

ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP KUALITAS PELAYANAN HAJI DAN UMROH MENGGUNAKAN LSTM (LONG SHORT-TERM MEMORY)

Putri Ramadhani¹, Achmad Fauzi², Kristina Annatasia Br. Sitepu³

Sistem Informasi, STMIK Kaputama, Binjai

E-mail: *ramadhaniputri1125@gmail.com¹, fauzyrivai88@gmail.com², kannatasia88@gmail.com³

ABSTRAK

Studi ini mengusulkan pendekatan analisis sentimen menggunakan Long-Term Memory (LSTM) untuk mengevaluasi kualitas layanan Haji dan Umrah berdasarkan opini publik di Twitter. Dengan Indonesia sebagai negara berpenduduk Muslim terbesar dan meningkatnya penggunaan media sosial, banyak data sentimen publik tersedia. Penelitian sebelumnya menunjukkan banyak sentimen negatif terhadap layanan ini. Metodologi mencakup pengumpulan data teks, pemrosesan melalui langkah-langkah seperti penghilangan huruf besar, tokenisasi, penyaringan, penghapusan kata umum, normalisasi, dan stemming, serta konversi menjadi vektor kata. Data yang diproses digunakan untuk mensimulasikan dan mengevaluasi kinerja model LSTM dalam klasifikasi sentimen. Dataset berlabel manual sebanyak 15 tweet (10 untuk pelatihan dan 5 untuk pengujian) digunakan untuk memahami pola sentimen dan menilai akurasi model. Hasil yang diharapkan adalah sistem evaluasi berbasis opini publik untuk membantu pemerintah dan agen perjalanan meningkatkan kualitas layanan.

Kata kunci

Analisis Sentimen, Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM), Layanan Haji dan Umrah, Media Sosial, Twitter, Pembelajaran Mendalam.

ABSTRACT

This study proposes a sentiment analysis approach using Long-Term Memory (LSTM) to evaluate the quality of Hajj and Umrah services based on public opinion on Twitter. With Indonesia as the most populous Muslim country and the increasing use of social media, a wealth of public sentiment data is available. Previous research has shown a high level of negative sentiment towards these services. The methodology includes text data collection, processing through steps such as de-capitalization, tokenization, filtering, common word removal, normalization, and stemming, and converting to word vectors. The processed data is used to simulate and evaluate the performance of an LSTM model in sentiment classification. A manually labeled dataset of 15 tweets (10 for training and 5 for testing) is used to understand sentiment patterns and assess model accuracy. The expected outcome is a public opinion-based evaluation system to help governments and travel agencies improve service quality.

Keywords

Sentiment Analysis, Long Short Term Memory (LSTM), Haji and Umrah Services, Social Media, Twitter, Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki jumlah penduduk Muslim terbesar di dunia, yakni lebih dari 231 juta jiwa atau sekitar 87% dari populasi (BPS, 2023). Ibadah haji dan umroh bukan hanya kegiatan keagamaan, tetapi juga agenda nasional yang melibatkan pelayanan publik, diplomasi, dan transformasi digital. Setiap tahun, sekitar 200.000 jamaah haji diberangkatkan, namun antrean reguler dapat mencapai 30 tahun (Kemenag, 2022). Sementara itu, umroh yang tidak memiliki kuota justru meningkat tajam pasca-pandemi, dengan lebih dari 1,2 juta jamaah berangkat pada 2023 (CNN Indonesia, 2024). Lonjakan ini menimbulkan tantangan besar dalam kualitas, kecepatan, dan transparansi layanan.

Di era digital, jamaah semakin aktif membagikan pengalaman melalui media sosial seperti Twitter, Youtube, dan TikTok. Keluhan terkait penerbangan, akomodasi, dan

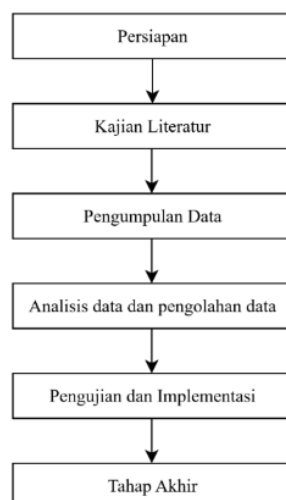
jadwal ibadah sering diunggah dalam bentuk komentar atau utas. Riset Drone Emprit (2023) mencatat lebih dari 70.000 cuitan bertema haji dan umroh dalam satu bulan musim haji, dengan sekitar 28% mengandung sentimen negatif. Hal ini menunjukkan bahwa media sosial telah menjadi indikator penting dari persepsi publik terhadap layanan haji dan umroh. Sayangnya, data sentimen tersebut belum dikelola secara optimal sebagai masukan strategis bagi pemangku kepentingan.

