

# ANALISIS SENTIMEN DI INSTAGRAM TERHADAP MENTERI KEUANGAN PURBAYA YUDHI SADEWA MENGGUNAKAN METODE LOGISTIC REGRESSION

Al Khaidar<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Magister Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, 24355, Indonesia

**Keywords:**

Analisis Sentimen;  
Logistic Regression;  
Instagram;  
Opini Publik.

**Corespondent Email:**

[alkhaidarkutablang@gmail.com](mailto:alkhaidarkutablang@gmail.com)

**Abstrak.** Instagram menjadi salah satu media sosial yang digunakan masyarakat untuk menyampaikan opini terhadap kebijakan pemerintah maupun figur publik. Kajian ini difokuskan pada analisis sentimen komentar warganet terhadap Menteri Keuangan Republik Indonesia, Purbaya Yudhi Sadewa, yang menggantikan Sri Mulyani Indrawati pada September 2025. Data penelitian berjumlah 1.277 komentar hasil crawling dari Instagram. Tahap pengolahan data meliputi preprocessing teks, pelabelan menggunakan pendekatan lexicon-based, serta ekstraksi fitur dengan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Klasifikasi sentimen dilakukan dengan algoritma Logistic Regression, sedangkan evaluasi kinerja model menggunakan confusion matrix, classification report, dan ROC-AUC Curve. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 91,4% dengan nilai f1-score makro 0,92. Pada kelas positif diperoleh precision 0,89, recall 0,85, dan f1-score 0,87. Kelas negatif memperoleh precision 0,88, recall 0,91, dan f1-score 0,90. Kelas netral menunjukkan hasil sempurna dengan precision, recall, dan f1-score masing-masing 1,00. Nilai ROC-AUC (macro-average) mencapai 0,985, menandakan performa model yang sangat baik. Distribusi sentimen didominasi netral (42,2%), diikuti negatif (33,2%) dan positif (24,6%). Penelitian ini memberikan gambaran objektif mengenai persepsi publik, di mana opini netral mendominasi, sementara kritik lebih tinggi dibanding apresiasi.



Copyright © [JITET](#) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

**Abstract.** Instagram is one of the social media platforms used by the public to express opinions on government policies and public figures. This study focuses on the sentiment analysis of netizens' comments on the Minister of Finance of the Republic of Indonesia, Purbaya Yudhi Sadewa, who replaced Sri Mulyani Indrawati in September 2025. The research data consisted of 1,277 comments crawled from Instagram. The data processing stage included text preprocessing, labeling using a lexicon-based approach, and feature extraction with Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF). Sentiment classification was performed using the Logistic Regression algorithm, while model performance evaluation used a confusion matrix, classification reports, and the ROC-AUC Curve. The test results showed an accuracy of 91.4% with a macro f1-score of 0.92. In the positive class, a precision of 0.89, a recall of 0.85, and an f1-score of 0.87 were obtained. The negative class obtained a precision of 0.88, a recall of 0.91, and an f1-score of 0.90. The neutral class performed perfectly, with precision, recall, and an f1-score of 1.00 each. The macro-average ROC-AUC value reached 0.985, indicating excellent model performance. The sentiment distribution was predominantly neutral (42.2%), followed by negative (33.2%) and positive

(24.6%). This study provides an objective overview of public perception, with neutral opinions predominating, while criticism outweighed appreciation.

## 1. PENDAHULUAN

Analisis sentimen merupakan proses mengidentifikasi dan menilai opini, emosi, atau sikap seseorang terhadap suatu topik, produk, atau figur publik berdasarkan data teks, seperti komentar di media sosial, ulasan online, atau forum [1]-[2]. Tujuan utama dari analisis sentimen adalah mengetahui apakah opini masyarakat bersifat positif, negatif, atau netral [3]. Metode ini sangat berguna untuk memahami persepsi publik secara objektif terhadap kebijakan pemerintah atau kinerja pejabat publik.

Di era digital saat ini, media sosial telah menjadi salah satu platform utama bagi masyarakat untuk menyampaikan pendapat, pengalaman, dan opini mereka terhadap berbagai isu, termasuk kebijakan publik dan kinerja pejabat pemerintah. Instagram sebagai salah satu media sosial populer, memiliki jutaan pengguna aktif yang secara rutin membagikan konten, komentar, dan tanggapan terhadap berita maupun figur publik [4]. Fenomena ini menunjukkan bahwa opini publik di media sosial dapat menjadi cerminan persepsi masyarakat terhadap kebijakan dan keputusan pemerintah.

Purbaya Yudhi Sadewa adalah seorang ekonom dan insinyur asal Indonesia yang saat ini menjabat sebagai Menteri Keuangan Republik Indonesia sejak 8 September 2025. Ia menggantikan Sri Mulyani Indrawati dalam reshuffle kabinet yang diumumkan oleh Presiden Prabowo Subianto [5]-[6]. Lahir di Bogor pada 7 Juli 1964, Purbaya menyelesaikan pendidikan sarjana di bidang Teknik Elektro di Institut Teknologi Bandung (ITB). Kemudian, ia melanjutkan studi di Amerika Serikat dan meraih gelar Master of Science (MSc) dan Doktor di bidang Ilmu Ekonomi dari Purdue University, Indiana [7]-[8].

