik terhadap transparansi lelang, di mana persepsi umum menyiratkan bahwa untuk dapat berpartisipasi dan memenangkan lelang, seseorang harus memiliki koneksi dengan orang dalam.

Tabel 4: Hasil analisis bigram

bigrams	Jumlah
'orang', 'dalam'	501
'yang', 'dapat'	154
'ada', 'yang'	120
'yang', 'menang'	104
'ikut', 'lelang'	100

Analisis trigrams lebih lanjut, yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 5, menguatkan temuan ini. Frasa "sama orang dalam" muncul sebanyak 59 kali, menjadi trigram yang paling sering disebutkan, diikuti oleh "lelang go id" sebanyak 53 kali, "ada yang mau" sebanyak 35 kali, serta frasa "yang dapat yang" dan "orang dalam yang", masing-masing muncul sebanyak 33 kali. Sama seperti hasil pada bigram, trigram "sama orang dalam" semakin memperjelas bahwa masyarakat memandang lelang yang dilaksanakan melalui platform lelang.go.id penuh dengan campur tangan orang dalam.

Tabel 5: Hasil analisis trigram

trigrams	jumlah
'sama', 'orang', 'dalam'	59
'lelang', 'go', 'id'	53
'ada', 'yang', 'mau'	35
'yang', 'dapat', 'orang'	33
'orang', 'dalam', 'yang'	33

3.4 Analisis Sentimen

Untuk melakukan analisis sentimen, penulis membuat model sentimen analisis dengan melakukan fine tune dari *pre-trained* model IndoBERT yang di fine tuning dengan menggunakan dataset SmSA. Proses *fine tuning* dilakukan dengan memuat model indobert-base-p1 dan kemudian memuat dataset SmSA yang dibagi menjadi 11000 data untuk data latih dan 1260 data untuk data validasi. Dataset SmSA ini adalah dataset sentiment analisis yang memiliki label positif, netral dan negatif.

Selanjutnya, dilakukan tokenisasi untuk mempersiapkan dataset SmSA agar sesuai dengan model IndoBERT. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *tokenizer* dari model

indobert-base-p1 untuk memastikan setiap teks yang terlalu panjang dipotong (*truncate*) agar sesuai dengan panjang maksimal yang didukung oleh model. Terakhir, model dikonfigurasi untuk tugas spesifik analisis sentiment dengan tiga output, yaitu positif, netral dan negatif.

```
from transformers import AutoTokenizer
from transformers import DataCollatorWithPadding
from transformers import AutoModelForSequenceClassification

tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained('indobenchmark/indobert-base-p1')
data_collator = DataCollatorWithPadding(tokenizer=tokenizer)
id2label = {0: 'positive', 1: 'neutral', 2: 'negative'}
label2id = {'positive':0, 'neutral':1, 'negative':2}

model = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(
    'indobenchmark/indobert-base-p1',
    num_labels=3,
    label2id=label2id,
    id2label=id2label)
```

Gambar 6. Proses penerapan algoritma IndoBERT dan fine tuning

Model kemudian dilatih (*fine tuning*) pada dataset SmSA tadi dengan menggunakan parameter batch size sebesar 16, dengan learning rate 2e-5 dan pelatihan dilakukan dengan batasan 10 epoch. Selain itu, untuk memastikan hasil yang optimal, penulis menggunakan parameter *load_best_model* yang secara otomatis memilih model dengan akurasi tertinggi selama proses pelatihan.

Selama proses pelatihan, model dipantau berdasarkan *train* dan *validation loss* yang diperlihatkan pada Tabel 6. Pada awal pelatihan, *train loss* mulai dari 0.0380 di epoch pertama dan terus menurun hingga mencapai titik terendah di 0.00048 pada epoch ke-9. Penurunan ini menunjukkan bahwa model semakin baik dalam menyesuaikan diri dengan data pelatihan. Sedangkan untuk *validation loss* awalnya berada di angka 0.4771 dan terus menurun sampai dengan epoch ke tiga, namun setelah itu meningkat secara konsisten hingga epoch ke sembilan kemudian turun lagi pada epoch ke sepuluh. titik terendah *validation loss* berada di epoch ke tiga dan sepuluh sebesar 0.41745.

