

***CHATBOT UNTUK KONSULTASI KESEHATAN MENTAL MENGGUNAKAN
LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)***

SKRIPSI

Oleh :
IRFAN AUFA FADILLA
NIM. 200605110086



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

***CHATBOT UNTUK KONSULTASI KESEHATAN MENTAL MENGGUNAKAN
LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)***

SKRIPSI

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Oleh :

IRFAN AUFA FADILLA
NIM. 200605110086

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024**

HALAMAN PERSETUJUAN

CHATBOT UNTUK KONSULTASI KESEHATAN MENTAL MENGGUNAKAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

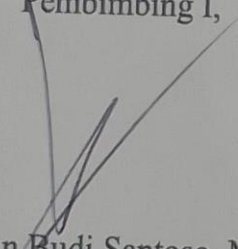
SKRIPSI

Oleh:

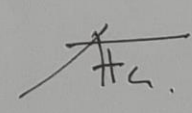
IRFAN AUFA FADILLA
NIM. 200605110086

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 11 Desember 2024

Pembimbing I,

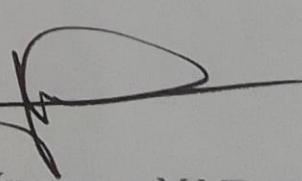

Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom
NIP. 19770103 201101 1 004

Pembimbing II,


Fatchurrochman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Dr. Ic Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

CHATBOT UNTUK KONSULTASI KESEHATAN MENTAL MENGGUNAKAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)

SKRIPSI

Oleh:
IRFAN AUFA FADILLA
NIM. 200605110086

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)
Tanggal: 23 Desember 2024

Susunan Dewan Penguji

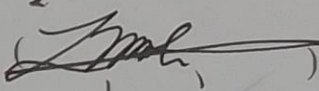
Ketua Penguji : Dr. Cahyo Crysdian, M.CS
NIP. 19740424 200901 1 008

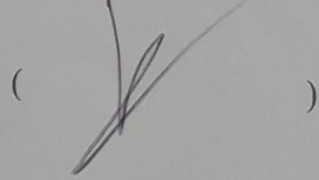
Anggota Penguji I : Dr. Zainal Abidin, M.Kom
NIP. 19760613 200501 1 004

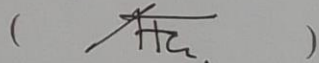
Anggota Penguji II : Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom
NIP. 19770103 201101 1 004

Anggota Penguji III : Fatchurrochman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002

()

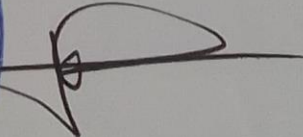
()

()

()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



()
Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Irfan Aufa Fadilla
NIM : 200605110086
Fakultas / Program Studi : Sains dan Teknologi / Teknik Informatika
Judul Skripsi : *Chatbot Untuk Konsultasi Kesehatan Mental Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM).*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil alihan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini merupakan hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 23 Desember 2024
Yang membuat pernyataan,



Irfan Aufa Fadilla
NIM. 200605110086

MOTTO

“Perbaiki Sholatmu, maka Allah akan memperbaiki hidupmu”

“Barangsiapa bersungguh-sungguh, maka dia akan berhasil”

"Doa adalah senjata paling ampuh bagi seorang mukmin."

" Hargai Waktu, Raih Kesempatan, Wujudkan Impian"

HALAMAN PERSEMBAHAN

“Puji Syukur kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta’ala, Shalawat serta Salam selalu dipanjatkan kepada Baginda Nabiyullah wa Rasulullah Muhammad Shalallahu Alaihi Wassalam”

Dengan bangga dan Syukur Alhamdulillah, skripsi ini Saya persembahkan untuk kedua orang tua saya yang tidak pernah lelah sehari pun untuk selalu mendukung dan mendoakan saya agar diberikan kemudahan, keberkahan, dan kesuksesan dalam menggapai cita-cita.

Semoga Allah Subhanahu Wa Ta’ala mengampuni kedua orang tua saya, menyayangi, dan mengasihi mereka sebagaimana mereka mengasihi dan mendidik saya semenjak dari kecil. Aamiin Allahumma Aamiin.

Banyak terima kasih juga kepada diri saya sendiri yang telah bersabar dan terus berusaha dengan maksimal dan terus berusaha melampaui batas diri. Saya bangga dan bersyukur atas diri saya, jasmani saya yang Allah berikan, dan kesehatan Rohani yang Allah anugerahkan.

Teruntuk diri saya, kelak bacalah kembali halaman persembahan skripsi ini yang kamu tulis pada tahun 2024, ingat perjalananmu belum usai, teruslah berusaha dengan maksimal, lampau batasan maksimalmu. Teruslah berkarya, berinovasi, dan jangan lupa menjadi pribadi yang bermanfaat bagi sesama. Jangna lupakan ataupun tinggalkan Sholatmu, dzikirmu, sholawatmu. Maksimalkan usaha dunia dan akhirat.

-Terimakasih Untuk Semuanya-

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Puji Syukur Alhamdulillah penulis ucapkan kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang dengan menyelesaikan penelitian Skripsi yang berjudul ***Chatbot Untuk Konsultasi Kesehatan Mental Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)*** dengan baik.

