

Vol. 12 No. 3, pISSN: 2303-0577 eISSN: 2830-7062

http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i3.5002

# PENGEMBANGAN CHATBOT BERBASIS JARINGAN SARAF TRANSFORMER UNTUK LAYANAN INFORMASI AKADEMIK DAN KEUANGAN MAHASISWA DI UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUKABUMI

## Rival Haikal Hafizh1\*

<sup>1</sup>Universitas Muhammadiyah Sukabumi; Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Cikole; Telpon/Fax (0266) 218345

Received: 1 April 2024 Accepted: 31 Juli 2024 Published: 7 Agustus 2024

#### **Keywords:**

Chatbot; Deep learning; SEMMA; Transformer Neural network.

**Corespondent Email:** rivalhh130702@gmail.com

Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Sukabumi mengalami kesulitan mengakses informasi akademik dan keuangan di luar jam kerja. Penelitian ini mengembangkan *chatbot* untuk solusi tersebut dengan membandingkan algoritma LSTM dan Transformer. Penelitian sebelumnya, Setiyani (2023) menggunakan SVM mendapatkan akurasi 57%. Silvanie dan Subekti (2022) mencapai akurasi 98.92% dengan LSTM menggunakan 464 data, tetapi LSTM lain hanya mencapai 87.6% dengan 840 data. Penelitian ini menggunakan dataset 2565 data pertanyaan dan metodologi SEMMA: pengambilan sampel, eksplorasi, modifikasi, pembentukan, dan evaluasi model. Hasilnya, model Transformer memiliki akurasi 0.84, presisi 1.00, dan recall 0.84, sementara model LSTM memiliki akurasi 0.82, presisi 0.98, dan recall 0.82. *Chatbot* diimplementasikan pada website memungkinkan interaksi real-time. Survei menunjukkan penerimaan positif terhadap kemudahan penggunaan dan relevansi informasi. Penelitian ini membuktikan bahwa Transformer lebih unggul dalam mengenali pola data baru, meningkatkan pengalaman pengguna dalam mengakses informasi keuangan dan akademik Universitas Muhammadiyah Sukabumi.

Abstract. Students Students at Universitas Muhammadiyah Sukabumi often face difficulties accessing academic and financial information outside of office hours. This research develops a chatbot as a solution by comparing LSTM and Transformer algorithms. Previous research by Setiyani (2023) used SVM and achieved an accuracy of 57%. Silvanie and Subekti (2022) reached an accuracy of 98.92% with LSTM using 464 data points, but another LSTM study only achieved 87.6% with 840 data points. This study uses a dataset of 2565 question data and follows the SEMMA methodology: Sampling, Exploring, Modifying, Modeling, and Assessing. The results show that the Transformer model has an accuracy of 0.84, precision of 1.00, and recall of 0.84, while the LSTM model has an accuracy of 0.82, precision of 0.98, and recall of 0.82. The chatbot is implemented on a website, enabling real-time interaction. Surveys indicate positive reception regarding ease of use and the relevance of information. This research demonstrates that the Transformer is superior in recognizing new data patterns, enhancing the user experience in accessing financial and academic information at Universitas Muhammadiyah Sukabumi.

# 1. PENDAHULUAN

Organisasi bertujuan membentuk citra positif, mengembangkan budaya, dan

membangun komunikasi melalui pelayanan. Dalam pendidikan, perguruan tinggi melayani mahasiswa untuk memenuhi kebutuhan dan mencapai kepuasan pelanggan [1]. Universitas Muhammadiyah Sukabumi (UMMI) menggunakan SIAK UMMI, sistem berbasis web yang menghubungkan semua aktivitas akademik untuk mempercepat informasi kepada mahasiswa [2].

Meski SIAK **UMMI** digunakan, Universitas Muhammadiyah Sukabumi sering menerima pertanyaan mahasiswa tentang informasi akademik. keuangan administratif. Mencari informasi melalui saluran konvensional sering memakan waktu, terutama di luar jam kerja [3].