Tabel 6: Train dan Validation Loss

epoch	train loss	validation loss
1	0.0380071625	0.4771098197
2	0.0230910927	0.4396879673
3	0.0079166200	0.4174544215
4	0.0114408247	0.4500656724
5	0.0016796965	0.5081630349
6	0.0011171830	0.5391370058
7	0.0006600055	0.5190907121

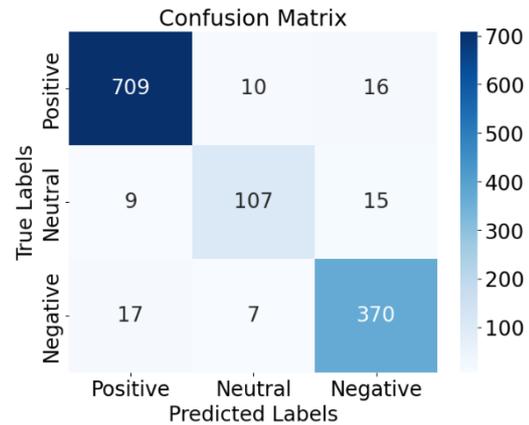
8	0.0006719460	0.5422281623
9	0.0004803404	0.5316053629
10	0.0163346939	0.4174544215

Selain itu, Tabel 7 menunjukkan perubahan akurasi dari *train* dan *validation* yang memberikan gambaran bagaimana kinerja model selama pelatihan. Train accuracy meningkat dari 99.21% pada epoch pertama hingga mencapai 100% pada epoch ke-10. Ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar pola dari data pelatihan dengan sangat baik. Validation accuracy juga meningkat secara bertahap, dimulai dari 92.69% di epoch pertama dan mencapai 94.12% di epoch ketiga. Validation accuracy tetap stabil di sekitar 93% hingga 94%, yang menunjukkan bahwa model tidak terlalu overfit, meskipun ada sedikit perbedaan antara akurasi *train* dan *validation*.

Tabel 7: Train dan Validation Accuracy

epoch	train accuracy	validation accuracy
1	0.9920908809	0.926984131
2	0.9949091077	0.931746006
3	0.9984545708	0.941269815
4	0.9980000257	0.941269815
5	0.9994545579	0.930952370
6	0.9999091029	0.931746006
7	0.9999091029	0.934126973
8	0.9999091029	0.934920609
9	0.9999091029	0.936507940
10	1	0.941269815

Model terbaik disimpan, dan diujikan lagi ke data validasi untuk mengetahui lebih detail bagaimana kinerja model yang telah dibuat. Berdasarkan *classification report* dari data validasi, yang ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 7. Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.92	0.94	0.93	394
neutral	0.86	0.82	0.84	131
positive	0.96	0.96	0.96	735
accuracy			0.94	1260
macro avg	0.92	0.91	0.91	1260
weighted avg	0.94	0.94	0.94	1260

