

Analisis Sentimen Pandangan Publik Terhadap Kenaikan Pajak 12% dari Twitter Menggunakan Indonesian Roberta Base Classifier

Septiani Astuti*¹, Adhitia Erfina²

^{1,2}Sistem Informasi, Fakultas Teknik Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra

Email: *¹ septiani.astuti_si21@nusaputra.ac.id , ²adhitia.erfina@nusaputra.ac.id

(Naskah masuk: 22 Januari 2025, diterima untuk diterbitkan: 20 Juli 2025)

Abstrak : Kenaikan tarif Pajak Pertambahan Nilai (PPN) sebesar 12% yang diberlakukan oleh pemerintah menjadi topik yang banyak diperbincangkan di media sosial, khususnya Twitter. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan tersebut dengan menggunakan model Indonesian RoBERTa Base Sentiment Classifier. Data penelitian diperoleh melalui proses scraping terhadap 896 tweet berbahasa Indonesia dalam rentang waktu 1 November 2024 hingga 1 Januari 2025. Data yang dikumpulkan melalui tahapan pre-processing seperti case folding, pembersihan data, stemming, dan tokenization. Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi (48,27%), diikuti oleh sentimen netral (34,64%), dan sentimen positif (17,09%). Implementasi model menunjukkan akurasi sebesar 56,98% dan F1-makro sebesar 53,32%. Temuan ini mencerminkan adanya penolakan atau ketidakpuasan masyarakat terhadap kebijakan kenaikan PPN 12%. Rendahnya sentimen positif menunjukkan perlunya strategi komunikasi yang lebih efektif dari pihak pemerintah untuk meningkatkan penerimaan masyarakat terhadap kebijakan tersebut. Penelitian ini memberikan wawasan penting bagi pembuat kebijakan dalam memahami persepsi publik dan mengambil langkah strategis yang lebih responsif.

Kata Kunci - Analisis Sentimen; Kenaikan PPN; Indonesian RoBERTa Base Classifier; Twitter

Sentiment Analysis of Public Views on 12% Tax Increase From Twitter Using English Roberta Base Classifier

Abstract : The increase in Value Added Tax (VAT) rates by 12% imposed by the government has become a widely discussed topic on social media, especially Twitter. This study aims to analyze public sentiment towards the policy using the Indonesian RoBERTa Base Sentiment Classifier model. The research data was obtained through a scraping process of 896 Indonesian-language tweets in the period from November 1, 2024 to January 1, 2025. The data collected went through pre-processing stages such as case folding, data cleaning, stemming, and tokenization. The results of the analysis show that negative sentiment dominates (48.27%), followed by neutral sentiment (34.64%), and positive sentiment (17.09%). The implementation of the model shows an accuracy of 56.98% and an F1-macro of 53.32%. These findings reflect public rejection or dissatisfaction with the 12% VAT increase policy. The low positive sentiment indicates the need for a more effective communication strategy from the government to increase public acceptance of the policy. This study provides important insights for policy makers in understanding public perception and taking more responsive strategic steps.

Keywords - Sentiment Analysis; VAT Increase; Indonesian RoBERTa Base Classifier; Twitter

1. PENDAHULUAN

Kenaikan tarif pajak sebesar 12% yang diberlakukan oleh pemerintah merupakan salah satu isu yang mendapat perhatian luas dari masyarakat Indonesia, terutama di platform media sosial. Media sosial telah menjadi ruang publik yang memungkinkan masyarakat untuk menyampaikan pendapat, kritik, dan dukungan terhadap kebijakan pemerintah secara cepat dan langsung[1]. Pemantauan sentimen publik terhadap kebijakan seperti kenaikan pajak ini dapat memberikan wawasan penting bagi pembuat kebijakan dan pihak terkait dalam mengevaluasi penerimaan masyarakat.

