



ANALISIS SENTIMEN PUBLIK PADA APLIKASI X TERHADAP FATWA MUI PRODUK PRO ISRAEL DENGAN METODE GATED RECURRENT UNIT

Wahyu Dwi Jayanto ¹, Tino Feri Efendi ², Siti Rokhmah ³

^{1, 2, 3}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi, Institut Teknologi Bisnis AAS, Indonesia,
Jl. Slamet Riyadi No.361, Windan, Makamhaji, Kec. Kartasura, Kabupaten Sukoharjo, Jawa
Tengah, Indonesia

Email: wahyudwijayanto2003@gmail.com

ABSTRACT

This study aims to analyze public sentiment on the social media platform X regarding the Indonesian Ulema Council (MUI)'s fatwa calling for a boycott of pro-Israel products. The method used is the Gated Recurrent Unit (GRU), a deep learning architecture known for its effectiveness in processing sequential data. Primary data were collected from user tweets containing the hashtags #fatwamui and #boikotproduk, while secondary data were obtained from relevant literature. The research stages include data preprocessing (case folding, tokenization, stopword removal, and stemming), feature extraction (BoW and TF-IDF), and sentiment classification using the GRU model. Evaluation results show that the model achieved an accuracy of up to 89%, with a precision of 90.9%, recall of 87%, and F1-score of 87%, indicating a strong and balanced performance in classifying both positive and negative sentiments. These findings affirm that the GRU approach is effective for Indonesian-language sentiment analysis, particularly in the context of sensitive socio-religious issues, and has the potential to serve as a reference for policy-making based on public opinion.

Keywords: GRU, sentiment analysis, social media X, MUI fatwa, pro-Israel products.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik di platform media sosial X terhadap fatwa Majelis Ulama Indonesia (MUI) yang menyerukan boikot terhadap produk-produk pro-Israel. Metode yang digunakan adalah *Gated Recurrent Unit* (GRU), salah satu arsitektur deep learning yang efektif dalam memproses data sekuensial. Data primer diperoleh dari cuitan pengguna dengan tagar #fatwamui dan #boikotproduk, sedangkan data sekunder berasal dari literatur yang relevan. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data (*case folding*, tokenisasi, *stopword removal*,

Article History

Received: Juni 2025

Reviewed: Juni 2025

Published: Juni 2025

Plagiarism Checker No
235

Prefix DOI :

[10.8734/Kohesi.v1i2.365](https://doi.org/10.8734/Kohesi.v1i2.365)

Copyright : Author

Publish by : Kohesi



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



dan *stemming*), ekstraksi fitur (BoW dan TF-IDF), serta proses klasifikasi menggunakan model GRU. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi hingga 89%, dengan *precision* sebesar 90,9%, *recall* 87%, dan *F1-score* 87%, yang mencerminkan performa model yang baik dan seimbang dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan GRU efektif digunakan dalam analisis sentimen berbahasa Indonesia, khususnya dalam konteks isu-isu sosial dan religius yang sensitif, serta berpotensi menjadi acuan bagi pengambilan kebijakan yang berbasis opini publik.

Kata kunci: GRU, analisis sentimen, media sosial X, fatwa MUI, produk pro-Israel.

PENDAHULUAN

Seluruh mata dunia telah terfokus pada isu global konflik antara israel dan palestina. Konflik tersebut telah berlangsung selama 100 tahun dimulai 1917 hingga saat ini [1] . Bersumber dari data mediaindonesia.com jumlah korban jiwa akibat agresi genosida yang dilakukan Israel di Jalur Gaza sejak Oktober 2023 hingga April 2025 tercatat mencapai 51.201 orang[2]. Konflik tersebut memicu berbagai tanggapan dari masyarakat, terutama di Indonesia. Negara ini secara konsisten menyuarakan dukungan terhadap Palestina dan mendorong penerapan solusi dua negara sejak meningkatnya ketegangan di Gaza pada tahun 2023[3]. Konflik ini bukan hanya tentang teritorial, konflik ini memengaruhi aspek sosial, politik, keamanan, dan ekonomi di Indonesia, sebagian disebabkan oleh disinformasi dan informasi perang yang masif[4].