Masalah ini bisa diatasi dengan mengembangkan *chatbot* untuk layanan informasi akademik dan keuangan. *Chatbot*, yang umum digunakan di industri untuk layanan pelanggan, dapat memberikan respons cepat dan efisien kepada pengunjung [4].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma chatbot dapat menghasilkan akurasi yang bervariasi. Misalnya, penelitian "Aplikasi Chatbot Untuk FAQ Akademik" menggunakan LSTM dengan 464 mencapai akurasi 98.92% [5]. Sebaliknya, "LSTM Chatbot untuk Informasi Pendaftaran" dengan 840 data mencapai akurasi 87.6% [6], itu menunjukan bahwa akurasi dipengaruhi oleh jumlah data. Perbandingan dengan metode terbaru diperlukan untuk meningkatkan kinerja chatbot.

Model *transformer* menandai kemajuan besar dalam *deep learning*. Berbeda dari model urutan konvensional yang menggunakan lapisan rekuren atau konvolusional, *transformer* hanya mengandalkan mekanisme perhatian, dan telah mengubah cara kita melakukan terjemahan mesin dan pemrosesan bahasa alami (NLP) [7].

Penelitian ini bertujuan mengaplikasikan *Transformer Neural Network* pada *chatbot* layanan informasi di Universitas Muhammadiyah Sukabumi guna meningkatkan akurasi. Ini mencakup pembuatan *chatbot* yang memberikan jawaban secara *real-time* serta membandingkan akurasi antara LSTM dan *Transformer Neural Network* untuk menemukan model terbaik.

#### 2. TINJAUAN PUSTAKA

## 2.1 Layanan

Layanan adalah serangkaian aktivitas yang berlangsung secara berkesinambungan dan teratur, melibatkan berbagai aspek kehidupan masyarakat, dan melibatkan orang lain untuk memenuhi kebutuhan [8].

#### 2.2 Universitas

Dalam dunia pendidikan, universitas bertindak sebagai organisasi yang menyediakan layanan kepada anggotanya untuk memenuhi kebutuhan dan memastikan kepuasan [1]. Yang menjadi anggota disini di antaranya yaitu dosen, staf, orang tua wali dan mahasiswa.

#### 2.3 Chatbot

Informasi relevan dan cepat untuk anggota universitas khsusunya mahasiswa dapat didapatkan melalui pengembangan chatbot untuk layanan akademik dan keuangan universitas. Chatbot adalah program AI yang dapat membantu menjawab pertanyaan umum atau memberikan informasi khusus [9].

## 2.4 Kecerdasan Buatan

Kecerdasan Buatan adalah metode untuk meniru kecerdasan makhluk hidup atau objek mati. Metode ini melibatkan pemodelan dan pemrograman mesin agar dapat berpikir seperti manusia dan menyelesaikan berbagai masalah [10]. Salah satunya yang dapat dilakukan oleh kecerdasan buatan yaitu memahami bahasa manusia.

## 2.5 Natural Language Processing

Salah satu cabang kecerdasan buatan untuk memahami Bahasa manusia yaitu *natural language processing*.

Natural Language Processing (NLP) memungkinkan komputer berkomunikasi dengan manusia menggunakan bahasa alami, termasuk Bahasa Indonesia. NLP berfokus pada pemahaman makna kalimat dalam bahasa alami dan memberikan respons yang sesuai, seperti mengambil tindakan atau menampilkan informasi khusus [11], oleh karena itu NLP bisa di gunakan untuk untuk pengembangan chatbot.

# 2.6 Deep Learning

Deep learning memiliki kinerja yang baik untuk pemrosesan bahasa alami. Menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis yang meniru struktur otak manusia dengan neuron-neuron yang terhubung. Dikenal juga sebagai deep structured learning atau hierarchical learning, metode ini memanfaatkan transformasi nonlinier berulang. Konsep deep learning menggabungkan machine learning dan kecerdasan buatan [12].

## 2.7 Transformer Neural Network

Terinspirasi dari manusia ketika fokus pada informasi penting, mekanisme yang bernama attention yang disimpan pada lapisan self-attention. Mekanisme ini memungkinkan jaringan untuk memusatkan perhatian pada bagian penting dari data input. Transformer Neural Network, yang terkenal dalam bidang kecerdasan buatan, telah membuat kemajuan besar dalam pemrosesan bahasa alami dan computer vision [13].