Gambar 8. Classification Report

Model analisis sentimen yang telah dibuat menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi sebesar 94%. Pada kategori negatif, model memiliki precision sebesar 92%, yang berarti dari semua prediksi negatif, 92% adalah benar-benar negatif. Dengan recall sebesar 94%, model mampu mengidentifikasi 94% dari semua komentar yang benar-benar negatif, menghasilkan F1-score yang kuat di angka 93%. Untuk kategori netral, precision tercatat sebesar 86%, dan recall sebesar 82%, dengan F1-score sebesar 84%. Meskipun lebih rendah dibandingkan kategori lain, performa ini tetap menunjukkan model cukup efektif dalam mendeteksi komentar netral, meskipun dengan jumlah data yang lebih sedikit (131 komentar negatif). Pada kategori positif, model mencapai precision dan recall yang sama-sama tinggi, yakni 96%, dengan F1-score sebesar 96%, mencerminkan kemampuan model yang sangat baik dalam mengklasifikasikan komentar positif. *Macro average* menunjukkan *precision* sebesar 92%, *recall* sebesar 91%, dan *F1-score* sebesar 91%, yang memberikan gambaran seimbang dari performa model di semua kategori. Sementara itu, *weighted average*, yang memperhitungkan jumlah data di setiap kategori, menunjukkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 94%, serta hasil dari *Confusion matrix* yang menegaskan bahwa

model ini memberikan hasil yang cukup memuaskan untuk analisis sentimen dan dapat digunakan untuk menganalisis sentimen terkait Lelang Indonesia.

Model tersebut kemudian diimplementasikan untuk menganalisis sentimen dari dataset Lelang Indonesia yang telah dikumpulkan dan hasilnya, sentimen negatif mendominasi dengan total 3.129 komentar atau 45.98% dari keseluruhan komentar yang dianalisa. Hal ini menunjukkan kecenderungan memandang lelang yang diselenggarakan oleh pemerintah melalui Lelang Indonesia secara negatif. Sebaliknya, hanya terdapat 1.925 komentar positif atau 28.29% dari masyarakat. Sementara sisanya yaitu 1.751 atau 25.73% bersentimen netral. Tingginya jumlah komentar dengan sentimen negatif ini menunjukkan bahwa masyarakat kurang mempercayai transparansi, keterbukaan, dan keadilan dalam proses lelang. Sentimen negatif secara konsisten mendominasi di sebagian besar postingan, sebagaimana ditunjukkan oleh Tabel 8 dibawah ini.

Tabel 8: Hasil analisis sentimen

id	Negatif	Netral	Positif
BvvZrC5IZGB	27	18	46
CORY1xIRqBo	44	30	33
C0TM0ZGLTzB	32	22	44
C67yO17yaoh	452	178	149
C6QUJASMeSz	614	380	273
Ct0B95SSvIY	79	44	49
Ct6mDLqPNzy	71	32	24
CtEA-CIp1K2	300	254	214
CtOKZ8FpBXG	419	217	332
Cu1bbiLPLPh	63	43	42
Cu3_RgatU7F	173	84	116
CWil9t9gTM3	61	26	26
CxfOU_Rx2aS	50	24	49
CyN3fRwMq--	497	271	354
CyOBTItPMrj	49	31	26
CyP58o6NW7U	198	97	148
Jumlah	3129	1751	1925

Postingan dengan id C6QUJASMeSz terkait lelang eksekusi memiliki jumlah komentar dengan sentimen negatif tertinggi, yaitu 614 komentar negatif atau 48.46%. Lebih lanjut,

pada postingan yang memiliki jumlah komentar yang sedikit sedikit, seperti postingan dengan id BvvZrC5IZGB dan C0TM0ZGLTzB yang sama sama terkait lelang sitaan dari bea cukai memiliki sentimen mayoritas positif dari masyarakat. Adanya sejumlah komentar positif menunjukkan bahwa mungkin sebagian masyarakat melihat lelang yang berasal dari sitaan bea cukai dikomunikasikan lebih baik kepada masyarakat sehingga masyarakat mengetahui prosedur lelang dengan jelas dan akhirnya menciptakan sentimen yang lebih positif. Hal ini tentu menciptakan ruang untuk perbaikan untuk jenis lelang yang lain mengingat bea cuka dan DJKN dengan kantor vertikalnya KPKNL sama sama merupakan unit di Kementerian Keuangan. Keberadaan sentimen netral yang cukup signifikan juga menunjukkan bahwa ada masyarakat yang memposisikan diri secara netral terkait proses lelang ini, sehingga dapat menjadi target potensial untuk peningkatan kepercayaan publik melalui upaya transparansi dan komunikasi yang lebih baik.