Analisis sentimen adalah proses mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini yang diekspresikan dalam teks sebagai positif, negatif, atau netral[2]. Dalam konteks Indonesia, penggunaan bahasa Indonesia sebagai medium utama di media sosial menuntut pemanfaatan alat yang mampu menangkap nuansa bahasa lokal dengan akurat. Model berbasis Transformer, seperti RoBERTa, telah menunjukkan keunggulan dalam tugas-tugas pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing/NLP), termasuk analisis sentimen[3]. Indonesian RoBERTa Base Classifier merupakan salah satu model yang dioptimalkan untuk menangani teks berbahasa Indonesia dan telah terbukti mampu meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dibandingkan pendekatan konvensional.

Penerapan analisis sentimen pada data Media sosial memberikan tantangan tersendiri, terutama karena teks pada platform ini sering kali tidak terstruktur, mengandung singkatan, slang, dan elemen lainnya yang membutuhkan proses pembersihan dan normalisasi yang komprehensif[4]. Studi ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan kenaikan pajak 12% di Indonesia menggunakan Indonesian RoBERTa Base Classifier. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam memahami persepsi masyarakat dan membantu pemerintah dalam mengambil langkah strategis yang lebih responsif terhadap kebutuhan masyarakat.

Yogie Oktavianus Sihombing et al. dengan penelitiannya yang berjudul *Prediksi Sentimen Pada Teks Media Sosial Corporate University Menggunakan RoBERTa*[5] menunjukkan bahwa melalui proses fine-tuning, IndoRoBERTa memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan dengan varian IndoBERT lainnya dalam analisis sentimen. Model ini dievaluasi menggunakan laporan klasifikasi dan mencapai akurasi uji rata-rata sebesar 96,2% dengan F1-Score sebesar 95,2% untuk tiga kategori sentimen: negatif, netral, dan positif. Selain itu, evaluasi lanjutan menggunakan confusion matrix, sensitivitas, spesifisitas, MCC, indeks Kappa Cohen, dan kurva ROC juga menghasilkan kinerja yang memuaskan.

Jesica Kristovani Siagian dan Painem dalam penelitiannya yang berjudul *Analisis Sentimen Masyarakat Indonesiaterthadap Rencana Kenaikan Ppn Menjadi 12% Di Media Sosial X Dengan Metode Naïve Bayes*[6] didapatkan klasifikasi dengan naive bayes classifier dan pengujian dengan confusionmatrix. Dataset merupakan hasil crawling twitter mulai tanggal 1 Maret hingga 15 Mei 2024. Dari 468 dataset, hasil pengujian mendapatkan akurasi 83% sebesar presisi 68,8% dan recall 78,6%.

Bayu Samudera et al. penelitian yang berjudul *Implementasi Majority Vote Pada Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine (Studi Kasus : Kenaikan Pajak Hiburan)*[7] menyimpulkan bahwa mayoritas masyarakat memberikan respons negatif terhadap kenaikan pajak hiburan berdasarkan analisis sentimen dengan pendekatan Majority Vote.

Ardiansyah et al. pada penelitiannya yang berjudul *Analisis sentimen terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Map smenggunakan BERT*[8] menggunakan model indobenchmark/indobert-base-p1 untuk klasifikasi teks berbahasa Indonesia. Dataset penelitian berjumlah 4.748 data awal yang setelah preprocessing menjadi 4.228 data, dan dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 70:30:30. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini memiliki kinerja baik dalam klasifikasi teks berbahasa Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

Setiap penelitian tentu membutuhkan sebuah metode yang sistematis untuk menyelesaikan permasalahan penelitian[10]. Metode penelitian menjadi acuan, rencana, dan prosedur yang

dilakukan dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan analisis sentimen terhadap kenaikan PPN 12%. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan model Indonesian RoBERTa Base Sentiment Classifier yang mencakup tahapan pengumpulan data, pre-processing teks, implementasi model, dan evaluasi[11]. Alur metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Algoritma BERT

2.1. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah *scraper* untuk mendapatkan data dari platform Twitter[9]. Proses ini dilakukan menggunakan library HarvestCollection Data, yang mempermudah pengambilan tweet dengan kata kunci tertentu. Data dikumpulkan tanpa memerlukan akses API tetapi menggunakan twitter auth token, sehingga proses pengambilan data lebih fleksibel. Total data yang terkumpul terdiri dari 896 tweet berbahasa Indonesia yang relevan dengan topik penelitian.