# 2.8 SEMMA

SEMMA (Sampel, Explore, Modify, Model, Asses) adalah pendekatan yang sederhana dan dapat dijadikan panduan dalam proyek data mining. Metode ini menekankan pengembangan model data mining, membantu menciptakan model yang lebih terstruktur.

Pada penelitian ini pengembangan chatbot akan menggunakan metode SEMMA sebagai panduan untuk pembuatan model.

#### **2.9** LSTM

Selain model *Transformer*, *deep learning* yang dapat digunakan untuk pemerosesan Bahasa alami yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM). Jenis jaringan saraf tiruan *Recurrent Neural Network* (RNN) yang menggunakan gerbang untuk mengatasi masalah gradien pada RNN tradisional. LSTM memanfaatkan data historis dan data saat ini untuk melakukan prediksi [5].

# 2.10 Metrik

Untuk menilai performa model peneliti menggunakan berbagai metrik. Metrik yang umum dipakai meliputi *Recall*, Presisi, dan akurasi kegunaan metirik tersebut diantaranya:

# 1. Presisi

Untuk mengukur ketepatan prediksi positif, didefinisikan sebagai rasio prediksi positif yang benar. presisi dihitung dengan formula 1.

$$Precission = \frac{TP}{TP + fP}$$
 (1)

#### 2. Recall

Recall, juga dikenal sebagai sensitivity, menunjukkan seberapa baik pengklasifikasi dalam mengidentifikasi kasus positif. Recall dapat di hitung dengan formula 2.

$$Recall = \frac{TP}{TP + fN} \quad (2)$$

# 3. Akurasi

Sebuah metrik yang mengukur persentase prediksi benar dari keseluruhan data. Akurasi dapat dihitung menggunakan formula 3

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$
 (3)

Keterangan:

TP: data positif diklasifikasikan dengan benar. TN: data negatif diklasifikasikan dengan benar. FP: data negatif diklasifikasikan sebagai positif. FN: data positif diklasifikasikan sebagai negatif.

#### 3. METODE PENELITIAN

Metodologi SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess) adalah pendekatan yang sistematis dalam data mining yang meliputi pengambilan sampel, eksplorasi, modifikasi, pemodelan, dan evaluasi. Metode ini bertujuan untuk mengembangkan model yang akurat dan dapat diandalkan, dan diterapkan dalam penelitian ini dengan mengikuti tahap tersebut:

#### 3.1 Pengambilan sampel (Sample)

Tahap pertama dalam metodologi SEMMA adalah tahap Pengambilan data atau *sample*, di mana data dikumpulkan untuk memastikan bahwa data yang diperoleh mencakup informasi yang relevan dan representatif. Dalam penelitian ini, digunakan dua jenis data, yaitu data terkait informasi akademik dan keuangan untuk mahasiswa dari Universitas Muhammadiyah Sukabumi (UMMI).

## 3.2 Eksplorasi (*Explore*)

Tahap kedua dalam metodologi SEMMA adalah tahap Eksplorasi, di mana dilakukan Analisis Data Eksploratif (EDA). Pada tahap ini, tujuan utamanya adalah untuk mendapatkan pemahaman yang lebih baik mengenai data, menemukan pola-pola penting, dan menyusun dasar informasi yang akan memandu proses modifikasi data selanjutnya.

#### 3.3 Modifikasi (Modify)

Tahap ketiga dalam metodologi SEMMA adalah Modifikasi, yang melibatkan penyesuaian data berdasarkan hasil Analisis Data Eksploratif (EDA) agar sesuai dengan model sebelum proses pelatihan. Tujuannya adalah untuk menghasilkan model yang berkinerja optimal berdasarkan analisis data sebelumnya.

#### 3.4 Pemodelan (Model)

Tahap keempat dalam metodologi SEMMA adalah tahap Pemodelan, di mana model dibentuk menggunakan algoritma yang cocok dengan data yang telah dipersiapkan sebelumnya. Pada tahap ini, peneliti memilih 2 algoritma atau model yang paling tepat untuk diterapkan pada model chatbot.