Secara keseluruhan, analisis sentimen ini menunjukkan bahwa sebagian besar pemberitaan terkait Lelang Indonesia di media sosial direspon negatif oleh publik, dan hanya beberapa topik tertentu yang mendapatkan respons positif secara dominan. Temuan ini menjadi penting untuk dijadikan perhatian, terutama dalam merumuskan strategi komunikasi atau upaya perbaikan citra Lelang Indonesia di mata masyarakat.

Langkah-langkah yang lebih proaktif dalam meningkatkan transparansi dan membuktikan bahwa tidak ada keterlibatan orang dalam dalam proses lelang seperti penggunaan teknologi Blockchain untuk meningkatkan transparansi dan mencegah manipulasi data dalam proses lelang, melibatkan pihak independen untuk melakukan audit terhadap proses lelang serta secara aktif mengkomunikasikan komitmen DJKN dan KPKNL untuk memberantas keterlibatan orang dalam melalui kampanye publik atau kolaborasi dengan media massa bisa menjadi solusi dalam menurunkan persepsi negatif dan meningkatkan kepercayaan publik terhadap Lelang Indonesia di masa mendatang.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membuat model sentimen analisis dari model Indobert yang di *fine tuning* dengan dataset SmSa dan didapat model dengan tingkat akurasi sebesar 94%, precision sebesar 92%, recall sebesar 91% dan f1-score sebesar 91% dimana hasil ini cukup memuaskan dan dapat digunakan untuk menganalisis sentimen terkait Lelang Indonesia.

Dari hasil analisis bigrams dan trigrams, dapat disimpulkan mengenai topik yang dibicarakan oleh publik terkait Lelang Indonesia adalah orang dalam yang menyebabkan ketidakpercayaan terhadap proses lelang yang dianggap tidak transparan. Persepsi bahwa kemenangan lelang dipengaruhi oleh hubungan dengan pihak internal merupakan kekhawatiran yang sering muncul di kalangan publik, yang dapat berimplikasi pada tingkat partisipasi dan kepercayaan terhadap Lelang Indonesia secara keseluruhan. Sedangkan hasil analisis sentimen dataset Lelang Indonesia menunjukkan bahwa diketahui mayoritas sentimen publik terhadap pelaksanaan lelang yang dilakukan oleh pemerintah melalui Lelang Indonesia adalah negatif.

Secara keseluruhan, temuan dari analisis ini dapat digunakan sebagai dasar strategi komunikasi yang berfokus untuk menghilangkan anggapan negatif terkait proses lelang, dengan menekankan bahwa pelaksanaan lelang berlangsung secara transparan dan bebas dari campur tangan orang dalam. Selain itu langkah-langkah yang lebih proaktif seperti penggunaan teknologi Blockchain juga dapat ditempuh dengan melibatkan pihak ketiga untuk melakukan audit dan aktif mengkomunikasikan komitmen untuk memberantas keterlibatan orang dalam bisa menjadi solusi dalam menurunkan persepsi negatif dan meningkatkan kepercayaan publik terhadap Lelang Indonesia di masa mendatang.

Penelitian selanjutnya dapat mengaplikasikan analisis n-gram yang dikombinasikan dengan analisis sentimen untuk berbagai studi kasus layanan publik lainnya, serta dapat menggunakan proses pengumpulan data yang otomatis yang tetap mematuhi aturan yang berlaku guna mendapatkan data yang komprehensif dan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai isu-isu yang