2.2. Pre-Processing Text

Pada tahap ini, data mentah yang telah terkumpul diolah menjadi data yang siap digunakan untuk proses pelatihan model[12]. Tujuan utama pre-processing adalah untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan. Tahapan pre-processing meliputi:

1. Case Folding: Mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil untuk memastikan konsistensi data.
2. Cleaning Data: Menghapus simbol, angka, URL, tanda baca, dan karakter khusus yang tidak diperlukan.
3. Stemming: Menghilangkan imbuhan dan akhiran pada kata untuk mendapatkan bentuk kata dasar.
4. Tokenization: Memecah teks menjadi unit-unit kecil (token) untuk diproses oleh model. Hasil dari tahapan ini adalah data teks bersih yang siap digunakan pada tahap implementasi model.

2.3. Implementasi Model

Data yang telah dibersihkan sebelumnya dilakukan text processing dan pelabelan dengan menerapkan model yang telah dilatih menggunakan Model Klasifikasi Indonesia RoBERTa Base Sentiment Classifier sebanyak 5 epoch, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1. Hasil Trained 5 EPOCH

Epoch	Akurasi	F1	Presisi	Recall
1	35.75%	24.34%	21.40%	35.75%
2	68.16%	71.10%	79.66%	68.16%
3	56.98%	53.32%	50.31%	56.98%
4	37.43%	26.33%	24.08%	27.43%
5	46.92%	44.06%	83.29%	46.92%

Klasifikasi RoBERTa Base Sentiment Indonesia merupakan model klasifikasi teks berbasis emosi menggunakan model RoBERTa. Model ini awalnya merupakan model RoBERTa Base Indonesia yang telah dilatih sebelumnya, kemudian disempurnakan menggunakan dataset SmSA Indonesia yang berisi komentar dan ulasan dalam Bahasa Indonesia. Model ini berhasil mencapai akurasi hingga 56.98% dan F1-makro 53.32%, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2. Pada pengujian benchmark, model ini mampu mencapai akurasi 93,2% dan F1-makro 91,02%, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 2. Hasil Setelah Training

Akurasi	F1 Makro
56.98%	53.32%

Tabel 3 Uji Benchmark

Akurasi	F1 Makro
65.32%	46.92%

2.4. Evaluasi

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa dalam klasifikasi sentimen. Beberapa metrik evaluasi yang digunakan adalah :

1. Akurasi: Persentase prediksi yang benar terhadap total prediksi.
2. Presisi: Ketepatan model dalam mengidentifikasi sentimen tertentu.
3. Recall: Sensitivitas model terhadap sentimen tertentu.
4. F1-Score: Keseimbangan antara presisi dan recall. Evaluasi dilakukan untuk memastikan model memiliki performa yang optimal dalam menganalisis sentimen publik terhadap kenaikan PPN 12%.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Scraping

Tabel 4. Scraping

Sebelum	Sesudah
PROMO IMAGINARIUM THEATER SEASON 7 VISIONARY ...	promo imaginarium theater season visionary mod...
Yang naik 12% Hanya PPNBM ya guys yaa bukan se...	Yang naik 12% ppnbm ya guys yaa ppn
bangun2 langsung disambut dengan reality ppn 1...	bangun langsung sambut reality ppn asa ken tidur
Selamat pagi 2025 Ppn 12% sudah mulai dilaksan...	selamat pagi ppn sudah mulai dilaksana
@KompasTV Ngerjain rakyat ujung2nya Ppn 12% da...	ngerjain rakyat ujungnya ppn tarif pajak kenderaa...