Purbaya Yudhi Sadewa adalah Menteri Keuangan Indonesia yang menggantikan Sri Mulyani Indrawati, figur yang sebelumnya dikenal luas atas keberhasilan dalam pengelolaan fiskal dan reformasi pajak [9]. Sebagai sosok baru di posisi ini, Purbaya menjadi sorotan publik karena setiap kebijakan dan keputusan finansialnya akan berdampak

langsung pada perekonomian negara. Kehadiran Purbaya memicu berbagai opini di masyarakat, terutama di media sosial seperti Instagram, sehingga muncul kebutuhan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kinerja dan langkah-langkahnya sebagai Menteri Keuangan.

Keterbaruan penelitian ini terletak pada fokus analisis sentimen masyarakat di Instagram terhadap Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa, sosok baru yang menggantikan Sri Mulyani Indrawati. Hingga saat ini, belum ada penelitian yang secara khusus membahas opini publik terkait kebijakan dan kinerja Menteri Keuangan terbaru ini, sehingga penelitian ini menghadirkan perspektif yang up-to-date dan relevan dengan kondisi sosial-ekonomi saat ini.

Penggunaan metode Logistic Regression dalam menganalisis komentar, like, dan kata-kata dalam postingan menjadi aspek baru, karena metode ini memberikan interpretasi probabilitas yang jelas antara variabel independen dan dependen (sentimen positif, negatif, atau netral) [10]. Logistic Regression merupakan metode machine learning untuk memprediksi kategori suatu data, seperti sentimen positif, negatif, atau netral, berdasarkan variabel input [11]-[12]. Metode ini menghitung probabilitas kejadian dan mengubahnya menjadi output kategori, sehingga efektif untuk menganalisis data kategorikal dan mudah diinterpretasikan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menghasilkan klasifikasi sentimen, tetapi juga memberikan wawasan kuantitatif mengenai persepsi publik terhadap kebijakan Menteri Keuangan terbaru, sesuatu yang belum banyak dibahas dalam studi sebelumnya [13].

Diharapkan penelitian ini dapat memberikan gambaran objektif mengenai persepsi publik di media sosial terhadap kinerja dan kebijakan Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa. Hasil analisis sentimen ini dapat menjadi referensi bagi pemerintah atau pihak terkait dalam memahami opini masyarakat serta sebagai dasar pertimbangan untuk menyusun kebijakan yang lebih tepat sasaran. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi

rujukan akademik bagi penelitian selanjutnya yang membahas figur publik baru atau penggunaan metode Logistic Regression dalam analisis opini masyarakat.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah teknik dalam pemrosesan bahasa alami yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini dalam teks menjadi kategori seperti positif, negatif, atau netral. Metode ini sering diterapkan pada data dari media sosial, ulasan produk, dan berita untuk memahami persepsi publik terhadap suatu topik atau entitas. Berbagai pendekatan telah dikembangkan, termasuk metode berbasis leksikon dan pembelajaran mesin [14]. Penelitian yang dilakukan oleh Lawrence dan Adhikari pada tahun 2023, mereka membahas penerapan model pembelajaran mesin untuk analisis sentimen di berbagai bidang, seperti media sosial, ulasan konsumen, kesehatan, dan perbankan, serta teknik pra-pemrosesan dan pengumpulan data yang digunakan dalam analisis sentimen.

### 2.2 Meachine Learning

Pembelajaran mesin adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya tanpa diprogram secara eksplisit [15]. Dalam konteks analisis sentimen, pembelajaran mesin digunakan untuk membangun model yang dapat mengklasifikasikan teks berdasarkan emosi atau opini yang terkandung di dalamnya. Metode seperti Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, dan Random Forest sering digunakan dalam analisis sentimen untuk mencapai akurasi yang tinggi. Sebagai contoh, dalam penelitian oleh Saifullah pada tahun 2021, mereka membandingkan berbagai metode pembelajaran mesin dalam mendeteksi kecemasan berdasarkan data media sosial, menunjukkan bahwa Random Forest memberikan akurasi terbaik dalam *klasifikasi sentimen* [16].