Kompleksitas layanan haji dan umroh yang melibatkan Kementerian Agama, maskapai, biro perjalanan, penyedia akomodasi, hingga otoritas Arab Saudi, sering menimbulkan kendala koordinasi. Kasus seperti overbooking hotel, penelantaran jamaah, hingga minimnya pendamping ibadah masih kerap terjadi. Sistem pengawasan juga cenderung reaktif dan belum berbasis data real-time. Minimnya integrasi antar sistem serta kurangnya eksplorasi opini masyarakat di ruang digital menghambat deteksi dini masalah layanan. Akibatnya, pengambil kebijakan belum memiliki gambaran komprehensif tentang persepsi dan ekspektasi jamaah.

Untuk menjawab tantangan tersebut, analisis sentimen berbasis teks menjadi solusi strategis dalam menggali opini masyarakat secara masif. Long Short-Term Memory (LSTM) dipilih karena kemampuannya memahami konteks kalimat panjang dan bahasa informal di media sosial. Studi sebelumnya menunjukkan LSTM unggul dibanding Naïve Bayes dan SVM, dengan akurasi mencapai lebih dari 90% pada berbagai kasus. Namun, penelitian terkait layanan haji dan umroh dengan LSTM masih terbatas, sehingga menjadi research gap yang penting untuk diisi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen masyarakat terhadap kualitas layanan haji dan umroh agar dapat menjadi dasar evaluasi bagi pemerintah dan pemangku kebijakan.

2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian yang digunakan mengikuti tahapan yang terstruktur untuk memastikan validitas dan akurasi sistem yang dibangun.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Tahapan ini mencakup:

- Persiapan: Pada tahap awal penelitian, sejumlah persiapan dilakukan untuk memastikan kelancaran proses penelitian
- Kajian Literatur: mengkaji literatur yang relevan dengan permasalahan yang sedang

diteliti.

- c. Pengumpulan Data: memperoleh informasi yang mendukung penerapan algoritma LSTM dalam melakukan analisis sentimen masyarakat terhadap kualitas pelayanan haji dan umroh.
- d. Analisis Data dan Pengolahan Data: data yang telah dikumpulkan kemudian dianalisis untuk menentukan variabel lalu selanjutnya melakukan pengidentifikasian pola – pola yang relevan dalam penerapan algoritma LSTM untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap kualitas pelayanan haji dan umroh.
- e. Pengujian dan Implementasi: untuk mengukur keakuratan analisis yang dikembangkan.
- f. Tahap Akhir: mencakup penyusunan kesimpulan dan rekomendasi berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan. Kesimpulan dirumuskan untuk menjawab pertanyaan penelitian, sementara saran disusun untuk memberikan masukan yang dapat digunakan sebagai acuan pengembangan penelitian selanjutnya.

2.1 Metode Long Short-Term Memory

Pada jaringan LSTM terdapat beberapa gate yaitu forget gate, input gate, output gate dan update gate yang dihitung sebagai keluaran dari hidden layer pada jaringan selanjutnya.

a. Forget Gate

Pada layer ini terdapat dua masukan yaitu nilai output sebelumnya dan input saat ini yang digabungkan dengan fungsi aktivasi sigmoid. Pada tahap inilah informasi akan diteruskan atau dilupakan jika diteruskan informasi dilanjutkan ke cell state. Persamaan yang digunakan dalam tahapan ini :

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan :

f_t : forget gate

σ : fungsi sigmoid

W_f : nilai bobot untuk forget gate

h_{t-1} : nilai output sebelumnya

x_t : input saat ini

b_f : nilai bias pada forget gate

b. Input Gate

Pada input Gate ini output sebelumnya dan input saat ini digabungkan untuk melewati dua fungsi aktivasi yaitu dengan menggunakan aktivasi sigmoid untuk nilai input dan fungsi tanh untuk memperbaharui nilai cell state. Persamaan yang digunakan pada tahap ini adalah sebagai berikut :