Media sosial telah menjadi tempat untuk masyarakat mengekspresikan pandangan dan memberikan opini mereka baik positif maupun negatif, termasuk isu-isu yang berkaitan dengan sosial, budaya, dan politik secara terbuka. Salah satu media yang banyak digunakan yaitu X dengan jumlah pengguna pada 586 juta orang pada Januari 2025[5]. X merupakan media yang dikenal sebelumnya bernama Twitter yang berfungsi sebagai sarana komunikasi yang menghubungkan antara pemerintah dan masyarakat. Dengan memberikan layanan seluruh penggunanya untuk mengirim pesan melalui postingan secara *real-time* mengirim gambar serta video agar bisa saling berkomunikasi. Salah satu trending yang pernah ada pada X yaitu tentang kebijakan MUI mengenai fatwa yang menyerukan penolakan produk pro Israel. Jutaan



masyarakat mengirimkan cuitan mengenai fatwa MUI ini sehingga memunculkan reaksi masyarakat. Salah satu studi *sentiment analysis* pada X menunjukkan netizen Indonesia mendominasi opini pro-Palestina, termasuk aksi boikot produk Israel[6]. Namun, dibalik respon masyarakat banyak yang berfokus terhadap isu-isu sosial, budaya, dan politik di media sosial. Sehingga dibutuhkan analisa *text mining* untuk memahami sentimen masyarakat terhadap fatwa boikot produk israel.

Text mining adalah metode dalam komputasi dan *machine learning* yang digunakan untuk memproses serta menganalisis teks secara otomatis, dengan tujuan memperoleh informasi penting seperti topik utama, entitas, kata kunci, atau sentimen dari data teks yang belum terstruktur[7]. Dengan menerapkan *text mining* pada cuitan terkait fatwa MUI tentang boikot produk Israel, peneliti dapat mengukur sejauh mana dukungan atau penolakan masyarakat terhadap kebijakan tersebut. Selain itu, analisis ini juga dapat mengungkap tema-tema dominan yang muncul dalam diskusi, seperti isu hak asasi manusia, agama, atau ekonomi. Salah satu metode yang digunakan adalah GRU. *Gated Recurrent Unit* (GRU) merupakan salah satu bentuk arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data dalam urutan tertentu. Model ini diperkenalkan oleh Cho dan rekan-rekannya pada tahun 2014 sebagai versi yang lebih ringkas dan efisien dibandingkan *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang juga digunakan untuk menangani data sekuensial[8].

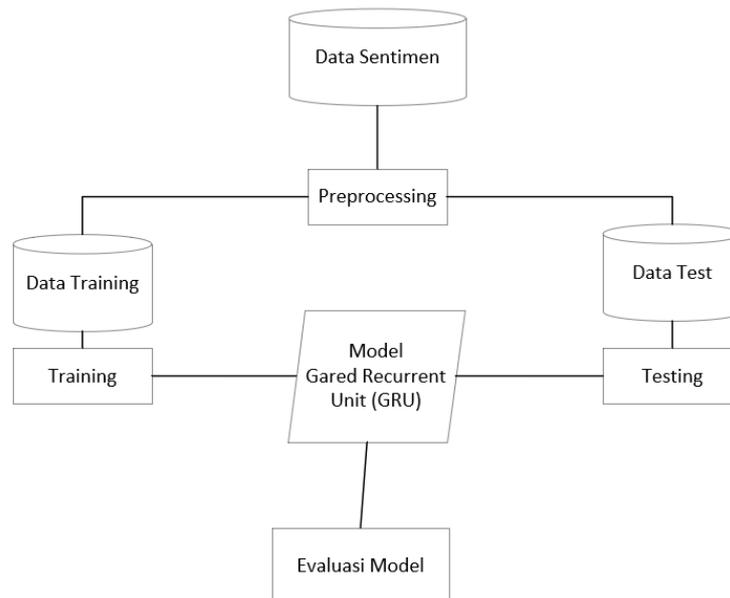
Beberapa penelitian terkait fatwa MUI salah satunya oleh Aini Hanika dkk telah menganalisis perbandingan metode LSTM dan GRU untuk klasifikasi berita palsu dengan bahasa Indonesia. Pada penelitian mereka membandingkan antara metode LSTM dan GRU dan memperoleh hasil dimana metode GRU lebih sederhana serta nilai akurasi yang dihasilkan masih cukup setara dan masih cukup efektif [9]. Oleh karena itu, penelitian ini berusaha untuk mengembangkan dan memperbaiki kelemahan tersebut dengan berfokus pada analisis sentimen dengan GRU untuk isu spesifik (fatwa MUI) dengan algoritma modern yang lebih canggih untuk meningkatkan akurasi dalam menganalisis sentimen publik terhadap produk boikot Israel pada platform X.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap fatwa MUI terkait produk pro-Israel dengan menggunakan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU) pada platform media sosial X (sebelumnya Twitter). Studi ini berfokus pada pengumpulan dan pengolahan data cuitan publik untuk mengidentifikasi pola sentimen (positif dan negatif) terhadap fatwa tersebut. Hasil analisis diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang dinamika opini masyarakat terkait isu sensitif berbasis religius-politik. Tujuan akhir penelitian ini adalah mengembangkan sistem analisis sentimen berbasis *deep learning* yang mampu