### 2.3 Menteri Keuangan

Sri Mulyani Indrawati menjabat sebagai Menteri Keuangan Indonesia dalam tiga periode pemerintahan: 2005–2010, 2016–

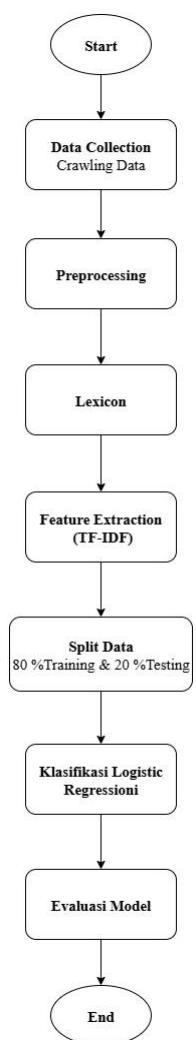
2019, dan 2019–2025. Selama masa jabatannya, ia dikenal sebagai figur teknokrat yang berhasil menata sistem perpajakan dan keuangan negara, serta memimpin Indonesia melalui krisis ekonomi global dan pandemi COVID-19 [17]. Pada 8 September 2025, Sri Mulyani digantikan oleh Purbaya Yudhi Sadewa dalam reshuffle kabinet yang dipimpin Presiden Prabowo Subianto. Keputusan ini diambil setelah serangkaian protes nasional terkait ketimpangan ekonomi dan tunjangan anggota legislatif yang memicu ketidakpuasan publik.

Purbaya Yudhi Sadewa, seorang ekonom dan insinyur lulusan ITB dan Purdue University, dilantik sebagai Menteri Keuangan pada 8 September 2025 [18]. Sebelumnya, ia menjabat sebagai Kepala Lembaga Penjamin Simpanan (LPS) dan memiliki pengalaman di sektor perbankan dan pasar modal. Pelantikannya disambut dengan harapan baru, namun juga memunculkan kekhawatiran terkait pengalaman fiskalnya yang terbatas. Dalam dua minggu pertama masa jabatannya, Purbaya mengeluarkan berbagai kebijakan untuk mendorong pertumbuhan ekonomi, termasuk penambahan likuiditas dan reformasi sistem perpajakan

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1 Diagram Alir Penelitian

Diagram alir penelitian disusun untuk menggambarkan secara sistematis tahapan yang dilakukan dalam proses analisis, mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur, hingga tahap klasifikasi dan evaluasi. Dengan adanya diagram alir ini, alur penelitian menjadi lebih jelas, terstruktur, dan mudah dipahami. Adapun Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

### 3.2 Data Collection

Data penelitian dikumpulkan melalui proses crawling di Instagram menggunakan kata kunci dan hashtag terkait kinerja Menteri Keuangan Purbaya Yudhi Sadewa, seperti #PurbayaYudhiSadewa dan #MenteriKeuangan, sehingga diperoleh 1.277 data komentar publik. Setiap data mencakup ID komentar, isi komentar, tanggal unggahan, dan username (tanpa mempublikasikan data pribadi). Selanjutnya, data menjalani praprosesan berupa pembersihan teks dari emoji, URL, dan karakter khusus, normalisasi huruf, serta tokenisasi kata, agar siap dianalisis menggunakan Regresi Logistik untuk menentukan sentimen publik.

### 3.3 Preprocessing/Cleaning

Sebelum dilakukan analisis sentimen, data komentar yang telah dikumpulkan dari

Instagram harus melalui tahap preprocessing atau cleaning untuk memastikan teks bersih, konsisten, dan siap diproses oleh algoritma. Tahap ini meliputi beberapa langkah sebagai berikut:

1. Lowercasing, seluruh teks diubah menjadi huruf kecil untuk menyeragamkan format penulisan.
2. Penghapusan Tanda Baca, simbol dan tanda baca dihapus agar tidak mengganggu proses analisis.
3. Penghapusan Angka, seluruh karakter berupa angka dihapus karena tidak relevan dengan analisis sentimen.
4. Tokenizing , komentar dipecah menjadi unit kata (token) sehingga lebih mudah diproses.
5. Stopword Removal, kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan (seperti “dan”, “yang”, “di”) dihapus menggunakan daftar stopword bahasa Indonesia.
6. Stemming, setiap kata dikembalikan ke bentuk dasarnya, misalnya “berjalan” menjadi “jalan”, untuk menyederhanakan representasi kata.

Tahapan preprocessing ini menghasilkan data yang lebih terstruktur dan bersih, sehingga memudahkan algoritma Regresi Logistik dalam mengklasifikasikan sentimen komentar publik.

### 3.4 Lexicon

Tahap ini digunakan untuk melakukan pelabelan sentimen secara otomatis pada data komentar Instagram dengan pendekatan lexicon-based. Penelitian ini membangun kamus sentimen sederhana yang terdiri dari dua kategori utama, yaitu positif (misalnya: baik, mantap, hebat, bangga, support, percaya, optimis, keren, maju, top, bagus, setuju, semangat, juara) dan negatif (misalnya: buruk, ragu, utang, boneka, zonk, sad, kritik, kecewa, tolong, lemah, hancur, gagal, salah, jelek). Setiap komentar yang telah melalui tahap preprocessing kemudian dibandingkan dengan daftar kata pada kamus tersebut. Jika sebuah komentar mengandung lebih banyak kata positif maka diberi label positif, sebaliknya jika lebih banyak kata negatif maka diberi label negatif, dan jika tidak mengandung keduanya maka diberi label netral.