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \dots\dots\dots (2)$$

$$\bar{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \dots\dots\dots (3)$$

Keterangan :

i_t : input gate

σ : fungsi sigmoid

W_i : nilai bobot untuk input gate

W_C : nilai bobot untuk cell state

C_t : nilai baru cell state

$\bar{C}_t$: nilai baru untuk cell state

h_{t-1} : nilai output sebelumnya

x_t : input saat ini

bi : nilai bias pada input gate
tanh : fungsi tanh
bC : nilai bias untuk cell state

c. *Cell State*

Pada tahap pembaharuan *cell state*, tahapan ini terjadi penggabungan antara dua nilai yaitu, nilai *cell state* sebelumnya dengan nilai yang didapat dari *forget gate* dan nilai *input gate* yang dikalikan dengan nilai terbaru cell state. Persamaan yang digunakan pada tahap ini adalah sebagai berikut :

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \bar{C}_t \dots\dots\dots(4)$$

d. *Output Gate*

Pada tahapan ini, dihasilkan nilai output, yang bersumber dari gabungan Keterangan :

Ct : nilai baru cell state
ft : nilai forget gate
 $\bar{C}_t$: nilai cell state sebelumnya
it : nilai input gate

Nilai sebelumnya yang telah melewati fungsi aktivasi sigmoid dari penggabungan tersebut dikalikan dengan fungsi tanh untuk menghasilkan output untuk hidden layer berikutnya. Persamaan yang digunakan dalam tahap ini adalah :

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \dots\dots\dots(5)$$

Keterangan :
ot : nilai output gate
ht-1 : nilai output sebelumnya
 σ : fungsi sigmoid
xt : input saat ini
Wo: nilai bobot untuk output gate
bo : nilai bias pada output gate

Atau persamaan yang didapat untuk mendapatkan nilai output orde ke-t dapat dijabarkan pada persamaan berikut:

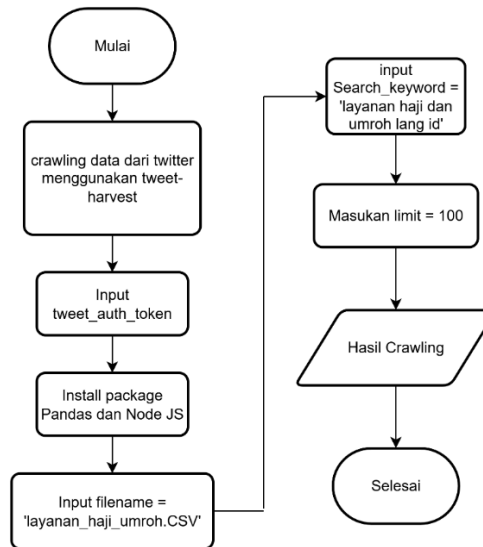
$$ht = ot \times \tanh(Ct)$$

Keterangan :
ht : nilai output gate ke-t
tanh : fungsi tanh
ot : nilai output gate

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

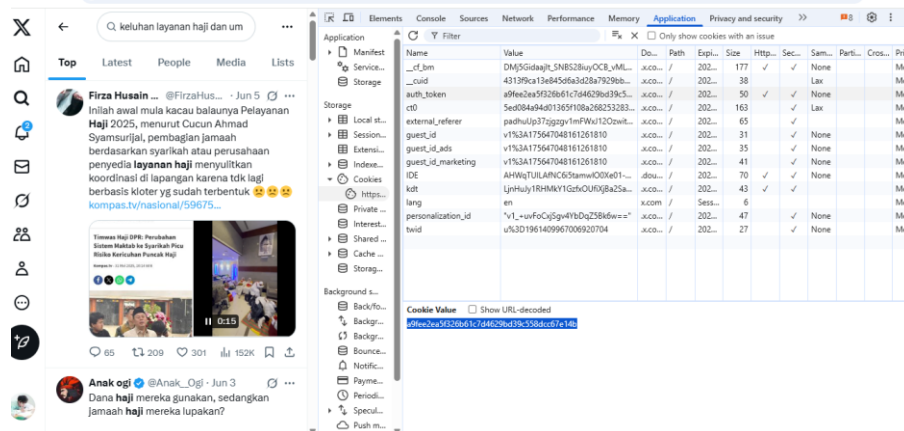
3.1 Teknik Pengolahan Data

Teknik pengolahan data yang digunakan adalah teknik *crawling* data menggunakan *Phyton*. Diagram alir *crawling* data X (twitter).