menangani kompleksitas linguistik dan kontekstual dalam diskusi publik di media sosial, sehingga dapat menjadi referensi bagi pengambil kebijakan dan peneliti di bidang serupa.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian adalah serangkaian strategi yang dipergunakan untuk proses pengumpulan data kemudian dilakukan proses analisis dalam mengungkap informasi baru atau menciptakan pemahaman yang lebih baik tentang suatu topik penelitian [10]. Penelitian ini mengikuti beberapa tahap utama seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 1. Pada tahapan ini dijelaskan metode yang terdiri dari Pengumpulan Data, *Preprocessing*, Ekstraksi Fitur, Klasifikasi dengan GRU, dan proses pengujian model untuk melakukan evaluasi pada kinerja model. Penerapan arsitektur GRU dengan ini diharapkan untuk menghasilkan model terbaik yang digunakan untuk klasifikasi sentimen analisis. Kerangka pikir penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini mendapatkan beberapa data yang dikumpulkan menggunakan 2 cara antara lain:

a. Data Primer

Data primer adalah data yang diperoleh langsung dari sumber utama melalui kegiatan pengambilan data, yang dikumpulkan dari bulan november 2024 hingga Januari 2025 langsung oleh peneliti dari sumber asli yaitu *platform X*, memberikan informasi yang paling relevan dan akurat tetapi memerlukan waktu dan sumber daya lebih [11]. Data primer dalam penelitian ini dilakukan dengan cara mengumpulkan data dari media sosial X



dengan menggunakan tagar (#fatwamui, #boikotproduk) , yang meliputi cuitan pengguna *platform X* terkait isu fatwa MUI mengenai boikot produk israel tersebut.

b. Data Sekunder

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari berbagai sumber terpercaya dan literatur terkait guna mendukung analisis sentimen terhadap pengguna Aplikasi X. Penggunaan data sekunder dari platform digital telah banyak diterapkan dalam berbagai studi untuk mengidentifikasi tren[12]. Selain itu, referensi akademis menjadi landasan teori dan metodologi dalam pengembangan model klasifikasi sentimen berbasis *deep learning*, termasuk metode GRU[13]. Data yang digunakan mencakup kajian literatur atau jurnal, khususnya teori dan konsep terkait penerapan GRU dalam analisis data, serta kriteria umum dalam analisis sentimen publik seperti polarisasi sentimen, topik pembahasan, volume sentimen, dan sumber data.

2. Preprocessing Data

Sebelum melakukan ekstraksi fitur, diperlukan tahapan pre-processing yang tepat agar data dapat disiapkan dalam format yang sesuai untuk dianalisis. Pra-pemrosesan data bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi format yang siap dianalisis, sehingga dapat menghasilkan informasi yang berkualitas dan akurat[14]. Data yang telah tersedia dan melewati tahap *pre-processing* selanjutnya diproses untuk membentuk sebuah model, yang kemudian dievaluasi hasilnya. Tahapan *pre-processing* yang dilakukan mencakup penghapusan *stopword*, tanda baca, dan angka, serta proses *tokenisasi* dan *padding*.