### 3.5 Feature Extraction (TF-IDF)

Pada tahap ini dilakukan proses feature extraction untuk mengubah teks komentar yang telah diproses menjadi bentuk numerik agar dapat dipahami oleh algoritma machine learning. Metode yang digunakan adalah Term Frequency – Inverse Document Frequency (TF-IDF), yaitu teknik pembobotan kata yang mempertimbangkan frekuensi kemunculan kata dalam sebuah dokumen (komentar) dan kelangkaannya di seluruh kumpulan dokumen [19]. Dengan menggunakan TF-IDF, kata-kata yang sering muncul namun tidak terlalu informatif, seperti kata umum, akan memiliki bobot rendah, sedangkan kata-kata yang jarang muncul namun memiliki makna penting akan mendapatkan bobot tinggi. Dalam penelitian ini, setiap komentar yang telah melalui preprocessing kemudian diekstraksi menggunakan TfidfVectorizer dengan jumlah maksimal 1.000 fitur, sehingga menghasilkan representasi vektor yang siap digunakan dalam tahap klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Regresi Logistik.

### 3.6 Klasifikasi Regresi Logistik

Tahap ini merupakan proses klasifikasi menggunakan metode *Logistic Regression* yang berfungsi untuk memprediksi kelas sentimen berdasarkan data yang telah melalui tahap *feature extraction* dengan TF-IDF. Model ini bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kelas (positif, negatif, atau netral) berdasarkan bobot kata dalam data, sehingga diperoleh hasil klasifikasi yang optimal terhadap opini publik yang diperoleh dari media sosial.

### 3.6 Evaluasi Confusion Matrix

Tahap evaluasi dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur kinerja model klasifikasi *Logistic Regression*. Dengan evaluasi ini, peneliti dapat melihat sejauh mana model mampu membedakan sentimen secara tepat dan konsisten [20].

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil penelitian yang telah dilakukan, mulai dari proses pengolahan data hingga analisis menggunakan metode yang telah ditentukan. Setiap tahapan penelitian dijelaskan secara rinci, meliputi hasil pra-

pemrosesan data, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur, serta penerapan algoritma klasifikasi. Selain itu, dilakukan pembahasan untuk menginterpretasikan hasil yang diperoleh sehingga dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai performa metode yang digunakan dalam analisis sentimen.

### 4.1 Data Collection

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa komentar yang diposting oleh pengguna Instagram mengenai kinerja Menteri Keuangan. Data tersebut diperoleh melalui proses crawling dan terkumpul sebanyak 1.277 data komentar mentah. Dari keseluruhan data, atribut yang digunakan untuk pengolahan adalah pada bagian teks komentar. Setelah data terkumpul, dilakukan proses penentuan sentimen berdasarkan makna yang terkandung di dalam komentar tersebut, yang kemudian dikategorikan menjadi sentimen positif, negatif, atau netral. Adapun hasil crawling dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Sampel Hasil Crawling

Kebijakan ini informasi, beda sama Bu Sri Mulyani #purbaya #indonesia
Purbaya sebagai Menkeu itu utang, kita lihat saja ke depan #opini #kritik 😊
Kebijakan ini optimis, bedasamaBuSriMulyan i#opini 👍
Aku rasa gagal kebijakan fiskal bakal berubah #kabinet #perubahan
Menteri Keuangan pengganti ini hebat, semoga amanah #berita #purbaya #perubahan
Saya rasa boneka untuk Purbaya Yudhi Sadewa jadi Menteri Keuangan #berita #kabinet

### 4.2 Preprocessing/Cleaning

Pada tahap ini, data komentar mentah yang berjumlah 1.277 berhasil melalui proses preprocessing atau pembersihan data. Proses ini mencakup normalisasi teks seperti mengubah huruf menjadi kecil, menghapus tanda baca serta angka, kemudian dilanjutkan dengan tokenizing, penghapusan stopword, dan stemming. Adapun hasil proses pembersihan data dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3 berikut.

komentar		cleaned
0	Kebijakan ini informasi, beda sama Bu Sri Muly...	kebijakan ini informasi beda sama bu sri mulya...
1	Kalau dilihat dari track record, dia support s...	kalau dilihat dari track record dia support si...
2	Ada yang bilang keputusan ini percaya, tapi sa...	ada yang bilang keputusan ini percaya tapi say...
3	Purbaya sebagai Menkeu itu utang, kita lihat s...	purbaya sebagai menkeu itu utang kita lihat s...
4	Pilihan Presiden ini bagus, rakyat harus dukun...	pilihan presiden ini bagus rakyat harus dukung...
...	...	...
1272	Menteri Keuangan pengantini ini top, semoga ama...	menteri keuangan pengantini ini top semoga aman...
1273	Ada yang bilang keputusan ini gagal, tapi saya...	ada yang bilang keputusan ini gagal tapi saya ...
1274	Banyak orang bilang percaya, aku masih mikir-m...	banyak orang bilang percaya aku masih mikir-m...
1275	Pilihan Presiden ini informasi, rakyat harus d...	pilihan presiden ini informasi rakyat harus du...
1276	Pilihan Presiden ini netral, rakyat harus duku...	pilihan presiden ini netral rakyat harus dukun...