Proses scraping dilakukan menggunakan kata kunci "PPN 12%" dengan rentang waktu 1 November 2024 hingga 1 Januari 2025. Data diambil menggunakan alat tweet-harvest dengan parameter pencarian bahasa Indonesia. Proses ini menghasilkan 896 data mentah dari platform Twitter. Data yang diperoleh terdiri dari beberapa atribut seperti id, conversation_id, created_at, username, dan full_text. Namun, untuk kepentingan penelitian, hanya atribut "full_text" yang relevan dan digunakan untuk analisis. Hasil scraping ini menunjukkan bahwa masyarakat cukup

aktif mendiskusikan isu kenaikan pajak pertambahan nilai (PPN) sebesar 12% selama periode tersebut.

3.2. Pre-Processing Text

Tahapan pre-processing dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam analisis sentimen[13]. Proses ini meliputi :

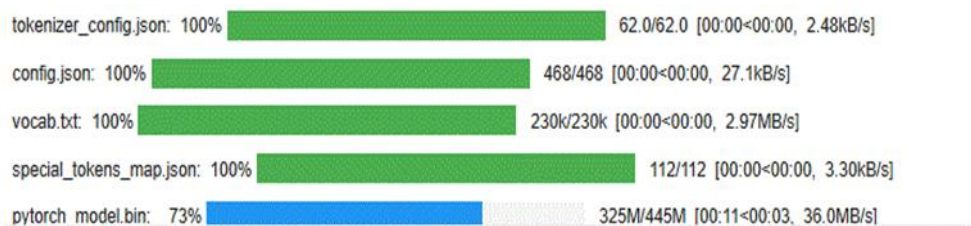
1. Lowercasing : Mengubah semua teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan makna berdasarkan kapitalisasi huruf.
2. Penghapusan URL, Mention, dan Hashtag : Semua URL, mention (@username), dan hashtag (#tag) dihilangkan.
3. Penghapusan Angka dan Simbol : Seluruh angka dan simbol yang tidak relevan dengan analisis dihapus.
4. Penghapusan Stopwords : Stopwords dalam bahasa Indonesia dihapus menggunakan library NLTK.
5. Stemming : Proses stemming dilakukan menggunakan library Sastrawi untuk mengembalikan kata ke bentuk dasar. Setelah melalui proses ini, data mentah diubah menjadi data yang bersih dan siap untuk analisis. Perbandingan data sebelum dan sesudah pre-processing ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 5. Pre-Processing Text

Tokenizing	Stemming
[promo, imaginarium, theater, season, visionar...	[promo, imaginarium, theater, season, visionar...
[ppnbnm, ya, guys, yaa, ppn]	[ppnbnm, ya, guys, yaa, ppn]
[bangun, langsung, sambut, reality, ppn, asa, ...	[bangun, langsung, sambut, reality, ppn, asa, ...
[selamat, pagi, ppn, laksana]	[selamat, pagi, ppn, laksana]
[ngerjain, rakyat, ujung, ppn, tarif, pajak, k...	[ngerjain, rakyat, ujung, ppn, tarif, pajak, k...

3.3. Indonesian RoBERTa Base Sentiment Classifier

Data yang telah dibersihkan kemudian digunakan dalam analisis sentimen menggunakan model Indonesia RoBERTa Base Sentiment Classifier. Model ini dipilih karena performanya yang unggul dalam klasifikasi teks bahasa Indonesia[14]. Proses klasifikasi menghasilkan tiga label sentimen: positif, netral, dan negatif. Dari total 896 data. Proses prediksi memakan waktu 2 menit 21 detik. Hasil implementasi model ditunjukkan pada Gambar 2 dan Tabel 3.