Dalam penulisan dan penelitian Skripsi ini, penulis menyadari banyak pihak yang terlibat dalam proses membimbing penulisan dan juga memberikan semangat dan dukungan moril atau materiil. Untuk itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H.M. Zainuddin, MA., selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Prof. Dr. Sri Hariani, M.Si., selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Ir. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPU, selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom_selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan dalam penulisan skripsi ini.
5. Fatchurrochman, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan banyak dukungan dan bimbingan dalam penulisan skripsi ini.

6. Dr. Cahyo Crysdiyan, M.CS selaku Ketua Penguji yang telah memberikan banyak saran dan juga dukungan untuk menyelesaikan skripsi ini.
7. Dr. Zainal Abidin, M.Kom selaku dosen penguji II yang telah menguji serta memberikan masukan dalam penulisan skripsi ini
8. Seluruh Dosen dan Jajaran Staf Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan banyak bantuan dalam skripsi ini.
9. Seluruh staf admin dan laboran Teknik Informatika yang telah bersedia membantu penulis dalam menyelesaikan permasalahan administratif selama di perkuliahan.
10. Kedua orang tua saya, yaitu Ibunda tercinta Ibu Sumarmi dan Bapak Arief Mustofa. Serta adik tercinta saya Mifta Nur fadhilla serta seluruh kerabat yang senantiasa memberikan, kasih sayang, doa dan dukungan semangat kepada penulis.
11. Teman-teman Pemuda Sinarmas dan teman-teman Teknik Informatika angkatan 20 “INTEGER” yang telah memberikan banyak bantuan baik material maupun dukungan intelektual, semangat, serta motivasi dalam menyelesaikan penyusunan skripsi ini.
12. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, termasuk responden yang telah memberikan kontribusi, saran, dan dukungan dalam perjalanan penulisan skripsi ini.

Malang, 24 Desember 2024

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGAJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
البحث مستخلص.....	Error! Bookmark not defined.
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah.....	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II STUDI PUSTAKA	6
2.1 Penelitian Terkait	6
2.2 Kesehatan Mental.....	10
2.3 <i>Chatbot</i>	11
2.4 <i>Word Embedding</i>	12
2.5 <i>Attention</i>	12
2.6 <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	13
BAB III METODE PENELITIAN	15
3.1 Pengumpulan Data	15
3.2 Desain Sistem.....	15
3.3 <i>Preprocessing</i>	16
3.3.1 Case Folding.....	17
3.3.2 Tokenisasi.....	17
3.3.3 Indexing Word.....	18
3.3.4 Padding.....	19
3.4 Word Embedding	20
3.5 Membangun Model LSTM	23
3.6 Attention.....	29
3.7 Fully Connected Layer.....	31
3.8 Evaluasi	32
3.9 Skenario Uji	33
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Data <i>Input</i>	37

4.2 Skenario Pengujian.....	38
4.3 Hasil	39
4.3.1 Hasil Skenario Uji Pertama	39
4.3.2 Hasil Skenario Uji Kedua	43
4.4 Pembahasan.....	49
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	53
5.1 Kesimpulan	53
5.2 Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Desain Sistem.....	16
Gambar 3.2 <i>Flowchart</i> LSTM	24
Gambar 3.3 Algoritma <i>forget gate</i>	25
Gambar 3. 4 Algoritma Input Gate.....	26
Gambar 3.5 Algoritma <i>Output Gate</i>	28
Gambar 3.6 Algoritma untuk mencari <i>hidden state</i>	29
Gambar 3.7 <i>Flowchart</i> mekanisme <i>Attention</i>	30
Gambar 3.8 Algoritma Mekanisme <i>Attention</i>	31
Gambar 3.9 Arsitektur Model	34
Gambar 4.1 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan <i>Word Embedding</i>	40
Gambar 4.2 <i>Heatmap Confusion Matrix</i> dengan 600 Dimensi <i>Word Embedding</i>	41
Gambar 4.3 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan <i>Word Embedding</i>	42
Gambar 4.4 <i>Heatmap Confusion Matrix</i> dengan 600 Dimensi <i>Word Embedding</i>	43
Gambar 4.5 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan <i>Word Embedding</i>	45
Gambar 4.6 <i>Heatmap Confusion Matrix</i> dengan 900 Dimensi <i>Word Embedding</i>	46
Gambar 4.7 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan <i>Word Embedding</i>	47
Gambar 4.8 <i>Heatmap Confusion Matrix</i> dengan 600 Dimensi <i>Word Embedding</i>	48

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel Penelitian Terdahulu	9
Tabel 3.1 Hasil <i>Case Folding</i>	17
Tabel 3.2 Hasil Tokenisasi	18
Tabel 3.3 Hasil <i>Indexing Word</i>	19
Tabel 3.4 Hasil <i>Padding</i>	20
Tabel 3.5 Hasil <i>one-hot encoding</i>	21
Tabel 3.6 Pasangan Kata	21
Tabel 4.1 Contoh Kalimat dan Labelnya.....	37

ABSTRAK

Fadilla, Irfan Aufa. 2024. ***Chatbot Untuk Konsultasi Kesehatan Mental Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)***. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom. (II) Fatchurrochman, M.Kom.

Kata kunci: Kesehatan mental, chatbot, Long Short-Term Memory (LSTM), konsultasi, word embedding, akses layanan kesehatan mental, data sekuensial.