Gambar 2. Diagram Alir Mengambil Data X (twitter)

Untuk menjalankannya hanya dibutuhkan auth_token supaya mendapat akses dari X (twitter) untuk melakukan crawling data. Auth_token bisa didapatkan dari inspect elemen saat membuka X (twitter) di browser lalu pilih menu application klik tombol collapse pada cookies maka akan muncul menu <https://twitter.com>, setelah memilih menu tersebut akan muncul sebuah tabel yang berisi beberapa data termasuk auth_token. Value dari auth_token lah yang akan diambil untuk melakukan crawling data dari X (twitter). Auth_token bersifat rahasia dan tidak untuk disebarluaskan.



Gambar 3. Auth_Token yang dibutuhkan untuk crawling data

3.2 Hasil Perhitungan Long Short-Term Memory

Berikut merupakan hasil dari proses perhitungan simulasi *Forward Pass* LSTM untuk semua data latih di bawah ini :

Tweet 1 :

Kata	c_t	h_t
harap	[0.09132953 0.09703251]	[0.04939968 0.05270565]
kpk	[0.17410594 0.15297603]	[0.09585936 0.08290307]
mata	[0.19569655 0.17883953]	[0.10558565 0.09630874]
duga	[0.22228111 0.232381]	[0.12077514 0.12781714]
tipikor	[0.26757072 0.2599053]	[0.14742341 0.14209117]
fraud	[0.32314025 0.273183]	[0.1796647 0.14879633]
anggar	[0.33794458 0.31155957]	[0.1852861 0.17198064]
adem	[0.30289996 0.28261658]	[0.16257132 0.151673]
ayem	[0.31900062 0.2950422]	[0.1747483 0.16105114]
kuota	[0.37067057 0.33753288]	[0.20625197 0.18693455]
haji	[0.3311658 0.32069433]	[0.17792178 0.17358228]
eks	[0.33225917 0.29998167]	[0.1811914 0.16181656]
menag	[0.298138 0.27504116]	[0.15998718 0.14768631]
kait	[0.28915495 0.2967549]	[0.15647554 0.16257802]
bts	[0.31225923 0.30289728]	[0.17140408 0.16508132]
minyak	[0.35356113 0.30186776]	[0.19588281 0.16406479]
goreng	[0.35843644 0.33109165]	[0.19603291 0.18240792]
bocor	[0.31634836 0.29548551]	[0.16957799 0.1584282]
dana	[0.32798985 0.30364273]	[0.17950044 0.16562366]
psn	[0.37684456 0.34342064]	[0.20950657 0.19006814]
dan lain	[0.33524803 0.32463715]	[0.18003576 0.17564891]
harap	[0.30819334 0.30923265]	[0.16599515 0.16729294]
muluk	[0.31764035 0.29162837]	[0.17355764 0.15734861]

Tweet 2 :

Kata	c_t	h_t
anggota	[0.12595381 0.12595381]	[0.06981867 0.06981867]
komisi	[0.17592014 0.18139945]	[0.09560958 0.09892378]
viii	[0.21231035 0.22013839]	[0.11559961 0.12014015]
dpr	[0.27092317 0.27442528]	[0.15008989 0.15184098]
heran	[0.30272803 0.30525773]	[0.16657102 0.1679404]
menteri	[0.30803672 0.31268987]	[0.16791202 0.17065394]
agama	[0.31546298 0.32057298]	[0.17220811 0.17510069]
bipih	[0.3245416 0.32924946]	[0.17740112 0.18001043]
onh	[0.33471614 0.33855946]	[0.18316843 0.18525916]
heran	[0.34564157 0.34836538]	[0.18932528 0.19076842]
anggota	[0.3571044 0.35856227]	[0.19575626 0.1964788]
dpr	[0.36897085 0.3690732]	[0.20238775 0.20234644]
paham	[0.38115605 0.37984309]	[0.2091718 0.20833943]
haji	[0.43104685 0.42199821]	[0.23971641 0.23409095]
piknik	[0.43239526 0.42472825]	[0.23644629 0.23238683]
manfaat	[0.4369385 0.4292464]	[0.23917556 0.23499246]
milik	[0.44438377 0.43596093]	[0.24345341 0.23882376]
orang	[0.45382867 0.44427779]	[0.24872919 0.24346895]
sesuai	[0.46466303 0.45375435]	[0.25468474 0.24869176]
fatwa	[0.47648331 0.46407793]	[0.26110881 0.25432595]
mui	[0.48902078 0.47502924]	[0.26785909 0.26025425]
haram	[0.51074905 0.49363135]	[0.28020966 0.2708598]
haji	[0.52176816 0.50359321]	[0.28498722 0.27534326]
haram	[0.53369969 0.51413335]	[0.29129182 0.28094323]