# 3.5 Evaluasi (Assess)

Tahap terakhir dalam metodologi SEMMA adalah Penilaian, di mana model dinilai berdasarkan spesifikasi yang ditetapkan. Pada tahap ini, metrik seperti akurasi, presisi, dan recall digunakan untuk menilai seberapa baik model chatbot dalam memenuhi kebutuhan dan memberikan jawaban yang diharapkan.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

# 4.1 Pengumpulan Sampel (Sample)

Penelitian ini menggunakan dataset yang diperoleh dari buku pedoman akademik dan keuangan Universitas Muhammadiyah Sukabumi. Data tersebut dikumpulkan dalam format JSON dan terdiri dari *responses* dan *patterns* yang dikelompokkan berdasarkan *tag*, dengan total 2565 data pertanyaan. Contoh data yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.1.

```
"tag": "S1_Teknik_Informatika_r
    eguler",
3.
         "patterns": [
          "Berapa biaya pendidikan untuk
4.
    S1 Teknik Informatika kelas reguler?"
           "Saya ingin tahu biaya untuk p
    rogram S1 Teknik Informatika reguler.
6.
         "responses": [
    "Biaya per bulan untuk S1 Teknik Inf
    ormatika reguler adalah Rp. x.xxx.xxx
    untuk semester 14, Rp. x.xxx.xxx unt
    uk semester 5-
    6, dan Rp. xxx.xxx untuk semester 7-
```

Gambar 4. 1 Dataset Yang Digunakan

## 4.2 Eksplorasi (Explore)

bertujuan Eksplorasi data untuk mengidentifikasi jumlah kata, tag, duplikasi, dan tanda baca dalam data yang digunakan. Tujuannya adalah untuk memahami data secara menyeluruh dan membantu peneliti menentukan langkah-langkah modifikasi selanjutnya, tahapan eksplorasi pada tahap ini diantaranya:

## 1. Menghitung Total Kata Unik

Didapatkan total kata unik yang ada pada dataset ini yaitu 1033 kata unik, total kata unik ini akan di gunakan pada tahap tokenisasi.

#### 2. Menghitung Total *Patterns* Pada Tag

Didapatkan 15 *Pattern* pada tiap tag, ini menandakan bahwa data *pattern* yang di gunakan seimbang.

#### 3. Mengidentifikasi Data Duplikat

Pada data ini tidak dididapati data duplikat. Itu artinya tidak ada pola pertanyaan yang sama pada tiap tag-nya.

# 4. Mengecek Tanda Baca

Tanda baca yang di temukan pada data ini yaitu "'(', ')', '-', '?', ',', '.", tanda baca ini akan di hapus pada tahap modifikasi.

#### 5. Menghitung jumlah kata pada pattern

Ditemukan jumlah Panjang maksimalpada pattern yaitu 17 kata ini akan digunakan saat membuat padding pada tahap modifikasi.

# 6. Mengecek Total Tags

Total tag yang ada pada dataset ini yaitu 171 tag, berarti ada 171 satu bahasan yang bisa di tanyakan pada chatbot.

#### 7. Mengecek Jumlah Data

Didapatkan 2565 pertanyaan pada data latih dan 75 pertanyaan pada data test. Data ini akan di gunakan saat pelatihan model.

#### 4.3 Modifikasi (*Modify*)

Modifikasi atau disebut *preprocessing* data dilakukan berdasarkan wawasan yang diperoleh dari tahap EDA untuk menyiapkan data sesuai dengan kebutuhan model. Beberapa langkah *preprocessing* yang diambil meliputi:

#### Menghapus Tanda Baca

Pada saat pengecekan tanda baca terdapat beberapa tanda baca yang ada pada data. Pada tahap ini akan di lakukan pembersihan data dengan menghapus tanda baca yang ada. Hasil penghapusan tanda baca dapat dilihat pada gambar 4.2.

```
apakah beasiswa hafidz quran terbuka untuk sem..
bagaimana jika saya telah menghafal 3 juz qura..
2562 apakah beasiswa hafidz quran hanya untuk progr..
2563 bagaimana jika saya telah menghafal 5 juz qura..
2564 apakah ada persyaratan tambahan yang harus dip..
Name: patterns, dtype: object
```