Kesehatan mental di Indonesia belum mendapatkan perhatian yang memadai, terbukti dari data bahwa 6,1% masyarakat berusia 15 tahun ke atas mengalami gangguan emosional, tetapi hanya 9,6% yang mendapatkan pengobatan. Kurangnya akses layanan kesehatan mental yang berkualitas dan terjangkau menjadi kendala utama. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan chatbot berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk konsultasi kesehatan mental. LSTM dipilih karena kemampuannya menangani data sekuensial, memahami konteks percakapan, dan memberikan respons yang relevan serta bermakna. Penelitian ini menggunakan arsitektur dua layer LSTM dengan berbagai skenario pengujian, termasuk pembagian data latih-uji, jumlah unit LSTM, dan dimensi word embedding. Hasil terbaik diperoleh dengan rasio data latih-uji 80:20, jumlah unit LSTM 128 dan 256, serta dimensi embedding 300, menghasilkan akurasi 0,77, presisi 0,83, recall 0,77, dan F1-score 0,77. Chatbot ini diharapkan dapat meningkatkan akses layanan kesehatan mental yang berkualitas dan membantu masyarakat Indonesia mengatasi masalah kesehatan mental secara lebih efektif.

ABSTRACT

Fadilla, Irfan Aufa. 2024. **Chatbot for Mental Health Consultation Using Long Short-Term Memory (LSTM)**. Thesis. Informatics Engineering Study Program, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisor: (I) Dr. Irwan Budi Santoso, M.Kom. (II) Fatchurrochman, M.Kom.

Mental health in Indonesia has not received adequate attention, as evidenced by the data that 6.1% of people aged 15 years and over experience emotional disorders, but only 9.6% receive treatment. Lack of access to quality and affordable mental health services is a major obstacle. This research aims to develop a Long Short-Term Memory (LSTM)-based chatbot for mental health consultation. LSTM was chosen for its ability to handle sequential data, understand the context of the conversation, and provide relevant and meaningful responses. This research utilizes a two-layer LSTM architecture with various testing scenarios, including training-test data split, number of LSTM units, and word embedding dimension. The best results were obtained with a training-test data ratio of 80:20, number of LSTM units of 128 and 256, and embedding dimension of 300, resulting in an accuracy of 0.77, precision of 0.83, recall of 0.77, and F1-score of 0.77. This chatbot is expected to increase access to quality mental health services and help Indonesians overcome mental health problems more effectively.

Keywords: Mental health, Chatbot, Long Short-Term Memory (LSTM), Consultation, Word Embedding, Mental Health Service Access, Sequential Data.

الملخص

أطروحة. برنامج (LSTM) فاديل، عرفان عوفا. ٢٠٢٤. روبوت الدردشة للاستشارات الصحية النفسية باستخدام ذاكرة قصيرة وطويلة المدى
هندسة المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانغ. المشرف: (١) الدكتور إروان
بودي سانتوسو، ماجستير في الحاسوب. (٢) فاثشورروخمان، ماجستير في الحاسوب

، الاستشارة، تمثيل الكلمات، (LSTM) الكلمات المفتاحية: الصحة النفسية، روبوت الدردشة، ذاكرة قصيرة وطويلة المدى
الوصول إلى خدمات الصحة النفسية، البيانات التسلسلية

لم تحظ الصحة النفسية في إندونيسيا بالاهتمام الكافي، كما يتضح من البيانات التي تشير إلى أن 6.1% من الأشخاص الذين تبلغ أعمارهم 15 سنة فأكثر يعانون من اضطرابات نفسية، ولكن 9.6% فقط يتلقون العلاج. ويشكل نقص الوصول إلى خدمات الصحة النفسية الجيدة والميسورة التكلفة عقبة رئيسية. يهدف هذا البحث إلى تطوير روبوت دردشة آلي قائم على الذاكرة طويلة المدى، لاستشارات الصحة النفسية. وقد اختيرت هذه التقنية لقدرتها على التعامل مع البيانات المتسلسلة، وفهم سياق المحادثة (LSTM) ثنائية الطبقات مع سيناريوهات اختبار مختلفة، بما في ذلك LSTM وتقديم ردود ذات صلة وذات مغزى. يستخدم هذا البحث بنية وتُعد تضمين الكلمات. وقد تم الحصول على أفضل النتائج مع نسبة LSTM تقسيم بيانات التدريب والاختبار، وعدد وحدات و256، وتُعد تضمين الكلمات 300، مما أدى إلى LSTM 128 بيانات التدريب إلى الاختبار بنسبة 80:20، وعدد وحدات من المتوقع أن يزيد روبوت الدردشة الآلي هذا من إمكانية الوصول. F1 0.77 دقة 0.77، ودقة 0.83، واستدعاء 0.77، ودرجة إلى خدمات الصحة النفسية الجيدة ويساعد الإندونيسيين في التغلب على مشاكل الصحة النفسية بشكل أكثر فعالية.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan mental di Indonesia saat ini belum diperhatikan dengan serius. Hal tersebut dibuktikan berdasarkan data, 6,1% dari penduduk Indonesia yang berusia 15 tahun ke atas mengalami masalah gangguan emosional, tetapi hanya 9,6% yang mendapatkan pengobatan (RISKESDAS, 2018). Faktor-faktor yang mempengaruhi kesehatan mental adalah tekanan sosial, lingkungan yang tidak bersahabat, dan faktor biologis serta psikologis. Gangguan mental bukan hanya masalah individu, tetapi juga permasalahan yang harus dihadapi semua masyarakat Indonesia (Sholihah Erdah Suswati et al., 2023). Upaya untuk meningkatkan kesehatan mental di Indonesia harus dilakukan secara komprehensif dan multisektoral. Ada berbagai cara untuk mengatasi banyaknya masalah kesehatan mental di Indonesia, seperti meningkatkan kesadaran dengan kampanye dan edukasi mengenai kesehatan mental. Lalu bisa dengan memerangi stigma dan diskriminasi dengan edukasi dan membangun budaya inklusif. Lalu bisa dengan memperkuat akses layanan kesehatan mental dan memberikan pelayanan kesehatan mental yang berkualitas dan terjangkau.