1277 rows x 2 columns

Gambar 2. Hasil Pembersihan Data Tahap 1

komentar		cleaned	processed
0	Kebijakan ini informasi, beda sama Bu Sri Muly...	kebijakan ini informasi beda sama bu sri mulya...	bijak informasi beda bu sri mulyani purbaya in...
1	Kalau dilihat dari track record, dia support s...	kalau dilihat dari track record dia support si...	track record support sih berita purbaya
2	Ada yang bilang keputusan ini percaya, tapi sa...	ada yang bilang keputusan ini percaya tapi say...	bilang putus percaya kabeh rakyat ekonomi
3	Purbaya sebagai Menkeu itu utang, kita lihat s...	purbaya sebagai menkeu itu utang kita lihat s...	purbaya menkeu utang luh opini kritis
4	Pilihan Presiden ini bagus, rakyat harus dukun...	pilihan presiden ini bagus rakyat harus dukung...	pilih presiden ini bagus rakyat dukung update muly...
...	...	...	...
1272	Menteri Keuangan pengantini ini top, semoga ama...	menteri keuangan pengantini ini top semoga aman...	menteri uang ganti top moga amanah banta
1273	Ada yang bilang keputusan ini gagal, tapi saya...	ada yang bilang keputusan ini gagal tapi saya ...	bilang putus gagal ubah ekonomi kabeh
1274	Banyak orang bilang percaya, aku masih mikir-m...	banyak orang bilang percaya aku masih mikir-m...	orang bilang percaya kabeh mikitik
1275	Pilihan Presiden ini informasi, rakyat harus d...	pilihan presiden ini informasi rakyat harus du...	pilih presiden informasi rakyat dukung meneuke
1276	Pilihan Presiden ini netral, rakyat harus duku...	pilihan presiden ini netral rakyat harus dukun...	pilih presiden netral rakyat dukung berita kab...

1277 rows x 3 columns

Gambar 3. Hasil Pembersihan Data Tahap 2

#### 4.3. Lexicon

Pada tahap ini, data komentar yang telah melalui proses pembersihan kemudian dilakukan pelabelan sentimen menggunakan pendekatan lexicon-based. Dengan memanfaatkan daftar kata positif dan negatif yang telah ditentukan, setiap komentar diberi label sesuai dengan makna kata yang terkandung di dalamnya. Hasil dari proses ini menunjukkan adanya tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, yang akan menjadi dasar dalam tahap klasifikasi selanjutnya. Adapun hasil proses lexicon dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.

	processed	label
0	bijak informasi beda bu sri mulyani purbaya in...	netral
1	track record support sih berita purbaya	positif
2	bilang putus percaya kabeh rakyat ekonomi	positif
3	purbaya menkeu utang luh opini kritis	negatif
4	pilih presiden bagus rakyat dukung update mulyani	positif
5	dar opini purbaya yudhi sadewa menteri uang up...	netral
6	turut netral moga ekonomi mulyani update	netral
7	menteri uang ganti tunggu moga amanah kritis m...	negatif
8	purbaya yudhi sadewa menteri uang kritis politik	negatif
9	turut utang moga ekonomi indonesia rakyat purbaya	negatif
10	bijak support beda bu sri mulyani mulyani poli...	positif
11	purbaya menkeu juara lihat dukung	positif
12	turut moga ekonomi kabinet update	netral
13	kebijakaninioptimisbedasamabusirimulyaniopini	netral
14	track record hebat sih opin	positif
15	maju bijak fiskal ubah ubah dukung indonesia	positif
16	pilih presiden utang rakyat dukung dukung	negatif
17	pilih presiden tunggu rakyat dukung mulyani be...	netral
18	bijak informasi beda bu sri mulyani update pol...	netral
19	menteri uang ganti percaya moga amanah indones...	positif

Gambar 4. Hasil Penerapan Lexicon

#### 4.4. Feature Extraction (TF-IDF)

Pada tahap ini, data komentar yang telah dilabeli kemudian diubah ke dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-

IDF). Proses ini menghasilkan representasi vektor dari setiap kata dalam komentar sehingga dapat digunakan sebagai fitur pada model klasifikasi. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.

	track	tuju	tunggu	turut	uang	ubah	update	utang	yudhi	zonk
0	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.0	0.0
1	0.413	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.0	0.0
2	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.0	0.0
3	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.000	0.598	0.0	0.0
4	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.347	0.000	0.0	0.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1272	0.000	0.0	0.0	0.0	0.293	0.000	0.000	0.000	0.0	0.0
1273	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.336	0.000	0.000	0.0	0.0
1274	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.323	0.000	0.000	0.0	0.0
1275	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.0	0.0
1276	0.000	0.0	0.0	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.0	0.0