Gambar 4. 2 Hasil penghapusan tanda baca

#### 2. Menghilangkan Stopword

Pada proses ini dilakukan penghapusan stopword yaitu kata yang biasanya sering muncul tetapi tidak memberikan informasi penting seperti kata hubung dan kata depan.Hasil penghilangan stopword dapat dilihat pada gambar 4.3.

```
2560 beasiswa hafidz quran terbuka semua program studi
2561 bagaimana saya menghafal 3 juz quran saya teta...
2562 beasiswa hafidz quran untuk program sarjana
2563 bagaimana saya menghafal 5 juz quran luar daer...
2564 ada persyaratan tambahan harus dipenuhi mendap...
Name: patterns, dtype: object
```

Gambar 4. 3 Hasil Menghilangkan Stopword

# 3. Menggunakan Lematisasi

Pada proses ini dilakukan penerapan lematisasi pada data untuk mengembalikan kata-kata kebentuk dasarnya sesuai kamus untuk menjaga makna dalam kalimat.Hasil penggunaan lematisasi dapat dilihat pada gambar 4.4.

```
beasiswa hafidz quran terbuka semua program studi
bagaimana saya menghafal 3 juz quran saya teta...
beasiswa hafidz quran untuk program sarjana
bagaimana saya menghafal 5 juz quran luar daer...
ada persyaratan tambahan harus dipenuhi mendap...
Name: patterns, dtype: object
```

Gambar 4. 4 Hasil Penggunaan Lematisasi

# 4. Penggunaan Tokenisasi

Model membutuhkan data bertipe numerik untuk melakukan pelatihan oleh karena itu pada tahap ini peneliti menggunakan tokenisasi, teks di ubah menjadi unit kecil berformat numetik.

```
[[34, 305, 150, 334, 140, 11, 16],

[5, 98, 225, 462, 226, 150, 98, 259, 231, 23, 34],

[34, 305, 150, 338, 11, 45],

[5, 98, 225, 461, 226, 150, 285, 460, 98, 259, 231, 23],

[13, 155, 200, 29, 264, 28, 138, 128, 225, 381, 226, 150]]
```

Gambar 4. 5 Hasil Penggunaan Tokenisasi

#### 5. Menerapkan *Padding*

Pada saat EDA kita mencari panjang maksimal pada *patterns*, panjang maksimal *pattern* akan di gunakan untuk menyamaratakan panjang tiap pattern dengan menggunakan teknik padding karena model menginginkan input dengan panjang yang sama.

```
[[ 0 0 0 0 0 0 0 0 34 305 150 334 140 11 16] 
[ 0 0 0 5 98 225 462 226 150 98 259 231 23 34] 
[ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 34 305 150 338 11 45] 
[ 0 0 5 98 225 461 226 150 285 460 98 259 231 23] 
[ 0 0 13 155 200 29 264 28 138 128 225 381 226 150]
```

Gambar 4. 6 Hasil Penerapan Padding

# 6. Menerapkan Encoding

Pada proses ini dilakukan perubahan tag yang bertipe string kebentuk numerik agar bisa digunakan oleh model.

```
[1 1 1 1 1]
```

Gambar 4. 7 Hasil Penerapan Encoding

# 4.4 Pembuatan model (model)

Pada pembuatan model peneliti menggunakan data hasil modifikasi untuk melatih model. Penelitian ini akan mengaplikasikan jaringan saraf *transformer* dan membandingkan kinerjanya dengan LSTM. Tujuannya adalah untuk menemukan model dengan performa terbaik yang sesuai dengan kebutuhan penelitian ini.

```
input shape = x train.shape[1]
   vocabulary = len(tokenizer.word index
   ) + 1
   output length = le.classes_.shape[0]
4. i = Input(shape=(input shape,)) #Lapi
   sanInput
   m = Embedding(vocabulary + 1, 50)(i)
    # Lapisan Embedding
   m = LSTM(256, return sequences=True,
   dropout=0.5, recurrent_dropout=0.5) (m
   ) #LapisanLSTM
   m = Flatten()(m)
                     #LapisanFlatten
   m = Dense(output length, activation="
   softmax")(m) #LapisanDense
   model lstm = Model(i, m)
10. model lstm.compile(loss="sparse categ
   orical crossentropy", optimizer='adam
    ', metrics=['accuracy'])
```