Tweet 3 :

Kata	c_t	h_t
ambisi	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
cari	[0.12010705 0.12384775]	[0.06432256 0.06642349]
uang	[0.15451166 0.15820867]	[0.08302125 0.08508399]
gila	[0.18019746 0.1833059]	[0.09706236 0.09878073]
dunia	[0.20044496 0.20265841]	[0.10819357 0.10939742]
haji	[0.21729325 0.21843355]	[0.1175078 0.11809891]
plus	[0.23202418 0.23198274]	[0.12569301 0.12561164]
mahal	[0.24545017 0.24415627]	[0.13318481 0.13239207]

Tweet 4 :

Kata	c_t	h_t
haji	[0.13651044 0.13474631]	[0.07620299 0.07513117]

Tweet 5 :

Kata	c_t	h_t
bismillah	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
my	[0.12010705 0.12384775]	[0.06432256 0.06642349]
wishes	[0.15451166 0.15820867]	[0.08302125 0.08508399]
rabb	[0.18019746 0.1833059]	[0.09706236 0.09878073]
istikamah	[0.20044496 0.20265841]	[0.10819357 0.10939742]
ibadah	[0.21729325 0.21843355]	[0.1175078 0.11809891]
wajib	[0.23202418 0.23198274]	[0.12569301 0.12561164]
sunah	[0.24545017 0.24415627]	[0.13318481 0.13239207]
orangtua	[0.25808933 0.25549299]	[0.14026036 0.13872886]
haji	[0.27027391 0.26633642]	[0.14709664 0.14480545]
adik	[0.28221795 0.27690675]	[0.15380688 0.15073887]
ketemu	[0.30989327 0.30048634]	[0.17035964 0.16479684]
jodoh	[0.33259755 0.32027094]	[0.18281882 0.17570004]
nikah	[0.35191015 0.33725863]	[0.19340878 0.18504934]
samawa	[0.36905113 0.35238347]	[0.20281491 0.19338044]
ketemu	[0.36833386 0.35266317]	[0.20112608 0.19250179]
jodoh	[0.37180018 0.35593306]	[0.20334829 0.19452828]
nikah	[0.37833524 0.36164419]	[0.20719148 0.19787492]
samawa	[0.38694578 0.36907773]	[0.21210773 0.20212629]
dan lain	[0.39698158 0.37773098]	[0.21775393 0.20701305]

Tweet : 6

Kata	c_t	h_t
pks	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
apresiasi	[0.12010705 0.12384775]	[0.06432256 0.06642349]
komitmen	[0.15451166 0.15820867]	[0.08302125 0.08508399]
perintah	[0.18019746 0.1833059]	[0.09706236 0.09878073]
turun	[0.20044496 0.20265841]	[0.10819357 0.10939742]
biaya	[0.21729325 0.21843355]	[0.1175078 0.11809891]
haji	[0.23202418 0.23198274]	[0.12569301 0.12561164]

Tweet 7 :

Kata	c_t	h_t
sellernya	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
tabung	[0.12010705 0.12384775]	[0.06432256 0.06642349]
haji	[0.15451166 0.15820867]	[0.08302125 0.08508399]

Tweet 8 :