Gambar 2. Implementasi Indonesia RoBERTa Base Sentiment Classifier

Tabel 6. Hasil Pelabelan Dari Indonesia RoBERTa Base Sentiment Classifier

Cleaned Text	Label	Akurasi
gue set ppn sih untung	Positif	0.496119
capek bgt undang undang tulis klo tarif ppn januari ..	Negatif	0.470568
bener ga nih ppn bercuan kemaren mencla ..	Negatif	0.372499
pagi awal mules kek perut gak suka realita ppn	Negatif	0.254694
ppn dana bantu sosial kelompok rentan	Netral	0.497654

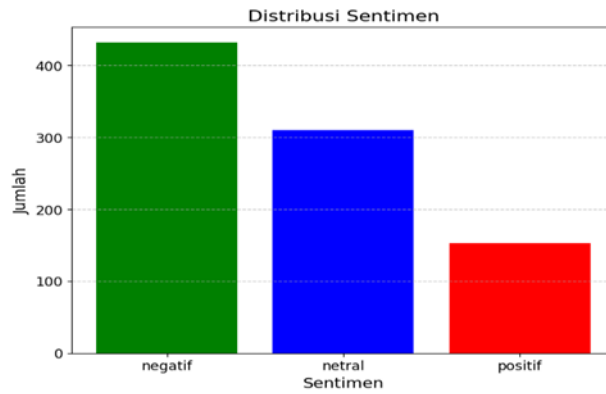
3.4. Visualisasi Data

Tahapan berikutnya adalah melakukan visualisasi data untuk menggambarkan distribusi sentimen masyarakat terhadap isu tertentu berdasarkan hasil analisis sentimen yang telah dilakukan[15]. Berdasarkan Tabel 4 dibawah ini, dapat dilihat bahwa sentimen negatif mendominasi opini masyarakat dengan jumlah 432 data atau sebesar 48,27%. Sentimen netral berada di urutan kedua dengan jumlah 310 data atau 34,64%. Sementara itu, sentimen positif memiliki jumlah terendah, yaitu 153 data atau sebesar 17,09%.

Tabel 7. Jumlah dan Persentase Opini Publik Terhadap Kenaikan PPN 12%

Sentimen	Jumlah	Persentase (%)
Negatif	432	48.27
Netral	310	34.64
Positif	153	17.09

Distribusi ini menunjukkan bahwa mayoritas opini publik cenderung negatif terhadap topik yang dibahas. Hal ini mengindikasikan adanya persepsi kurang puas atau penolakan dari masyarakat. Sentimen netral yang juga cukup tinggi menunjukkan bahwa terdapat kelompok masyarakat yang cenderung tidak memberikan opini ekstrem, baik positif maupun negatif. Sebaliknya, jumlah sentimen positif yang rendah menunjukkan bahwa hanya sebagian kecil masyarakat yang memberikan tanggapan positif. Hasil analisis ini memberikan wawasan penting bagi pembuat kebijakan atau pihak terkait untuk lebih memahami opini masyarakat serta merancang strategi komunikasi yang efektif untuk menanggapi isu yang sedang berkembang. Berikut adalah grafik batang sentimen opini masyarakat terkait kenaikan PPN 12% yang diambil dari data periode 1 November 2024 hingga 1 Januari 2025, ditunjukkan pada Gambar 3 :



Gambar 3. Distribusi Frekuensi Sentiment

Dari diagram distribusi sentimen ini, dapat dilihat bahwa pada periode 1 November 2024 hingga 1 Januari 2025, sentimen negatif terhadap kenaikan PPN 12% mendominasi dengan jumlah lebih dari 400 tweet. Sementara itu, sentimen netral berada di posisi kedua dengan jumlah sekitar 300 tweet, dan sentimen positif menjadi yang paling rendah dengan hanya sekitar 150 tweet. Grafik ini memberikan gambaran bahwa sebagian besar masyarakat cenderung merasa keberatan atau tidak setuju dengan kebijakan kenaikan PPN 12%, diikuti oleh kelompok yang netral, sedangkan dukungan atau pandangan positif terhadap kebijakan ini relatif rendah. Data ini menunjukkan perlunya komunikasi lebih lanjut dari pihak pemerintah untuk menjelaskan manfaat dan dampak kebijakan tersebut kepada masyarakat.