a. Case Folding

Langkah ini dilakukan dengan cara mengubah seluruh huruf dalam data teks menjadi huruf kecil (*lowercase*), tanpa memperhatikan apakah huruf tersebut sebelumnya merupakan huruf kapital (*uppercase*) atau tidak. Misalnya kata-kata seperti “Boikot”, “boikot”, dan “BOIKOT” secara visual berbeda, namun secara makna sama. Proses ini sangat penting dalam analisis teks, seperti dalam penambangan data teks dan analisis sentimen, karena dapat mengurangi variasi kata yang disebabkan oleh perbedaan penulisan huruf besar dan kecil.

b. Tokenisasi

Proses ini bertujuan untuk memecah atau membagi teks mentah yang biasanya berupa kalimat atau paragraf panjang menjadi bagian-bagian yang lebih kecil dan bermakna yang disebut sebagai token.

c. Stopword Removal

Kata-kata ini umumnya bersifat fungsional dan tidak mengandung informasi kontekstual yang signifikan. Misalnya *stopword* dalam Bahasa Indonesia meliputi kata-kata seperti



“yang”, “dari”, “dan”, “ke”, “untuk”, “di”, dan sebagainya. Meskipun sering digunakan dalam struktur kalimat, kata-kata tersebut tidak memberikan bobot penting dalam analisis sentimen atau klasifikasi teks karena tidak menunjukkan opini, emosi, atau topik utama.

d. *Stemming*

Proses ini bertujuan untuk mengubah atau mengembalikan bentuk kata yang telah mengalami modifikasi morfologis, seperti penambahan imbuhan (awalan, sisipan, akhiran), menjadi bentuk dasarnya atau yang disebut sebagai kata dasar (*root word*).

3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan tahap awal yang penting dalam pengolahan data dan memainkan peran penting dalam meningkatkan akurasi model *machine learning*[15]. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur dilakukan setelah tahap preprocessing (pembersihan data) dan sebelum klasifikasi dengan GRU. Langkah ini bertujuan untuk mengubah data teks menjadi bentuk terstruktur yang siap digunakan untuk analisis lebih lanjut. Berikut adalah dua metode utama yang biasa digunakan.

a. *Bag of Words* (BoW)

Pendekatan ini membuat daftar kata unik yang muncul dalam seluruh dataset, kemudian menghitung jumlah kemunculan setiap kata dalam teks (frekuensi). BoW mengabaikan urutan kata dan hanya fokus pada keberadaan atau jumlah kata dalam dokumen.

b. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF)

TF-IDF yaitu metode ekstraksi fitur yang memberikan bobot pada kata berdasarkan kepentingannya dalam sebuah dokumen. Bobot ini dihitung dengan mempertimbangkan seberapa sering kata muncul dalam dokumen tertentu (*Term Frequency*) dibandingkan dengan kemunculannya di seluruh dataset (*Inverse Document Frequency*).

4. Klasifikasi GRU

Setelah melakukan text-preprocessing, data lalu di-fit ke model yang telah dirancang. Klasifikasi sentimen menggunakan *Gated Recurrent Unit* (GRU) merupakan inti dari penelitian ini. GRU dipilih karena kemampuannya mengatasi keterbatasan RNN (*Recurrent Neural Network*) konvensional, seperti masalah *vanishing gradient*, sekaligus menangkap dependensi jarak jauh dalam data sekuensial (seperti teks). Setelah tahap teks preprocessing selesai, data kemudian dimasukkan ke dalam model yang telah dibangun. Desain dari model *Recurrent Neural Network* tersebut ditampilkan pada Tabel-1.



Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 100, 128)	640,000
gru (GRU)	(None, 128)	99,072
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense (Dense)	(None, 64)	8,256
dense_1 (Dense)	(None, 2)	130

Total params: 747,458 (2.85 MB)
Trainable params: 747,458 (2.85 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Tabel 1. Rancangan Model

Dari Gambar-6 dapat dilihat beberapa layer yang dimiliki, yaitu :

a. *Embedding Layer*

Embedding layer berperan sebagai lapisan *input*, di mana jumlah data yang dimasukkan merupakan total kata dari dataset berita yang telah melewati tahap *pre-processing*. 150 menunjukkan panjang maksimum urutan *input* (*sequence length*). Dan Lapisan ini mengubah *input* token (misalnya kata) menjadi vektor berdimensi 128.

b. *GRU Layer*

GRU Layer ini mengembalikan output untuk setiap *timestep* (bukan hanya output terakhir). Diperlukan ketika lapisan RNN berikutnya (misal *GRU Layer* Kedua) perlu memproses urutan lengkap. Setiap *timestep* direpresentasikan sebagai vektor 128-dimensi.

c. *Dropout*

Dropout adalah teknik untuk mencegah *overfitting* (model terlalu menghafal data latih). *Dropout* tidak mengubah bentuk *output* karena hanya memodifikasi nilai aktivasi (bukan struktur layer).

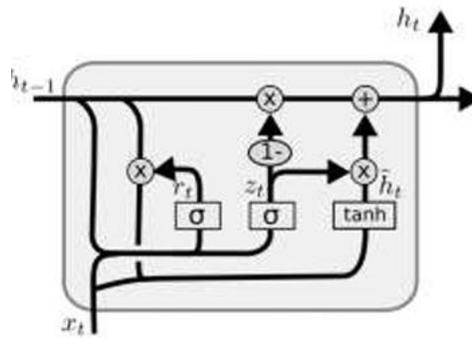
d. *Hidden Layer*

Pada *hidden layer* ini memiliki input dimension sebesar 64, pada layer ini menggunakan fungsi aktivasi ReLU (*Rectifier Linear Unit*).

e. *Output Layer*

Pada output layer menggunakan fungsi Softmax, yang terlihat untuk klasifikasi multi-kelas tunggal (Dense dengan 2 neuron).

GRU menggunakan *reset gate* dan *update gate* untuk memutuskan informasi mana yang perlu disimpan/diabaikan, sehingga bisa mempelajari ketergantungan jangka panjang (*long-term dependencies*). Pada Gambar-3 merupakan arsitektur model GRU sebagai berikut.



Gambar-3. Arsitektur GRU

Terdapat Komponen utama yang terlibat meliputi h_{t-1} (*hidden state* sebelumnya), x_t (*input* saat ini), dan h_t (*hidden state* baru). *Update gate* z_t mengatur pembaruan state dengan menggabungkan informasi lama (h_{t-1}) dan kandidat state baru yang dihitung melalui fungsi aktivasi \tanh . Simbol θ kemungkinan menunjukkan operasi linear atau parameter bobot.

5. Pengujian Model

Pengujian model dalam penelitian ini dilakukan setelah diperoleh model hasil pelatihan yang paling optimal pada masing-masing skenario, dengan mengevaluasi kinerjanya menggunakan arsitektur GRU. Tingkat performa model kemudian dihitung menggunakan rumus berikut [6].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1-score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

TP (*True Positive*) : Prediksi benar positif

TN (*True Negative*) : Prediksi benar negatif

FP (*False Positive*) : Prediksi positif tapi salah (*Type I error*)

FN (*False Negative*) : Prediksi negatif tapi salah (*Type II error*)

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pra-pemrosesan

Pada implementasi penerapan arsitektur dengan menggunakan metode GRU dengan menggunakan data hasil cuitan publik. Pada tabel 2 menunjukkan data sebelum dan sesudah



pra pemrosesan data. Data dinormalisasi menggunakan *case folding*, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*. Dengan tujuan agar mempermudah dalam melakukan perhitungan selanjutnya menggunakan metode GRU.