[1277 rows x 194 columns]

Gambar 5. Hasil TF-IDF

#### 4.5. Evaluasi Confusion Matrix

Hasil evaluasi model klasifikasi ditunjukkan melalui confusion matrix yang memperlihatkan perbandingan antara prediksi model dengan label aktual. Dari matriks ini dapat dilihat jumlah data yang berhasil diprediksi dengan benar maupun yang salah, sehingga menjadi ukuran tingkat akurasi dan performa model. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



Gambar 6. Evaluasi Model Confusion Matrix

Gambar 6 menampilkan confusion matrix hasil klasifikasi menggunakan metode Regresi Logistik pada analisis sentimen komentar Instagram. Dari gambar terlihat bahwa pada kelas positif, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 63 data tanpa ada kesalahan prediksi. Pada kelas negatif, terdapat 76 data yang diprediksi benar, namun masih terdapat 13 data yang salah diprediksi sebagai netral. Sementara itu, pada kelas netral, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 95 data, meskipun terdapat 9 data yang salah diprediksi sebagai

negatif. Secara keseluruhan, confusion matrix ini menggambarkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan tingkat ketepatan yang cukup baik, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi khususnya pada kelas negatif dan netral.

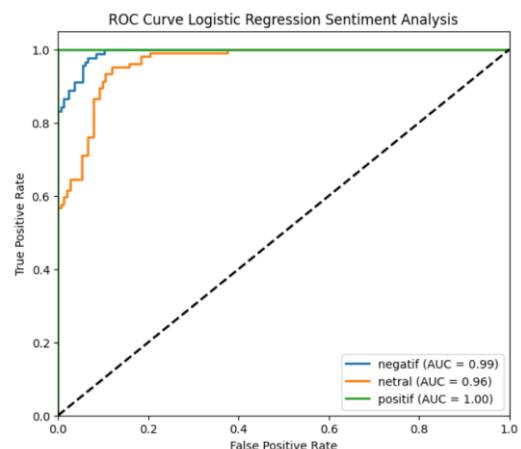
	precision	recall	f1-score	support
positif	0.89	0.85	0.87	89
negatif	0.88	0.91	0.90	104
netral	1.00	1.00	1.00	63
accuracy			0.91	256
macro avg	0.92	0.92	0.92	256
weighted avg	0.91	0.91	0.91	256

Gambar 7. Report Klasifikasi

Gambar 7 Hasil evaluasi klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa model mencapai **akurasi sebesar 91,4%**, dengan performa yang baik pada setiap kelas. Kelas positif memiliki **precision 0,89, recall 0,85, dan f1-score 0,87** dari total 89 data uji, sedangkan kelas negatif memperoleh **precision 0,88, recall 0,91, dan f1-score 0,90** dari 104 data uji. Sementara itu, kelas netral menunjukkan hasil sempurna dengan **precision, recall, dan f1-score masing-masing 1,00** pada 63 data uji. Rata-rata makro mencapai **0,92** dan rata-rata berbobot **0,91**, yang mengindikasikan model mampu mengklasifikasikan sentimen secara seimbang dan konsisten meskipun jumlah data tiap kelas berbeda.

#### 4.6 Roc Curve Logistic Regression

Pada tahap ini, kinerja model Regresi Logistik dievaluasi lebih lanjut menggunakan Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve. Grafik ini menampilkan hubungan antara nilai True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR), sehingga dapat menggambarkan kemampuan model dalam membedakan setiap kelas sentimen. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Gambar 8 berikut.



Gambar 8. Roc Curve Logistic Regression

Gambar 8 menampilkan kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) hasil klasifikasi menggunakan metode Regresi Logistik pada analisis sentimen. Grafik menunjukkan performa model dalam membedakan kelas positif, negatif, dan netral. Nilai AUC (Area Under Curve) yang diperoleh untuk masing-masing kelas adalah 0,99 pada sentimen negatif, 0,96 pada sentimen netral, dan 1,00 pada sentimen positif. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memisahkan data antar kelas sentimen. Secara keseluruhan, nilai ROC-AUC Score (macro-average) sebesar 0,985 menunjukkan bahwa model Regresi Logistik yang digunakan memiliki kinerja klasifikasi yang sangat tinggi dan mampu membedakan ketiga label sentimen dengan akurasi yang mendekati sempurna.

#### 4.7 Word Cloud- Semua Komentar

Untuk memberikan gambaran visual dari data, dilakukan pembuatan Word Cloud yang menampilkan kata-kata paling sering muncul dari seluruh komentar. Visualisasi ini membantu mengidentifikasi kata kunci dominan yang banyak digunakan oleh pengguna dalam memberikan tanggapan. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Gambar 9 berikut.