Menjaga kesehatan mental sangat penting untuk menunjang kualitas hidup dan mencapai kesejahteraan secara keseluruhan (Lestari & Rista, 2023). Meskipun demikian, upaya untuk meningkatkan masalah kesehatan mental di Indonesia mengalami beberapa kendala. Banyak masyarakat yang sulit untuk mendapatkan

akses konsultasi mengenai kesehatan mental dengan gratis. Hal ini diperparah dengan belum tersedianya aplikasi yang memiliki performa baik untuk membantu masyarakat dalam mengakses layanan kesehatan mental. Aplikasi kesehatan mental yang memiliki performa baik dapat membantu masyarakat dalam beberapa hal, seperti memudahkan akses masyarakat ke layanan kesehatan mental yang gratis dan meningkatkan kualitas layanan untuk membantu psikolog dalam memberikan layanan yang lebih efektif. Untuk mengatasi hal ini, sebuah solusi yang dapat diterapkan yaitu penggunaan *chatbot* untuk konsultasi mengenai kesehatan mental. *Chatbot* mampu berperan sebagai asisten yang mendengarkan dan memberikan dukungan emosional (Sugiono, 2021). Selain itu, *chatbot* dapat memberikan informasi dan edukasi mengenai topik kesehatan mental.

Penelitian mengenai pembuatan aplikasi *chatbot* untuk konsultasi kesehatan memiliki potensi untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi pelayanan kesehatan mental. Dengan begitu banyak orang yang mengalami masalah kesehatan mental akan terbantu. Hal tersebut senada surah Al-Maidah ayat 2. Berikut merupakan surah Al-Maidah beserta terjemahannya (Kemenag Indonesia, 2019):

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا لَا تَحْلُوا شَعَائِرَ اللَّهِ وَلَا الشُّهُرَ الْحَرَامَ وَلَا الْهَدْيَ وَلَا الْقَلَائِدَ وَلَا آمِينَ الْبَيْتِ الْحَرَامَ يَبْتَغُونَ فَضْلًا مِّن رَّبِّهِمْ وَرِضْوَانًا يَوْمَآ إِذَا حَلَلْتُمْ فَاصْطَادُوا وَلَا يَجْرِمَنَّكُمْ شَنَاٰنُ قَوْمٍ أَن صَدُّوكُمْ عَنِ الْمَسْجِدِ الْحَرَامِ أَن تَعْتَدُوا وَتَعَاوَنُوا عَلَى الْبِرِّ وَالتَّقْوَىٰ وَلَا تَعَاوَنُوا عَلَى الْإِثْمِ وَالْعُدْوَانِ يَوَاقُفُوا اللَّهَ إِنَّ اللَّهَ شَدِيدُ الْعِقَابِ

“Wahai orang-orang yang beriman! Janganlah kamu melanggar syiar-syiar kesucian Allah, dan jangan (melanggar kehormatan) bulan-bulan haram, jangan (mengganggu) hadyu (hewan-hewan kurban) dan qala'id (hewan-hewan kurban yang diberi tanda), dan jangan (pula) mengganggu orang-orang yang mengunjungi Baitulharam; mereka mencari karunia dan keridaan Tuhannya. Tetapi apabila kamu telah menyelesaikan ihram, maka bolehlah kamu berburu. Jangan sampai kebencian(mu) kepada suatu kaum karena mereka menghalang-halangi(mu) dari Masjidilharam, mendorongmu berbuat melampaui batas (kepada mereka). Dan tolong-menolonglah kamu dalam (mengerjakan) kebajikan dan takwa, dan jangan

tolong-menolong dalam berbuat dosa dan permusuhan. Bertakwalah kepada Allah, sungguh, Allah sangat berat siksaan-Nya.” (Q.S Al-Ma'idah:2)

Dalam kitab Ibnu Katsir yang terdiri dari 10 jilid, potongan ayat ke 2 surah Al-Maidah tentang tolong-menolong diartikan, “Bekerja samalah dalam kebaikan dan takwa, dan janganlah bekerja sama dalam berbuat dosa dan permusuhan”. Allah SWT menyuruh hamba–hambanya yang beriman agar tolong menolong dalam mengerjakan berbagai kebaikan. Kemudian tolong menolong dalam hal meninggalkan keburukan. Seperti ketakwaan dan melarang mereka yang melakukan tolong menolong dalam keburukan, berbuat dosa, maupun keharaman. Dalam konteks kesehatan mental, ini dapat diartikan sebagai dorongan untuk membantu individu yang membutuhkan bantuan dalam mengatasi masalah kesehatan mental.