Tabel 2 pra pemrosesan data

No.	Teks Asli	Hasil Normalisasi
1.	Ayo boikot kita hanya bisa membantu dengan tidak mengkonsumsi produk ini semua, ganti dg yg lain masih banyak produk tidak terafiliasi Zionis Israel	ayo boikot bisa bantu tidak konsumsi produk ganti produk tidak tafiliasi zionis israel
2.	Daripada ngajak boikot ujungnya PHK. Lebih baik MUI itu jelaskan tafsir Al Isra 104 ini	daripada ajak boikot ujung phk lebih baik mui jelas tafsir al isra 104
3.	Dukung Fatwa MUI soal Palestina, HNW Usulkan Adanya RUU Boikot Produk Israel	dukung fatwa mui soal palestina hnw usul ada ruu boikot produk israel
4.	Allahu Akbar!! Jangan berhenti boikot produk2 sekutu Israel sampe Israel benar2 semua!!	allahu akbar jangan henti boikot produk sekutu israel sampai israel benar semua
5.	Fatwa MUI mengajak agar masyarakat memboikot produk yang mendukung agresi Israel ke Palestina	fatwa mui ajak masyarakat boikot produk dukung agresi israel palestina
...
120	MUI HARUS DAN WAJIB BERTANGGUNG JAWAB	mui harus wajib tanggung jawab

Setelah pemrosesan data dilakukan pembentukan vektor *input (Embedding layer)*, misalnya dimensi *embedding* = 3.

Tabel 3 Embedding Layer

Kata	Vektor
“boikot”	[0.2, -0.1, 0.5]
“bantu”	[0.3, 0.0, -0.2]
“zionis”	[-0.4, 0.6, 0.1]

Selanjutnya melakukan perhitungan GRU *Gate* dengan rumus GRU yang terdiri dari *update gate* dan *reset gate*, seperti gambar 4 rumus GRU berikut.

$$z_t = \sigma (W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$r_t = \sigma (W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$\tilde{h}_t = \tanh (W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t])$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$$

Gambar-4. Rumus GRU



Gambar diatas menunjukkan bahwa GRU menggunakan 2 gerbang **update gate** (z_t) untuk memutuskan berapa banyak informasi lama dipertahankan, dan **reset gate** (r_t) untuk mengatur penggunaan informasi sebelumnya dalam menghitung state baru (\tilde{h}_t). State akhir (h_t) merupakan gabungan dari state lama dan baru berdasarkan nilai z_t .

- $h_{t-1} = [0.1, 0.3, -0.2]$ (hidden state awal).
- $x_t = [0.2, -0.1, 0.5]$ (*embedding* "boikot").
- Bobot dan bias diasumsikan:

- $w_z = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.3 \\ 0.2 & 0.4 \end{bmatrix}, b_z = 0.1.$
- $w_r = \begin{bmatrix} -0.1 & 0.6 \\ 0.3 & -0.2 \end{bmatrix}, b_r = -0.1.$

Perhitungan dengan Rumus GRU :

- **Update gate (z)**
 $z_t = \sigma(0.5 \cdot 0.1 + (-0.3) \cdot 0.2 + 0.2 \cdot (-0.1) + 0.4 \cdot 0.5 + 0.1) = \sigma(0.21) \approx 0.55$
- **Reset Gate (r)**
 $r_t = \sigma(-0.1 \cdot 0.1 + 0.6 \cdot 0.2 + 0.3 \cdot (-0.1) + (-0.2) \cdot 0.5 + (-0.1)) = \sigma(-0.12) \approx 0.47$
- **Kandidate Hidden State (\tilde{h}_t)**
 $\tilde{h}_t = \tanh(r_t \odot h_{t-1} + x_t) = \tanh([0.047, 0.141, -0.094] + [0.2, -0.1, 0.5]) = \tanh([0.247, 0.041, 0.406]) \approx [0.24, 0.04, 0.38]$
- **Hidden State baru (h_t)**
 $h_t = (1 - 0.55) \odot [0.1, 0.3, -0.2] + 0.55 \odot [0.24, 0.04, 0.38] = [0.18, 0.15, 0.07]$

Pada langkah terakhir klasifikasi sentimen (*Output Layer*) dengan *Hidden state* akhir diumpankan ke lapisan output dengan fungsi softmax untuk klasifikasi.

Output = softmax ($w_o \cdot h_T + b_o$)

- $w_o = \begin{bmatrix} 0.7 & -0.2 \\ -0.5 & 0.3 \end{bmatrix}, b_o = [0.1, -0.1].$
- $h_t = [0.18, 0.15, 0.07].$
- Perhitungan
 - Output = softmax ($[0.7 \cdot 0.18 + (-0.2) \cdot 0.15 + 0.1, -0.5 \cdot 0.18 + 0.3 \cdot 0.15 + (-0.1)]$) = softmax ($[0.116, -0.085]$) $\approx [0.55, 0.45].$
 - Probabilitas sentimen positif: 55%.
 - Probabilitas sentimen negatif: 45%.