Kata	c_t	h_t
sebelum	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
angkat	[0.12010705 0.12384775]	[0.06432256 0.06642349]
umrah	[0.15451166 0.15820867]	[0.08302125 0.08508399]
benar	[0.18019746 0.1833059]	[0.09706236 0.09878073]
deh	[0.20044496 0.20265841]	[0.10819357 0.10939742]
banyak	[0.21729325 0.21843355]	[0.1175078 0.11809891]
tahu	[0.23202418 0.23198274]	[0.12569301 0.12561164]
tentang	[0.24545017 0.24415627]	[0.13318481 0.13239207]
hal	[0.25808933 0.25549299]	[0.14026036 0.13872886]
seperti	[0.27027391 0.26633642]	[0.14709664 0.14480545]
ini	[0.28221795 0.27690675]	[0.15380688 0.15073887]
minimal	[0.29405999 0.2873458]	[0.16046358 0.15660391]
dengar	[0.30589008 0.29774531]	[0.16711297 0.16244839]
sirah	[0.31776702 0.30816489]	[0.17378435 0.16830275]
nabawiyah	[0.32972933 0.31864344]	[0.18049599 0.17418623]
supaya	[0.34180237 0.3292064]	[0.18725891 0.18011073]
apa	[0.35400286 0.33987043]	[0.19407938 0.18608337]
waktu	[0.36634186 0.35064646]	[0.20096048 0.1921081]
di	[0.37882665 0.36154162]	[0.20790316 0.19818673]
sana	[0.391462 0.37256048]	[0.21490688 0.20431962]
sungguh	[0.40425097 0.38370592]	[0.22197006 0.21050613]
tadabur	[0.41719545 0.39497963]	[0.22909004 0.21674493]
juang	[0.43029652 0.40638247]	[0.23626504 0.22303414]
nabi	[0.44355464 0.41791472]	[0.2434907 0.22937152]

Tweet 9 :

```
[9] print(f"{w:<12}{c} {h}")
```

Kata	c_t	h_t
jujur	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
tidak tahu	[0.12010705 0.12384775]	[0.06432256 0.06642349]
nangkring	[0.15451166 0.15820867]	[0.08302125 0.08508399]
pinggir	[0.18019746 0.1833059]	[0.09706236 0.09878073]
kali	[0.20044496 0.20265841]	[0.10819357 0.10939742]

Tweet 10 :

Kata	c_t	h_t
anjing	[0.07161481 0.07440652]	[0.03815553 0.03972995]
gara	[0.12360016 0.12676743]	[0.06635797 0.06812957]
gara	[0.15672955 0.16013868]	[0.08421482 0.08612728]
dana	[0.18160518 0.18456736]	[0.09781887 0.09946089]
haji	[0.20134602 0.20348467]	[0.10867748 0.1098423]
pakai	[0.21787423 0.21897594]	[0.11781956 0.11839054]
pinokio	[0.23240118 0.23233959]	[0.12589513 0.12580325]
babi	[0.24569619 0.24439161]	[0.13331657 0.13251827]

Hasil Klasifikasi Sentimen

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Sentimen

Komentar Tweet	Klasifikasi
Tweet 1	positif
Tweet 2	Positif
Tweet 3	Positif
Tweet 4	positif
Tweet 5	Netral
Tweet 6	Negatif
Tweet 7	Negatif
Tweet 8	Negatif
Tweet 9	Negatif
Tweet 10	Negatif

Berdasarkan hasil akhir klasifikasi, nilai jumlah lebih unggul di peroleh kelas negatif sebanyak 6 dan kelas positif sebanyak 5 dan neral 0.

3.3 Implementasi Sistem

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai hasil uji coba perangkat lunak pembangunan algoritma *Long Short-Term Memory* dengan menggunakan phyton untuk mendapatkan hasil akurasi data komentar – komentar yang diolah. Data tweet perlu melalui tahap text preprocessing agar teks lebih bersih dan terstruktur. Proses ini meliputi case folding (mengubah huruf kecil), tokenizing (memecah kalimat), normalization (menstandarkan kata tidak baku), stemming (mengembalikan kata ke bentuk dasar), serta filtering (menghapus stopwords). Hasil TextPreprocessing bisa dilihat pada gambar berikut :