Gambar 4. 8 Model LSTM

Model LSTM ini menggunakan input berdasarkan jumlah fitur data pelatihan dan ukuran kosa kata dari tokenizer. Model ini terdiri dari lapisan input, lapisan embedding dengan dimensi vektor 50, dan lapisan LSTM dengan 256unit serta dropout 0,5. Output dari LSTM diratakan menggunakan Flatten dan diklasifikasikan melalui lapisan Dense dengan aktivasi softmax. Model ini dikompilasi dengan loss sparse categorical crossentropy, optimizer adam, dan metrik akurasi, dirancang untuk meningkatkan performa dan mencegah overfitting dalam klasifikasi multi-kelas.

```
# Input dan lapisan Embedding
   i = Input(shape=(input shape,))
3. m = Embedding(vocabulary + 1, head si
   ze)(i)
4. m = PositionalEncoding(input shape, h
   ead size) (m)
   # Blok Transformer
  for _ in range(num transformer blocks
6.
       m = transformer encoder(m, head s
   ize, num heads, ff dim, dropout rate)
8. m = Flatten()(m)
9. m = Dense(output length, activation='
   softmax')(m)
10. model transformer = Model(i, m)
11. model transformer.compile(loss="spars
   e categorical crossentropy", optimize
   r='adam', metrics=['accuracy'])
```

Gambar 4. 9 Model Transformer

Model Transformer ini menggunakan lapisan input dan embedding dengan dimensi head size serta Positional Encoding. Model terdiri dari dua blok Transformer, masingmasing dengan normalisasi, multi-head selfattention, dropout, dan feed-forward dengan koneksi residual. Output blok diratakan dengan Flatten, diberi Dropout untuk mencegah overfitting, dan diklasifikasikan melalui Dense dengan aktivasi softmax. Model dikompilasi sparse categorical crossentropy, optimizer adam, dan metrik akurasi, memanfaatkan self-attention untuk mengelola ketergantungan sekuensial dan dirancang untuk klasifikasi multi-kelas.

Untuk mencegah overfitting, digunakan Early Stopping dan ReduceLROnPlateau. Early Stopping menghentikan pelatihan jika val\_loss tidak membaik setelah 10 epoch dan mengembalikan bobot terbaik. ReduceLROnPlateau mengurangi kecepatan pembelajaran sebesar 0.1 jika val\_loss tidak membaik setelah 5 epoch, dengan minimum 0.00001. Model LSTM dan Transformer dilatih maksimal 80 epoch dengan batch size 32, menggunakan data pelatihan dan test serta callback early\_stopping dan reduce\_lr.

# 4.5 Evaluasi model (Assess)

Setelah kedua model dilatih maka akan di evaluasi menggunakan matrik evaluasi akurasi, presisi dan recall.

Tabel 4. 1 Perbadingan Evaluasi Pada Data Latih

Model	Akurasi	Presisi	Recall
Transformer	0.98	0.99	0.98
LSTM	0.95	0.96	0.95

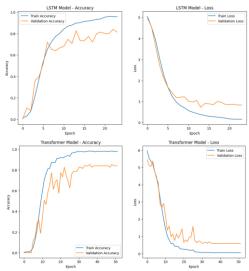
Tabel 4.1 menunjukkan perbandingan kinerja dua model, *Transformer* dan LSTM pada data latih, pada tugas klasifikasi. Akurasi, presisi, dan recall diukur setelah pelatihan. Model Transformer menunjukkan kinerja yang lebih tinggi dibandingkan LSTM dengan akurasi 0.98, presisi 0.99, dan recall 0.98.