sering diperbincangkan masyarakat. Kombinasi metode ini diharapkan tidak hanya mengetahui sentiment masyarakat saja namun juga dapat mengidentifikasi topik-topik yang sering diperbincangkan masyarakat guna mendukung pengambilan keputusan dan mendorong kualitas penyelenggaraan pelayanan publik yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Keuangan, "Peraturan Menteri Keuangan Nomor 122 Tahun 2023 tentang Petunjuk Pelaksanaan Lelang," 2023. Accessed: Sep. 02, 2024. [Online]. Available: <https://jdih.kemenkeu.go.id/in/dokumen/peraturan/fe1bd404-e081-4ccd-5dd1-08dbf6b83bff>
- [2] Direktorat Jenderal Kekayaan Negara, "Media Kekayaan Negara Edisi No.34 Tahun XI / 2020," 2020. Accessed: Sep. 02, 2024. [Online]. Available: https://www.djkn.kemenkeu.go.id/files/mediakn/2020/04/Media_Kekayaan_Negara_Edisi_No_34_Tahun_XI_2020_%E2%80%93112_Tahun_Lelang_Di_Indonesia.pdf
- [3] J. Xin, "Digital Government Construction in the Perspective of New Public Service Theory to Promote the Transformation of Government Functions," 2024, pp. 1171–1177. doi: 10.2991/978-2-38476-277-4_129.
- [4] U. Naseem, I. Razzak, K. Musial, and M. Imran, "Transformer based Deep Intelligent Contextual Embedding for Twitter sentiment analysis," *Future Generation Computer Systems*, vol. 113, pp. 58–69, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.future.2020.06.050.
- [5] M. I. Ramadhon, A. Arini, F. Mintarsih, and I. M. Malik Matin, "N-Gram and K-Nearest Neighbor Algorithm for Sentiment Analysis on Capital Relocation," in *2021 9th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM)*, IEEE, Sep. 2021, pp. 1–6. doi: 10.1109/CITSM52892.2021.9587919.
- [6] A. Kumar, T. Beri, and T. Sobti, "A Survey of Sentiment Analysis and Opinion Mining," 2021, pp. 407–416. doi: 10.1007/978-981-33-4367-2_39.
- [7] R. K. Poluru, B. Bhushan, B. S. Muzamil, P. K. Rayani, and P. K. Reddy, "Applications