Terdapat beberapa penelitian yang membahas mengenai pembuatan *chatbot*. Penelitian yang dilakukan Wintoro dkk. (Wintoro et al., 2022) menggunakan LSTM untuk membangun *chatbot* yang mampu menjawab mengenai informasi akademik di Teknik Informatika Unila. Penelitian yang dilakukan oleh (Chen et al., 2020) melakukan penelitian mengenai penggunaan LSTM untuk merespon dialog yang tidak memiliki struktur atau pola. Selain itu Gui dkk. (Gui et al., 2018) melakukan penelitian mengenai kemampuan LSTM untuk menangkap hubungan antara informasi dalam jangka waktu yang panjang. Kemampuan ini menjadi faktor kunci dalam membangun chatbot yang mampu menghasilkan respons yang konsisten dan bermakna dalam percakapan yang panjang. Model yang dihasilkan dalam penelitian tersebut memiliki akurasi 89,1%.

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan di atas, peneliti mengusulkan metode LSTM untuk membangun aplikasi *chatbot* untuk konsultasi kesehatan mental. LSTM mampu memahami konteks percakapan, sehingga LSTM mampu menghasilkan respon dengan akurat. Dengan demikian Peneliti berharap penelitian ini mampu menghasilkan aplikasi *chatbot* dengan performa yang baik.

1.2 Rumusan Masalah

Seberapa jauh performa LSTM pada implementasi *chatbot* untuk konsultasi kesehatan mental?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah menerapkan LSTM pada *chatbot* untuk konsultasi kesehatan mental.

1.4 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini:

1. *Chatbot* menggunakan dataset berbahasa Inggris, sehingga *chatbot* tidak bisa merespon pertanyaan yang menggunakan bahasa Indonesia.
2. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari kaggle yang *update* terakhir pada tahun 2022.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat di masa depan, antara lain:

1. Bagi masyarakat penelitian ini memudahkan untuk mengakses layanan konsultasi kesehatan mental secara gratis, kapan saja, dan di mana saja tanpa harus datang ke fasilitas kesehatan.
2. Bagi pemerintah penelitian ini dapat membantu meningkatkan efektivitas dan efisiensi pelayanan kesehatan mental.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Terdapat beberapa penelitian membahas mengenai membangun *chatbot* dengan mengaplikasikan *long short-term memory* (LSTM). Mangotra dkk., (2023) melakukan uji coba membangun *chatbot deep learning* untuk membantu menjawab pertanyaan mahasiswa mengenai perguruan tinggi. *Chatbot* ini dibangun menggunakan dataset yang disusun dengan formulir survei yang disebar di kalangan mahasiswa untuk mengumpulkan pertanyaan-pertanyaan. Penelitian ini membandingkan dua metode, yaitu *bidirectional LSTM* dan *artificial neural network* (ANN) sederhana. Pada penelitian model yang dibuat menggunakan ANN mengalami *overfitting*, begitu juga *bidirectional LSTM* yang memperoleh akurasi pelatihan sebesar 88,6% dengan akurasi yang sangat rendah yaitu 27,56% pada data validasi.

Pada penelitian oleh Patil dkk., (2020) yang berjudul *LSTM based Ensemble Network to enhance the learning of long-term dependencies in chatbot*. Pada penelitian ini mengusulkan penggunaan beberapa jaringan LSTM untuk menghasilkan prediksi yang sesuai dengan pertanyaan. Model ini menghasilkan *output* menggunakan rata-rata tertimbang yang memberikan bobot pada *output* masing-masing jaringan LSTM dalam menghasilkan prediksi akhir. Bobot yang diberikan pada setiap *output* yang dihasilkan setiap jaringan LSTM berfungsi untuk mengukur tingkat kontribusi setiap *output* dalam menghasilkan prediksi kolektif.

Bobot ditentukan berdasarkan faktor seperti kinerja historis pada setiap jaringan LSTM. Penelitian ini menghasilkan akurasi 71,69%.

Pada penelitian oleh Anki & Bustamam, (2021) yang berjudul *Measuring the accuracy of LSTM and BiLSTM models in the application of artificial intelligence by applying chatbot programme* yang membandingkan akurasi LSTM dengan Bidirectional LSTM dalam program aplikasi *chatbot*. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari Cornell Movie Dialogue Corpus. Dataset ini berisi kumpulan dialog dari berbagai film yang terdiri dari percakapan fiksi kaya metadata yang diekstrak dari skrip film. Pada penelitian ini menggunakan model LSTM dan Bidirectional LSTM karena kedua model tersebut mampu belajar dari data berurutan dan mencocokkan data berbasis dialog dalam korpus. Pada penelitian ini menghasilkan bahwa BiLSTM mampu menghasilkan akurasi yang lebih baik yaitu nilai akurasi rata-rata sebesar 0.995217.