a. Hasil Text Preprocessing

	full_text	user_id_str	Text Case Folding	Text Tokenizing	Text Normalization	Text Stemming	Text Filtering
0	@Hjibar Apa yang mau kalian harap dari kpk depan mata ...	1102396000415567872	apa yang mau kalian harap dari kpk depan mata ...	[apa, yang, mau, kalian, harap, dari, kpk, dep..	[apa, yang, mau, kalian, harap, dari, kpk, dep..	[apa, yang, mau, kalian, harap, dari, kpk, dep..	[harap, kpk, mata, dugaan, tipikor, fraud, angga...
1	Semua anggota Komisi VIII DPR heran atas penje...	34061133	semua anggota komisi viii dpr heran atas penje...	[semua, anggota, komisi, viii, dpr, heran, ata...	[semua, anggota, komisi, viii, dpr, heran, ata...	[semua, anggota, komisi, viii, dpr, heran, ata...	[anggota, komisi, viii, dpr, heran, menteri, a...
2	berambisi mencari uang bukan gila dunia tapi h...	2208454068	berambisi mencari uang bukan gila dunia tapi h...	[berambisi, mencari, uang, bukan, gila, dunia...	[berambisi, mencari, uang, bukan, gila, dunia...	[ambisi, cari, uang, bukan, gila, dunia, plus, tapi...	[ambisi, cari, uang, gila, dunia, haji, plus, a...
3	@Indichepartij Otw haji	110965260	otw haji	[otw, haji]	[otw, haji]	[otw, haji]	[haji]
4	Bismillah 2025. My wishes ya Rabb. 1. Bisa is...	1651084279710105600	bismillah my wishes ya rabb bisa istiqomah iba...	[bismillah, my, wishes, ya, rabb, bisa, istiqo...	[bismillah, my, wishes, ya, rabb, bisa, istika...	[bismillah, my, wishes, ya, rabb, bisa, istika...	[bismillah, my, wishes, rabb, istikamah, ibada...
5	PKS Apresiasi Komitmen Pemerintah Turunkan Bia...	887743587579944960	pks apresiasi komitmen pemerintah turunkan bia...	[pks, apresiasi, komitmen, pemerintah, turunka...	[pks, apresiasi, komitmen, pemerintah, turunka...	[pks, apresiasi, komitmen, pemerintah, turun, bi...	[pks, apresiasi, komitmen, pemerintah, turun, bi...
6	Ya Allah ini sellernya mau nabung buat naik ha...	1464567949860220928	ya allah ini sellernya mau nabung buat naik ha...	[ya, allah, ini, sellernya, mau, nabung, buat...	[ya, allah, ini, sellernya, mau, nabung, buat...	[ya, allah, ini, sellernya, mau, nabung, buat...	[sellernya, tabung, haji]

Gambar 4. Hasil Text Preprocessing

2. Klasifikasi

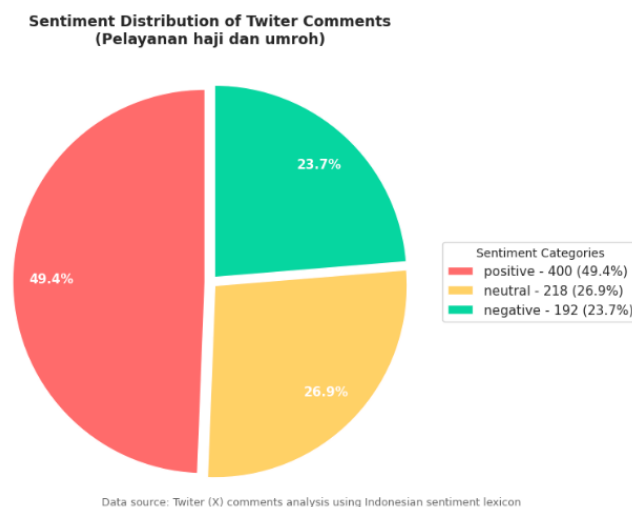
Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengenali tiga kategori sentimen yaitu negatif, netral, dan positif dengan tingkat keberhasilan yang bervariasi. Pada sentimen negatif, nilai *precision* sebesar 0.42, *recall* 0.47, dan *f1-score* 0.44 menandakan bahwa model masih cukup lemah dalam membedakan komentar yang bernada negatif. Untuk sentimen netral, performa model lebih baik dengan *precision* 0.60, *recall* 0.70, dan *f1-score* 0.65, yang berarti model lebih tepat dalam mendeteksi data yang netral. Sementara itu, sentimen positif memberikan hasil paling baik dengan *precision* 0.76, *recall* 0.64, dan *f1-score* 0.69, menunjukkan model lebih akurat dalam mengenali komentar bernada positif. Secara keseluruhan, model memperoleh akurasi sebesar 62% dengan rata-rata skor evaluasi (macro dan weighted average) berada di kisaran 0.59–0.62. Hal ini mengindikasikan bahwa model cukup efektif dalam analisis sentimen, meskipun masih memerlukan peningkatan khususnya dalam mengklasifikasikan sentimen negatif.