- of Domain-Specific Predictive Analytics Applied to Big Data,” 2019, pp. 289–306. doi: 10.4018/978-1-5225-4999-4.ch016.
- [8] S. Verma, “Sentiment analysis of public services for smart society: Literature review and future research directions,” *Gov Inf Q*, vol. 39, no. 3, p. 101708, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.giq.2022.101708.
- [9] E. Susilawati, “Public services satisfaction based on sentiment analysis: Case study: Electrical services in Indonesia,” in *2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation (ICITSI)*, IEEE, Oct. 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICITSI.2016.7858241.
- [10] A. T. Kumalasari and W. Handayani, “Sentiment Analysis to Improve the Quality of Public Transportation Services ‘Suroboyo Bus,’” *Indonesian Interdisciplinary Journal of Sharia Economics (IIJSE)*, vol. 7, no. 3, pp. 6407–6426, Aug. 2024.
- [11] F. K. Widyadhana, N. Y. Setiawan, and B. Rahayudi, “Sentimen Analisis pada Opini Masyarakat terhadap Pelayanan Publik Polres Ponorogo menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 7, pp. 3047–3056, Oct. 2023, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12776>
- [12] T. Dillan and D. H. Fudholi, “What can we learn from MOOC: A sentiment analysis, n-gram, and topic modeling approach,” in *2022 IEEE 7th International Conference on Information Technology and Digital Applications (ICITDA)*, IEEE, Nov. 2022, pp. 1–8. doi: 10.1109/ICITDA55840.2022.9971305.
- [13] A. K. Chakraborty, S. Das, and A. K. Kolya, “Sentiment Analysis of Covid-19 Tweets Using Evolutionary Classification-Based LSTM Model,” 2021, pp. 75–86. doi: 10.1007/978-981-16-1543-6_7.
- [14] A. Sarirete, “Sentiment analysis tracking of COVID-19 vaccine through tweets,” *J Ambient Intell Humaniz Comput*, vol. 14, no. 11, pp. 14661–14669, 2023, doi: 10.1007/s12652-022-03805-0.
- [15] Wikimedia projects, “Wikimedia Downloads.” Accessed: Aug. 09, 2024. [Online]. Available: <https://dumps.wikimedia.org/idwiki/latest/>
- [16] A. Aghaebrahimian, A. Stauder, and M. Ustaszewski, “Automatically extracted parallel corpora enriched with highly useful metadata? A Wikipedia case study combining machine learning and social technology,” *Digital Scholarship in the Humanities*, vol. 36, no. 1, pp. 1–15, Apr. 2021, doi: 10.1093/lc/fqaa002.
- [17] E. Zhu, J. Zhang, J. Yan, K. Chen, and C. Gao, “N-gram MalGAN: Evading machine learning detection via feature n-gram,” *Digital Communications and Networks*, vol. 8, no. 4, pp. 485–491, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.dcan.2021.11.007.
- [18] A. ÇİFTÇİ, A. VURAL, and M. N. URAL, “ANALYSIS OF SOME CONCEPTS RELATED TO THE ENVIRONMENT AND HEALTH WITH THE N-GRAM METHOD,” *Journal of International Health Sciences and Management*, vol. 7, no. 13, pp. 47–54, Apr. 2021, doi: 10.48121/jihsam.796465.
- [19] J. Kruczek, P. Kruczek, and M. Kuta, “Are n-gram Categories Helpful in Text Classification?,” in *Computational Science – ICCS 2020*, V. V. Krzhizhanovskaya, G. Závodszy, M. H. Lees, J. J. Dongarra, P. M. A. Sloot, S. Brissos, and J. Teixeira, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 524–537.
- [20] M. Birjali, M. Kasri, and A. Beni-Hssane, “A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends,” *Knowl Based Syst*, vol. 226, p. 107134, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107134.
- [21] N. J. Prottasha *et al.*, “Transfer Learning for Sentiment Analysis Using BERT Based Supervised Fine-Tuning,” *Sensors*, vol. 22, no. 11, p. 4157, May 2022, doi: 10.3390/s22114157.
- [22] K. L. Tan, C. P. Lee, and K. M. Lim, “A Survey of Sentiment Analysis: Approaches, Datasets, and Future Research,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 7, p. 4550, Apr. 2023, doi: 10.3390/app13074550.
- [23] A. D. Vairamani and A. Nayyar, “Decoding product sentiments: Unraveling reviews with explainable analysis using Hugging-Face transformer,” in *XAI Based Intelligent Systems for Society 5.0*, Elsevier, 2024, pp. 173–199. doi: 10.1016/B978-0-323-95315-3.00003-6.
- [24] B. Wilie *et al.*, “IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian

- Natural Language Understanding,” *CoRR*, vol. abs/2009.05387, 2020, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2009.05387>
- [25] A. Purwarianti and I. A. P. A. Crisdayanti, “Improving Bi-LSTM Performance for Indonesian Sentiment Analysis Using Paragraph Vector,” in *2019 International Conference of Advanced Informatics: Concepts, Theory and Applications (ICAICTA)*, IEEE, Sep. 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICAICTA.2019.8904199.
- [26] H. N. Rofiq, “Deteksi Inefisiensi pada Klaim BPJS Kesehatan dengan menggunakan Machine Learning,” *Jurnal Jaminan Kesehatan Nasional*, vol. 3, no. 1, Jun. 2023, doi: 10.53756/jjkn.v3i1.134.
- [27] Hugging Face, “hanifnoerr/Fine-tuned-Indonesian-Sentiment-Classifer.” Accessed: Sep. 20, 2024. [Online]. Available: <https://huggingface.co/hanifnoerr/Fine-tuned-Indonesian-Sentiment-Classifer>