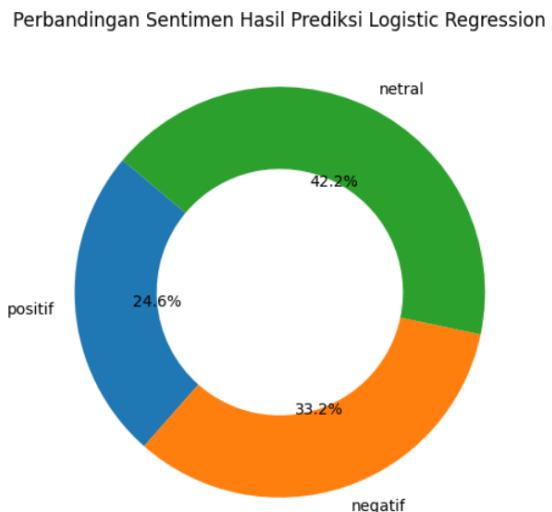


Gambar 9. Word Cloud- Semua Komentar

Gambar 9 menampilkan Word Cloud yang menggambarkan sebaran kata dari seluruh komentar yang dianalisis, di mana ukuran kata menunjukkan tingkat frekuensinya. Terlihat bahwa kata purbaya, menkeu, mulyani, rakyat, bijak, dan dukung mendominasi, menandakan bahwa percakapan publik banyak terfokus pada tokoh dan posisi Menteri Keuangan serta isu dukungan dan kebijakan yang dianggap bijak. Selain itu, muncul pula kata-kata seperti kritik, ubah, dan utang yang mencerminkan adanya pandangan kritis terhadap kebijakan, sementara kata mogas, amanah, dan semangat menunjukkan dukungan dan harapan positif. Dengan demikian, Word Cloud ini merefleksikan beragam opini masyarakat yang mencakup apresiasi, kritik, serta harapan terhadap peran pemerintah dalam bidang ekonomi dan politik.

#### **4.8 Perbandingan Sentimen**

Pada tahap ini dilakukan analisis perbandingan hasil klasifikasi sentimen terhadap komentar yang diperoleh dari Instagram. Visualisasi dalam bentuk grafik digunakan untuk menunjukkan distribusi proporsi masing-masing sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Perbandingan ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai kecenderungan opini masyarakat serta proporsi dominasi sentimen terhadap kinerja Menteri Keuangan. Adapun hasil perbandingan sentimen dapat dilihat pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10. Perbandingan Sentimen

Gambar 10 menunjukkan hasil perbandingan sentimen dari prediksi menggunakan metode Logistic Regression yang divisualisasikan dalam bentuk diagram donat. Dari hasil tersebut terlihat bahwa komentar dengan sentimen netral mendominasi sebesar 42,2%, diikuti oleh sentimen negatif sebesar 33,2%, dan sentimen positif sebesar 24,6%. Hal ini mengindikasikan bahwa mayoritas komentar yang dianalisis cenderung bersifat netral atau deskriptif tanpa muatan emosi yang kuat, sementara komentar negatif lebih banyak dibandingkan positif, menunjukkan adanya kritik atau ketidakpuasan yang relatif lebih tinggi dibandingkan apresiasi atau dukungan.

## **5. KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap 1.277 komentar Instagram mengenai kinerja Menteri Keuangan menggunakan metode Regresi Logistik menunjukkan performa model yang sangat baik. Proses pra-pemrosesan data, pelabelan dengan pendekatan lexicon-based, serta ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF berhasil mempersiapkan data sehingga model mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi, yaitu 91,4%, dengan nilai ROC-AUC (macro-average) sebesar 0,985. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang kuat dalam membedakan sentimen positif, negatif, dan netral, serta dapat digunakan sebagai alat yang andal dalam menganalisis opini publik di media sosial.