Pada penelitian oleh Moulya & Pragathi, (2022) bertujuan untuk membuat agen percakapan berbasis AI-ML yang bertindak sebagai terapis real-time, menganalisis emosi pengguna dan memberikan tanggapan dan umpan balik yang tepat. Ini menyoroti potensi chatbot dalam mendestigmatisasi mencari bantuan untuk kesehatan mental dan memberikan dukungan emosional yang dapat diakses. Penelitian ini menggunakan model regresi logistik untuk analisis emosi dan sentimen untuk membuat agen percakapan yang berperilaku seperti terapis waktu nyata. Selain itu penelitian ini juga menggunakan metode Naive-Bayes sebagai perbandingan. Penelitian ini menghasilkan akurasi dari model regresi logistik

sebesar 0,62 dibandingkan dengan model Naive-Bayes yang memberikan akurasi sebesar 0,56.

Pada penelitian oleh Lamichhane, (2023) berisi mengenai evaluasi kinerja ChatGPT, model bahasa besar, dalam tiga tugas klasifikasi kesehatan mental: deteksi stres, deteksi depresi, dan deteksi bunuh diri chatGPT mencapai skor F1 masing-masing 0,73, 0,86, dan 0,37 untuk deteksi stres, deteksi depresi, dan deteksi bunuh diri, menunjukkan potensi penggunaannya dalam tugas klasifikasi kesehatan mental.

Pada penelitian oleh Chakraborty dkk., (2022) yang berjudul An AI-Based Medical Chatbot Model for Infectious Disease Prediction. Penelitian ini mengusulkan membangun *chatbot* yang mampu memprediksi dan mencegah penyakit untuk meningkatkan interaksi manusia dan memberikan solusi medis yang tepat. Penelitian ini menggunakan LSTM untuk memberikan prediksi penyakit menular. Model ini mampu menghasilkan akurasi tertinggi 94.32%.

Pada penelitian oleh Uddin dkk., (2022) penelitian ini mengusulkan pendekatan yang efisien menggunakan Jaringan Saraf Berulang Berulang (RNN) berbasis Memori Jangka Pendek Panjang (LSTM) untuk mengidentifikasi teks yang menggambarkan gejala depresi yang dirasakan sendiri. Pendekatan ini diterapkan pada kumpulan data besar dari saluran informasi online publik untuk kaum muda di Norwegia. Fitur-fiturnya didasarkan pada kemungkinan gejala depresi, dan sistem mencapai kinerja yang unggul dibandingkan dengan pendekatan konvensional berdasarkan frekuensi kata. Pendekatan yang diusulkan dapat diterapkan pada kumpulan data depresi lainnya dalam bahasa yang berbeda,

berkontribusi pada pengembangan teknologi perawatan kesehatan mental yang lebih baik seperti chatbot cerdas. Dengan menggunakan pendekatan yang diusulkan, kinerja prediksi rata-rata 98% dan 99% telah dicapai pada dataset pertama dan kedua yang masing-masing terdiri dari sekitar 11.807 dan 21.807 teks.

Pada penelitian oleh Rajaraman dkk., (2020) menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP) dan Deep Learning untuk membangun model pembelajaran mendalam untuk mendeteksi depresi melalui pesan yang dikirim oleh pengguna di media sosial. Penelitian ini membandingkan lima pendekatan berbeda untuk deteksi depresi di tweet: TF-IDF, Naive Bayes, LSTM, Regresi Logistik, dan Vektor Dukungan Linear. Di antara metode ini, Long Short-Term Memory (LSTM)-RNN ditemukan memiliki akurasi tertinggi dalam mendeteksi tweet depresi dari Twitter. Hasil dari penelitian ini adalah LSTM mampu meraih akurasi terbaik sebesar 0,99523.

Tabel 2.1 menjelaskan mengenai penelitian mengenai pembuatan model untuk data berurutan. Pada penelitian-penelitian tersebut dataset menggunakan data yang berhubungan dengan data berurutan, tetapi penelitian tersebut memiliki topik bahasan yang berbeda, seperti pembuatan chatbot dan prediksi gejala depresi.

Berikut penjelasan singkat penelitian-penelitian sebelumnya:

Tabel 2.1 Tabel Penelitian Terdahulu

No	Referensi	Kasus	Metode	Hasil/Akurasi
1	Mangotra dkk., (2023)	<i>Auto Reply FAQ Chatbot</i>	<i>bidirectional LSTM dan artificial neural network</i>	Akurasi biLSTM 88,6% dan akurasi ANN 27,56%
2	Patil dkk., (2020)	<i>Chatbot</i>	<i>Word Embedding + LSTM</i>	71,69%

No	Referensi	Kasus	Metode	Hasil/Akurasi
3	Anki & Bustamam, (2021)	<i>Chatbot customer service</i>	<i>Word Embedding + BiLSTM</i>	99,52%
4	Moulya & Pragathi, (2022)	Asisten virtual	Regresi Logistik	62%
5	Chakraborty dkk., (2022)	<i>Chatbot konsultasi medis</i>	<i>LSTM</i>	94.32%
6	Uddin dkk., (2022)	Prediksi gejala depresi	<i>Word Embedding + LSTM</i>	98%
7	Rajaraman dkk.,(2020)	<i>Depression Detection</i>	<i>Word Embedding + LSTM</i>	99,52%
8	Irfan Aufa Fadilla, (2024)	<i>Chatbot konsultasi kesehatan mental</i>	<i>Word Embedding + LSTM</i>	...