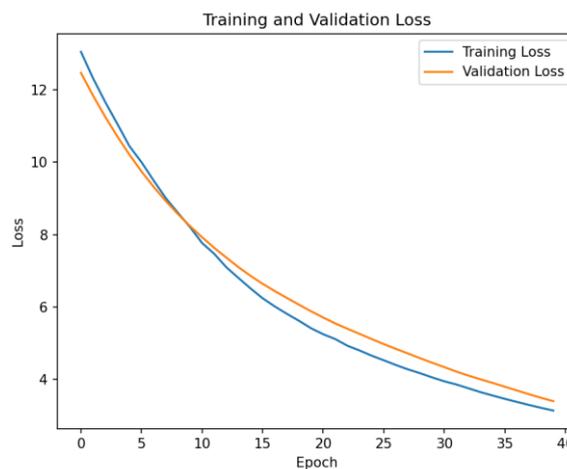


2. Kinerja GRU

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.87	0.93	0.90	14
positif	0.92	0.86	0.89	14
accuracy			0.89	28
macro avg	0.89	0.89	0.89	28
weighted avg	0.89	0.89	0.89	28

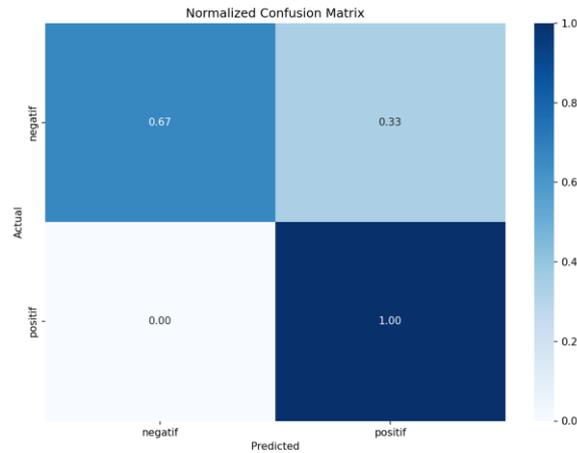
Gambar-5. Report Hasil Pengujian

Gambar diatas menunjukkan hasil classification report, model menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing berada pada kisaran **0.87 hingga 0.92**, dengan akurasi keseluruhan sebesar **89%**. Kelas negatif memiliki *recall* tertinggi (0.93), menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam mengenali data bernuansa negatif. Sementara itu, kelas *positif* memiliki *precision* tertinggi (0.92), menandakan ketepatan tinggi dalam memprediksi data positif. Tahap berikutnya adalah pengujian menggunakan model dengan performa terbaik, yang dievaluasi melalui grafik nilai *loss* serta *confusion matrix*. Grafik pada Gambar 6 memperlihatkan bahwa model GRU memerlukan jumlah *epoch* yang lebih banyak untuk mencapai performa optimalnya.



Gambar 6. Grafik Loss Model GRU

Dalam penelitian ini, nilai optimal dari masing-masing model diperoleh berdasarkan parameter terbaik yang telah melalui proses pengujian. Kinerja setiap model kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix yang ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix model GRU

Dari *confusion matrix* terbagi menjadi dua label yaitu positif dan negatif didapatkan hasil *false positive* dan *false negatif* yang kecil untuk setiap labelnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa model analisis sentimen berbasis *Gated Recurrent Unit* (GRU) mampu memberikan performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap fatwa MUI terkait boikot produk pro-Israel di *platform* media sosial X. Dengan nilai akurasi mencapai 89%, serta precision dan recall masing-masing sebesar 90,9% dan 87%, model ini menunjukkan ketepatan dan keandalan tinggi dalam mengidentifikasi sentimen positif maupun negatif. Evaluasi lebih lanjut menggunakan *confusion matrix* juga memperlihatkan tingkat kesalahan klasifikasi yang rendah. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur GRU efektif digunakan dalam analisis sentimen berbahasa Indonesia, terutama dalam konteks isu-isu sensitif berbasis sosial dan religius, serta memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem berbasis *deep learning* untuk pengambilan kebijakan berbasis opini publik.