**DAFTAR PUSTAKA**

- [1] A. Danil, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Pemilihan Bupati Cirebon 2024 Berdasarkan Komentar pada Video Debat di YouTube dengan Metode Naïve Bayes," *J. Inform. Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 1, 2025.
- [2] S. Syafrizal, M. Afdal, and R. Novita, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor: Sentiment Analysis of PLN Mobile Application Review Using Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor Algorithm," *MALCOM: Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 10–19, 2024.
- [3] A. Zakira, M. Arhami, M. I. Abdi, and S. Safriadi, "Text-Based Emotion Sentiment Analysis on Social Media Using NLP and Lexicon Approach (Case Study: Gaza Conflict)," *J. Inform. Eng. Softw. Appl.*, vol. 1, no. 1, pp. 139–149, 2025.
- [4] L. D. Putra, "Analisa Konten Media Sosial Instagram @folkative dalam Membentuk Opini Publik," Doctoral dissertation, Universitas Buddha Dharma, 2024.
- [5] "Purbaya Yudhi Sadewa," *Wikipedia bahasa Indonesia*, Sep. 2025. [Online]. Available: [https://id.wikipedia.org/wiki/Purbaya\\_Yudhi\\_Sadewa](https://id.wikipedia.org/wiki/Purbaya_Yudhi_Sadewa). [Accessed: Sep. 30, 2025].
- [6] Kementerian Keuangan Republik Indonesia, "Profil Pejabat — Menteri Keuangan: Purbaya Yudhi Sadewa," *Kemenkeu.go.id*, 2025. [Online]. Available: <https://www.kemenkeu.go.id/profile/profil-pejabat/Menteri-Keuangan>. [Accessed: Sep. 30, 2025].
- [7] MUC Consulting, "Purbaya Yudhi Sadewa Gantikan Sri Mulyani Sebagai Menteri Keuangan," *MUC.co.id*, Sep. 8, 2025. [Online]. Available: <https://muc.co.id/id/article/purbaya-yudhi-sadewa-gantikan-sri-mulyani-sebagai-menteri-keuangan>. [Accessed: Sep. 30, 2025].
- [8] "Profil Sri Mulyani, 2 Dekade Urus Keuangan Negara Kini Diganti Purbaya," *Bisnis.com*, Jakarta, Sep. 8, 2025. [Online]. Available: <https://ekonomi.bisnis.com/read/20250908/9/1909320/profil-sri-mulyani-2-dekade-urus-keuangan-negara-kini-diganti-purbaya>. [Accessed: Sep. 30, 2025].
- [9] P. Y. Desy Abigail, "Profil Purbaya Yudhi Sadewa, Menteri Keuangan Pengganti Sri Mulyani," *Bisnis.com*, Jakarta, Sep. 8, 2025. [Online]. Available: <https://ekonomi.bisnis.com/read/20250908/9/1909315/profil-purbaya-yudhi-sadewa-menteri-keuangan-pengganti-sri-mulyani>. [Accessed: Sep. 30, 2025].
- [10] A. S. D. P. Sinaga and A. S. Aji, "Analisis Sentimen Publik Terhadap Mayor Teddy Indra Wijaya dengan Pendekatan Logistic Regression: Public Sentiment Analysis Towards Mayor Teddy Indra Wijaya with Logistic Regression Approach," *MALCOM: Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 222–231, 2025.
- [11] D. N. Ardelia, H. D. Arifin, S. Daniswara, and A. P. Sari, "Klasifikasi Harga Ponsel Menggunakan Algoritma Logistic Regression," *vol.*, vol. 4, pp. 37–43, 2024.
- [12] E. I. Scandea, M. A. R. Sugiarto, F. Lestari, and D. Hartanti, "Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis Data Faktor Resiko Penyakit Jantung Menggunakan Metode Logistic Regression," in *Pros. Semin. Nas. Teknol. Inf. Bisnis*, Jul. 2023, pp. 683–688.
- [13] A. A. Putri, "Penerapan Metode Logistic Regression Untuk Klasifikasi Sentimen Pada Dataset Twitter Terbatas," *ZONAsi-J. Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 95–107, 2025.
- [14] T. Shaik, X. Tao, C. Dann, H. Xie, Y. Li, and L. Galligan, "Sentiment analysis and opinion mining on educational data: A survey," *arXiv*, 2023.
- [15] S. Saifullah, Y. Fauziah, and A. S. Aribowo, "Comparison of Machine Learning for Sentiment Analysis in Detecting Anxiety Based on Social Media Data," *J. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 45–55, Jan. 2021.
- [16] A. Khaidar, M. Arhami, and M. Abdi, "Application of the Random Forest Method for UKT Classification at Politeknik Negeri Lhokseumawe," *J. Artif. Intell. Softw. Eng. (J-AISE)*, vol. 4, no. 2, pp. 94–103, [bulan & tahun publikasi]. doi: 10.30811/jaise.v4i2.6131.
- [17] Reuters, "Indonesia names Purbaya Yudhi Sadewa as new finance minister after Sri Mulyani removed," Sep. 8, 2025. [Online]. Available: <https://www.reuters.com/world/asia-pacific/indonesia-names-purbaya-yudhi-sadewa-new-finance-minister-after-sri-mulyani-2025-09-08/>. [Accessed: Sep. 30, 2025].
- [18] Detik, "Profil Purbaya Yudhi Sadewa, Menteri Keuangan Pengganti Sri Mulyani," Sep. 8, 2025. [Online]. Available: <https://www.detik.com/jatim/berita/d-8101843/profil-purbaya-yudhi-sadewa-menteri-keuangan-pengganti-sri-mulyani>. [Accessed: Sep. 30, 2025].

- [19] R. R. Putra, N. A. Putri, and A. D. Putra, *Teknik Cosine Similarity dan TF-IDF dalam Analisis Data*. Serasi Media Teknologi, 2024.
- [20] S. Kurnia and A. Khaidar, “Perbandingan Metode Machine Learning Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Artificial Neural Network dalam Memprediksi Serangan Jantung,” *J. Inform. Kaputama (JIK)*, vol. 9, no. 2, pp. 87–94, 2025.