Gambar 4 Wordcloud Netral



Gambar 5. Wordcloud Negatif

- [2] R. Feldman, "Techniques and applications for sentiment analysis: The main applications and challenges of one of the hottest research areas in computer science," *Commun. ACM*, vol. 56, no. 4, pp. 82–89, 2013, doi: 10.1145/2436256.2436274.
- [3] Y. Liu *et al.*, "RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach," no. 1, 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1907.11692>
- [4] N. Raghunathan and K. Saravanakumar, "Challenges and Issues in Sentiment Analysis: A Comprehensive Survey," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 69626–69642, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3293041.
- [5] M. Roberta, "Prediksi Sentimen Pada Teks Media Sosial Corporate University," pp. 302–316.
- [6] F. T. Informasi and U. B. Luhur, "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT INDONESIA TERHADAP RENCANA KENAIKAN PPN MENJADI 12 % DI MEDIA SOSIAL X ANALYSIS OF INDONESIAN PUBLIC SENTIMENT TOWARDS THE PLAN TO INCREASE VAT TO 12 % ON X SOCIAL MEDIA USING THE NAÏVE BAYES METHOD," vol. 3, no. September, pp. 779–786, 2024.
- [7] B. Samodera, K. Kartini, and M. M. Al Haromainy, "Implementasi Majority Vote Pada Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine(Studi Kasus : Kenaikan Pajak Hiburan)," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, pp. 2525–2535, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4799.
- [8] Ardiansyah, Adika Sri Widagdo, Krisna Nuresa Qodri, F. E. N. Saputro, and Nisrina Akbar Rizky P, "Analisis sentimen terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Maps menggunakan BERT," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 326–333, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.5170.
- [9] N. A. R. Putri and Ardiansyah, "Analisis Sentimen Terhadap Kemajuan Kecerdasan Buatan di Indonesia Menggunakan BERT dan RoBERTa," *J. Sains dan Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 136–145, 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i2.649.
- [10] F. T. Saputra, Y. Nurhadryani, S. H. Wijaya, and D. Defina, "Analisis Sentimen Bahasa Indonesia pada Twitter Menggunakan Struktur Tree Berbasis Leksikon," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 1, p. 135, 2021, doi: 10.25126/jtiik.0814133.
- [11] A. Jaya, "Analisis Sentimen Pandangan Public Profesi PNS (Pegawai Negeri Sipil) dari Twitter menerapkan indonesian Roberta Base Sentiment Classifier," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 38–44, 2023, doi: 10.56705/ijodas.v4i1.66.
- [12] M. R. Fahlevvi, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Pejabat Pengelola Informasi Dan Dokumentasi Kementerian Dalam Negeri Republik Indonesia Di Google Playstore Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. Teknol. dan Komun. Pemerintah.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–13, 2022, doi: 10.33701/jtkp.v4i1.2701.
- [13] M. H. Al-Areef and K. Saputra S, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Mengenai Calon Presiden Indonesia Tahun 2024 Menggunakan Algoritma LSTM," *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 22, no. 2, p. 270, 2023, doi: 10.53513/jis.v22i2.8680.
- [14] I. Akbar *et al.*, "Penerapan Long Short-Term Memory untuk Klasifikasi Multi-Label," vol. 7, no. 1, 2026.
- [15] A. Kaharudin, A. A. Supriyadi, and ..., "Analisis Sentimen pada Media Sosial dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naïve Bayes: Kajian Literatur Review," *OKTAL J. Ilmu ...*, vol. 2, no. 6, pp. 1642–1649, 2023, [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/view/2944%0Ahttps://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/download/2944/1371>