2.2 Kesehatan Mental

Kesehatan mental merupakan kondisi emosional, psikologis dan sosial seseorang. Kesehatan mental bisa memengaruhi kesehatan fisik seseorang (Salvia, 2021). Gangguan kesehatan mental seperti depresi, kecemasan, atau stres bisa menyebabkan dampak negatif bagi tubuh manusia, seperti gangguan tidur, sistem kekebalan tubuh menurun, bahkan bisa menyebabkan penyakit jantung dan diabetes. Memperhatikan kesehatan mental menjadikan hidup seseorang menjadi lebih baik dan sejahtera.

Kesehatan mental berperan besar dalam kesehatan seseorang. Meskipun begitu, orang yang memiliki kesehatan mental yang baik tidak selalu memiliki kesehatan fisik yang baik juga. Meskipun begitu, orang yang memiliki kesehatan mental yang baik tidak akan mengalami masalah kecemasan. Untuk menjaga kesehatan mental seseorang agar tetap baik, perlu untuk memperkuat dukungan

sosial, melakukan kegiatan yang membuat bahagia, olahraga rutin, dan bisa juga dengan mengekspresikan diri melalui hobi yang baik. Jadi, kesehatan mental dapat dipengaruhi oleh faktor *internal* dan *eksternal*. Seseorang yang mampu menjaga kedua faktor tersebut akan memiliki kesehatan mental yang baik.

2.3 Chatbot

Chatbot merupakan sebuah program komputer yang mampu melakukan percakapan dengan manusia melalui aplikasi seluler atau situs web. *Chatbot* juga dikenal sebagai agen percakapan yang dibangun dengan bantuan perangkat kecerdasan buatan (Lyngdoh & R, 2022). *Chatbot* menerima input berupa teks dan suara. Pengguna berinteraksi dengan *chatbot* melalui teks yang dimasukkan ke dalam program, lalu program akan memberikan *feedback* berupa teks yang menjawab pertanyaan dari pengguna. Selain dengan teks, beberapa *chatbot* mendukung input dengan menggunakan suara. Pengguna dapat berinteraksi dengan *chatbot* seperti berkomunikasi dengan manusia. Seiring dengan berkembangnya teknologi, *chatbot* mampu menerima *input* dan *output* berupa gambar dan tindakan.

Teknologi *chatbot* merupakan salah satu penerapan *Natural Language Processing* (NLP), sebuah bidang ilmu dalam *Artificial Intelligence* (AI) yang mempelajari bagaimana manusia dan komputer dapat berkomunikasi (Furqan et al., 2023). Komputer hanya mampu memproses input berupa bilangan numerik, sedangkan manusia tidak dapat memahami bahasa numerik. NLP hadir untuk mengatasi keterbatasan ini. NLP mengubah teks menjadi bilangan numerik yang kemudian diproses dan dipelajari agar komputer mampu memahami pola-pola dalam data pelatihan. *Output* yang berupa bilangan numerik kemudian dikonversi

kembali menjadi bahasa alami sehingga mudah dipahami manusia. Penerapan chatbot diharapkan mampu mewujudkan interaksi yang lebih natural antara manusia dan komputer, dengan memanfaatkan sistem AI yang telah mempelajari bahasa manusia.

2.4 Word Embedding

Word embedding menggambarkan sebuah kata dengan vektor yang dipelajari dari sekumpulan data yang besar dan membaginya menjadi beberapa dimensi. Jika terdapat beberapa kata yang memiliki arti yang sama maka akan masukkan kedalam dimensi yang sama (Yulianti et al., 2023). Kata yang sama berada di dimensi yang sama berfungsi agar model memungkinkan mampu mengidentifikasi dan mengelompokkan kalimat atau kata yang berbeda, tetapi memiliki makna yang sama. Contohnya, kata “saya” dan “aku” memiliki makna yang sama, dengan demikian model akan mengidentifikasi kata tersebut sebagai sebuah sinonim.

Word embedding diperoleh melalui teknik *deep learning*. Contoh penggunaan yang saat ini populer digunakan adalah *Word2vec*, *GloVe*, dan *FastText*. *Word Embedding* banyak diterapkan pada aplikasi *Natural Language Processing* seperti analisis sentimen, mesin penerjemah, rekomendasi produk, analisis tren berita, pengelompokan topik, dan pemahaman bahasa alami.

2.5 Attention

Salah satu tantangan dalam membangun model *chatbot* adalah memahami konteks kalimat, terutama untuk percakapan yang memiliki panjang kalimat atau

kompleksitas yang bervariasi. Mekanisme attention pada awalnya diperkenalkan untuk *Neural Machine Translation* atau mesin penerjemah. Meski demikian, mekanisme *attention* yang digunakan memiliki relevansi besar dalam aplikasi chatbot, karena keduanya sama-sama membutuhkan pemahaman konteks yang mendalam terhadap input teks. Mekanisme attention memungkinkan model untuk fokus pada bagian tertentu dari input selama proses generasi teks, tanpa perlu mengandalkan memori laten yang terbatas seperti pada model RNN konvensional (Jin et al., 2020).

Dalam konteks chatbot, kemampuan ini sangat penting untuk menghasilkan respons yang relevan dan koheren, terutama ketika pengguna memberikan pertanyaan atau pernyataan yang panjang dan kompleks. Dengan mengadaptasi mekanisme attention ke dalam arsitektur chatbot, saya berharap dapat meningkatkan kemampuan chatbot dalam memahami percakapan, mempertahankan konteks di sepanjang dialog, dan memberikan jawaban yang lebih akurat serta alami. Penelitian Bahdanau et al. memberikan dasar teori yang kuat untuk implementasi ini, sehingga dapat menjadi pijakan utama dalam pengembangan chatbot berbasis Neural Machine Translation.