6/6	precision	recall	f1-score	support
negative	0.42	0.47	0.44	38
neutral	0.60	0.70	0.65	44
positive	0.76	0.64	0.69	80
accuracy			0.62	162
macro avg	0.59	0.61	0.59	162
weighted avg	0.64	0.62	0.62	162

Gambar 5. Hasil Klasifikasi

3. Ekstraksi Sentimen

Pada tahapan ini menunjukkan distribusi sentimen masyarakat terhadap pelayanan haji dan umroh. Sebanyak 49,4% komentar positif, 26,9% netral, dan 23,7% negatif. Berikut gambar sebaran pada tampilan diagram pie.



Gambar 6. Ekstraksi Sentimen

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama:

- a. Algoritma Long Short-Term Memory menunjukkan bahwa mampu mengolah dalam waktu jangka panjang pendek dan dapat menghasilkan 3 kelas sentimen.
- b. Model LSTM yang dibangun dengan memanfaatkan embedding FastText mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan akurasi sebesar 62%.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Azizah, L. M., Ajipratama, D. B., Putri, N. A. R., & Damarjati, C. (2022). Analisa Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Vaksinasi Covid-19 Di Indonesia Pada Twitter Menggunakan Algoritma LSTM. *JURNAL IPTEKKOM Jurnal Ilmu Pengetahuan & Teknologi Informasi*, 24(2), 161–172. <https://doi.org/10.17933/iptekkom.24.2.2022.161-172>
- Drone Emprit. (2023). Analisis Sentimen Terkait Ibadah Haji dan Umroh.
- Harfian, F. (2021). Metodologi Penelitian dalam Ilmu Komputer. Penerbit Andi.
- Kemenag. (2022). Kemenag Tetapkan Biaya Haji 2022. Tersedia di: <https://kemenag.go.id>
- Lutz, M. (2020). Learning Python. O'Reilly Media.
- Modesta, A., & Husna, B. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Layanan Aplikasi Jenius di Media Sosial Menggunakan Alogritma Long Short-Term Memory. *Jurnal Sistem Informasi*.
- Nurhuda, F., Sihwi, S. W., & Doewes, A. (2013). Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Calon Presiden Indonesia 2014 berdasarkan Opini dari Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Informatika*, 2(2).
- Putra, Y. A., Rahman, A., & Fitrani, E. (2020). Sentiment analysis of public transport services using LSTM-based deep learning. *Journal of Data Science and Applications*, 5(3), 112–119. <https://doi.org/10.20473/jdsa.v5i3.2020>
- Rheza Malano, M. (2025). ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP PELAYANAN IBADAH.
- Sari, S. H., & Wahyuni, N. (2024). Analisis Kualitas Pelayanan Publik pada Ibadah Haji dan Umroh. *Jurnal Administrasi Publik*, 8(1).
- Savitri, N. L. P. C., Rahman, R. A., Venyutzky, R., & Rakhmawati, N. A. (2021). Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Sekolah Daring pada Twitter Menggunakan Supervised Machine Learning. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(1). <https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3216>
- Setyo, W. N., & Wardhana, S. (2019). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Petir*, 12(1), 54–63.
- Tarigan, P. M. S., Hardinata, J. T., Qurniawan, H., Safii, M., & Winanjaya, R. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang. *Jurnal Janitra Informatika Dan Sistem Informasi*, 2(1), 9–19.
- Van Rossum, G., & Drake, F. L. (2020). The Python Language Reference Manual.
- Yahya, iz, Eka Ratnawati, D., & Rahayudi, B. (2025). ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA DARI GOOGLE MAPS MENGGUNAKAN METODE LONG SHORT-TERM MEMORY (STUDI KASUS: RUMAH SAKIT GATOEL). *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi Dan Komputer*, 9(4). <http://j-ptiik.ub.ac.id>