REFERENSI

- [1] N. F. Az-haari, D. Juardi, and A. Jamaludin, "Analisis Sentimen Terhadap Boikot Brand Pro-Israel Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 4256-4261, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.9888.
- [2] F. A. Majni, "Korban Serangan Israel di Gaza Capai 51.200 Jiwa," 21/4/2025. Accessed: Jun. 23, 2025. [Online]. Available: <https://mediaindonesia.com/internasional/762383/korban-serangan-israel-di-gaza-capai-51200-jiwa>
- [3] julia lau, "Implikasi Konflik Israel-Gaza terhadap Indonesia," 19 Okt. Accessed: Jun. 25, 2025. [Online]. Available: https://fulcrum.sg/the-implications-of-the-israel-gaza-conflict-on-indonesia/?utm_source=chatgpt.com
- [4] A. M. Mubarak, I. G. S. Ky, and I. W. Midhio, "Information Warfare in the Israel vs



- Palestine Conflict : Mitigating the Impact for Indonesia,” vol. 4, no. 2, pp. 461-476, 2025.
- [5] Monavia Ayu Rizaty, “Data Jumlah Pengguna X di Dunia dalam 3 Tahun Terakhir hingga Januari 2025,” 4 maret. Accessed: Jun. 25, 2025. [Online]. Available: <https://dataindonesia.id/internet/detail/data-jumlah-pengguna-x-di-dunia-dalam-3-tahun-terakhir-hingga-januari-2025>
- [6] S. F. Azzahro, “SENTIMENT ANALYSIS ON BOYCOTT MOVEMENT : NVIVO APPROACH,” vol. 13, no. 2, pp. 393-414, 2024.
- [7] N. Heryana, “Bab 8. Text Mining,” no. February, 2023.
- [8] R. Mulyawan, “GRU.” Accessed: Dec. 30, 2024. [Online]. Available: <https://rifqimulyawan.com/kamus/gated-recurrent-unit/#:~:text=Gated Recurrent Unit%28GRU%29 adalah salah satu jenis,berurutan%28sequential data%29 seperti teks%2C suara%2C dan video.>
- [9] A. Hanifa, S. A. Fauzan, M. Hikal, and M. B. Ashfiya, “Perbandingan Metode LSTM dan GRU (RNN) untuk Klasifikasi Berita Palsu Berbahasa Indonesia,” *Din. Rekayasa*, vol. 17, no. 1, p. 33, 2021, doi: 10.20884/1.dr.2021.17.1.436.
- [10] R. H, “Pengertian Metode Penelitian, Jenis, Tujuan, Cara Membuat, dan Contohnya,” September 6. Accessed: Jun. 25, 2025. [Online]. Available: https://penelitianilmiah.com/metode-penelitian/?utm_source=chatgpt.com
- [11] T. Rukhmana, “Jurnal Edu Research Indonesian Institute For Corporate Learning And Studies (IICLS) Page 25,” *J. Edu Res. Indones. Inst. Corp. Learn. Stud.*, vol. 2, no. 2, pp. 28-33, 2021.
- [12] F. Fitriyadi and M. Muqorobin, “Prediction System for the Spread of Corona Virus in Central Java with K-Nearest Neighbor (KNN) Method,” *Int. J. Comput. Inf. Syst.*, vol. 2, no. 3, pp. 80-85, 2021, doi: 10.29040/ijcis.v2i3.41.
- [13] A. Mabrouk, R. P. D. Redondo, and M. Kayed, “Deep Learning-Based Sentiment Classification: A Comparative Survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 85616-85638, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2992013.
- [14] Fifi Sarasevia, “Langkah-langkah Utama Data Preprocessing,” 13 Oct 2021. Accessed: Jun. 25, 2025. [Online]. Available: <https://sis.binus.ac.id/2021/10/13/langkah-langkah-utama-data-preprocessing/>
- [15] Edinesia, “Fitur Ekstraksi adalah,” Maret 11. Accessed: Jun. 25, 2025. [Online]. Available: <https://edinesia.com/feature-extraction-adalah/>