Tabel 4. 2 Perbandingan evaluasi pada data test

test					
Model	Akurasi	Presisi	Recall		
Transformer	0.84	1.00	0.84		
LSTM	0.82	0.98	0.82		

Tabel 4.2 menunjukkan perbandingan kinerja model Transformer dan LSTM pada data test. Model Transformer memiliki akurasi 0.84, presisi 1.00, dan recall 0.84, yang lebih tinggi dibandingkan LSTM dengan akurasi 0.82, presisi 0.98, dan recall 0.82. Model Transformer menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam hal presisi, namun akurasi dan recall sedikit lebih baik dibandingkan LSTM.

Hasil evaluasi model pada data latih dan data test menunjukan bahwa model transformer lebih unggul dari penilaian akurasi, presisi dan *recall* di bandingkan dengan model LSTM. Pada gambar 4.1 merupakan hasil dari akurasi dan *loss* dari kedua model, model *transformer neural network* dan model LSTM.

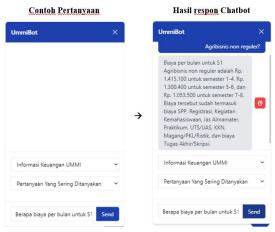


Gambar 4. 10 Hasil Akurasi Dan loss

# 4.6 Implementasi

Model chatbot yang terpilih dari tahap evaluasi yaitu model *transformer* 

diimplementasikan pada sebuah website dengan bantuan flask *framework* untuk membantu mendeploy model di *serverside*. Penggunaan chatbot dapat dilihat pada gambar 4.3.



Gambar 4. 11 Penggunaan Chatbot

## 4.7 Survey Usability Chatbot

Survei kegunaan untuk *chatbot* untuk memberikan Informasi akademik dan Keuangan Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Sukabumi. Bertujuan untuk mengetahui pengalaman pengguna dalam menggunakan *chatbot* tersebut. Penilaian yang diberikan yaitu antara 1 sampai 4, 1 untuk tidak setuju dan 4 sangat setuju. Tabel 4.3 menunjukan wawasan yang diperoleh dari pengguna:

Tabel 4. 3 Hasil Survey

1 abel 4. 3 Hash Survey				
NO	Nama Kelas	Rata-rata		
		penilaian		
1.	Kemudahan Penggunaan dan	3-4		
	Navigasi			
2.	Kualitas Interaksi	3-4		
3.	Kenyamanan dalam	4		
	Mendapatkan Informasi			
	Akademik dan Keuangan			
4.	Daya Tarik Antarmuka	3-4		
	Pengguna			
5.	Keterbacaan dan Pemahaman	3-4		
	Informasi			
6.	Chatbot Membantu	3-4		
	Menghemat Waktu			
7.	Relevansi Informasi	3-4		
8.	Kesediaan untuk	3-4		
	Merekomendasikan			
9.	Kepuasan Keseluruhan	3-4		

#### 5. KESIMPULAN

- a. Model *transformer* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan LSTM baik itu pada data latih maupun data test itu menandakan kemampuan *transformer* untuk mengetahui data baru lebih baik di banding LSTM, dengan akurasi 0.84, presisi 1.00, dan recall 0.84, dibandingkan dengan LSTM yang memiliki akurasi 0.82, presisi 0.98, dan recall 0.82.
- b. Chatbot diintegrasikan ke dalam situs web universitas menggunakan Flask dengan antarmuka yang mudah digunakan. Pengguna dapat berkomunikasi dengan chatbot melalui jendela obrolan, baik dengan memilih pertanyaan yang disarankan atau mengetik pertanyaan mereka sendiri dan mendapatkan jawaban secara instan.
- c. Berdasarkan survei, pengguna merasa puas dengan chatbot, memberikan penilaian ratarata 3-4. Pengguna menghargai kemudahan penggunaan, relevansi informasi, efisiensi waktu yang ditawarkan oleh chatbot. Penelitian berhasil mengembangkan chatbot yang efektif dan melakukan perbandingan performa antara **LSTM** dan model Transformer. **Implementasi** ini diharapkan dapat meningkatkan pengalaman pengguna dalam memperoleh informasi akademik Universitas dan keuangan di Muhammadiyah Sukabumi.

# UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas karunia-Nya yang telah melimpahkan ilmu serta kelancaran dalam menyelesaikan penelitian ini. Terima kasih juga disampaikan kepada orang tua dan semua pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pengerjaan penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. M. Hanif, "Pengembangan Aplikasi WHATSAPP Chatbot Untuk Pelayanan Akademi di Peguruan Tinggi," Universitas Islam Indonesia, 2021. [Daring]. Tersedia pada: https://dspace.uii.ac.id/handle/123456789/3744
- [2] I. G. T. Isa, "Implementasi Pendekatan Kerangka Kerja NIST 800-34 dalam Perancangan Disaster Recovery Plan pada Sistem Informasi Akademik Universitas

- Muhammadiyah Sukabumi," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 15, no. 2, hal. 103, 2020, doi: 10.30872/jim.v15i2.3724.
- [3] Z. Arifin dan M. Rizaldy, "Reslaj: Religion Education Social Laa Roiba Journal Sarjanawiyata Tamansiswa Reslaj: Religion Education Social Laa Roiba Journal," *Reslaj Relig. Educ. Soc. Laa Roiba J.*, vol. 5, no. 1, hal. 168–184, 2023, doi: 10.47476/reslaj.v6i3.4858.
- [4] S. H. Bariyah dan K. A. N. Imania, "Pengembangan Virtual Assistant Chatbot Berbasis Whatsapp Pada Pusat Layanan Informasi Mahasiswa Institut Pendidikan Indonesia - Garut," J. Petik, vol. 8, no. 1, hal. 66–79, 2022, doi: 10.31980/jpetik.v8i1.1575.
- [5] A. Silvanie dan R. Subekti, "APLIKASI CHATBOT UNTUK FAQ AKADEMIK DI IBI-K57 DENGAN LSTM DAN PENYEMATAN KATA Astried," *JIKO* (*Jurnal Inform. dan Komputer*), vol. 5, no. 1, hal. 19–27, 2022, doi: 10.33387/jiko.
- [6] Y. S. H. Langgeng, E. I. Setiawan, S. Imron, dan J. Santoso, "Long Short-Term Memory-Based Chatbot for Vocational Registration Information Services," *J. Appl. Data Sci.*, vol. 4, no. 4, hal. 414–430, 2023, doi: 10.47738/jads.v4i4.128.
- [7] S. R. Choi dan M. Lee, "Transformer Architecture and Attention Mechanisms in Genome Data Analysis: A Comprehensive Review," 2023.
- [8] N. Nurhadi, "Konsep Pelayanan Perspektif Ekonomi Syariah," EkBis J. Ekon. dan Bisnis, vol. 2, no. 2, hal. 137, 2020, doi: 10.14421/ekbis.2018.2.2.1100.
- [9] F. Deby Fambayun, G. Asrofi Buntoro, dan F. Masykur, "Penerapan Algoritma Neural Network Pada Chatbot Bahasa Jawa Tingkat Tutur Krama Alus," *J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 1, hal. 40–46, 2022.
- [10] N. A. Purwitasari dan M. Soleh, "Implementasi Algoritma Artificial Neural Network Dalam Pembuatan Chatbot Menggunakan Pendekatan Natural Language Parocessing," *J. IPTEK*, vol. 6, no. 1, hal. 14–21, 2022, doi: 10.31543/jii.v6i1.192.
- [11] M. Afifa, R. Saputra, Erfa, dan R. Nugrahaeni, Astuti, "Implementasi NLP Pada Chatbot Layanan Akademik Dengan Algoritma Bert," *e-Proceeding Eng.*, vol. 10, no. 1, hal. 383, 2023.
- [12] P. A. Nugroho, I. Fenriana, dan R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, hal. 12–21, 2020.
- [13] Z. Yang dan M. J. Buehler, "Words to Matter: De novo Architected Materials Design Using

Transformer Neural Networks," *Front. Mater.*, vol. 8, no. October, hal. 1–13, 2021, doi: 10.3389/fmats.2021.740754.