2.6 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah dalam memahami hubungan yang terjadi antara elemen dalam urutan data yang panjang. LSTM mulai diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997. Mereka mengusulkan LSTM sebagai solusi *vanishing gradient* yang diakibatkan

pelatihan RNN yang panjang. Hingga saat ini LSTM merupakan jenis arsitektur RNN yang paling populer dalam pemrosesan bahasa alami. LSTM memiliki struktur yang kompleks dengan unit memori internal dan *gate* kontrol yang memungkinkan LSTM dapat menyimpan informasi. Terdapat tiga jenis *gate* pada LSTM yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* (Lattifia et al., 2022). Kelebihan LSTM adalah kemampuannya yang mampu menjagBa informasi jangka panjang dalam urutan data dan mampu mengatasi permasalahan *vanishing gradient*.

LSTM mempertahankan informasi kontekstual dalam sel-sel yang aman. Melalui penggunaan *forget gate*, *input gate*, dan *output gate* yang dioperasikan dengan perkalian *element-wise* menggunakan fungsi sigmoid, LSTM mengontrol proses penulisan, penyimpanan, pembacaan, dan penghapusan data dalam sel-selnya (Patil et al., 2020). *Forget gate* secara khusus mempelajari bobot yang mengatur tingkat peluruhan nilai yang disimpan dalam memori sel. Sebagai contoh, ketika *input gate* dan *output gate* tidak aktif, dan *forget gate* tidak menyebabkan peluruhan, sel memori dapat mempertahankan nilai-nilainya dari waktu ke waktu, menjaga gradien kesalahan tetap stabil selama proses backpropagasi.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Pengumpulan Data

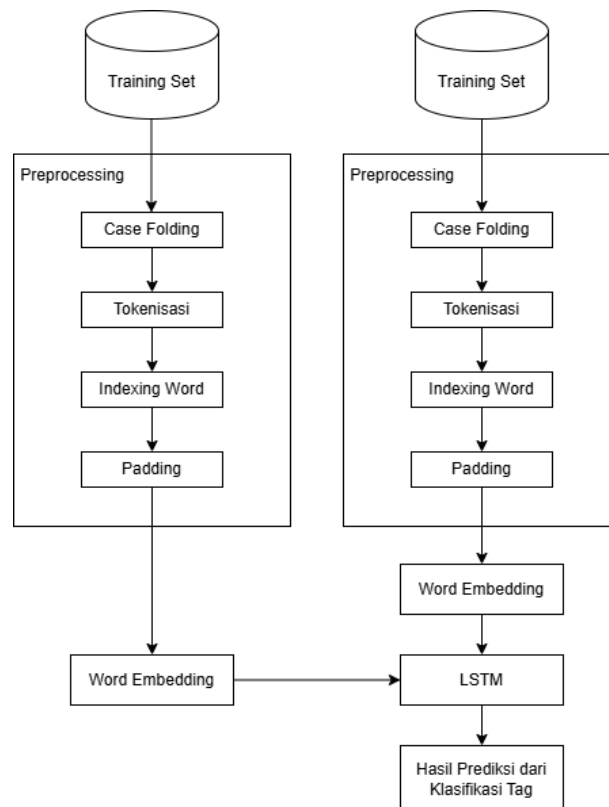
Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari kumpulan dataset yang tersedia di Kaggle, sebuah platform *online* yang menyediakan berbagai dataset untuk keperluan analisis dan riset. Dataset yang digunakan merupakan data percakapan tentang kesehatan mental yang tersedia kaggle (ELVIS, 2019).

Pada dataset terdapat 3 kategori yaitu, *tag*, *patterns*, dan *responses*. *Tags* digunakan untuk mengkategorikan percakapan ke dalam berbagai topik yang berhubungan dengan kesehatan mental yang pada penelitian ini akan dijadikan sebagai kelas klasifikasi. Pola percakapan mencakup rangkaian pertanyaan atau pernyataan yang umum terkait dengan topik kesehatan mental yang diidentifikasi dari data. Sementara itu, *respon* adalah tanggapan atau balasan terhadap pola percakapan yang beragam, mencakup berbagai sudut pandang dan pengalaman terkait kesehatan mental. Dataset ini terdiri dari beberapa komponen utama, termasuk 80 *tags* yang terkait dengan topik kesehatan mental. Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh dataset dari Kaggle dan memastikan bahwa data tersedia dalam format JSON yang sesuai dengan struktur yang telah dijelaskan sebelumnya.

3.2 Desain Sistem

Desain sistem yang ditunjukkan pada Gambar 3.1 terdiri dari beberapa tahapan yaitu *input* berupa pertanyaan dari pengguna, *preprocessing*, ekstraksi fitur

menggunakan *word embedding*, membangun model *neural network* yang terdiri dari beberapa layer, melakukan klasifikasi *tag* (prediksi), serta menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score.



Gambar 3.1 Desain Sistem

3.3 Preprocessing

Proses preprocessing memiliki tujuan utama untuk membersihkan dan menyederhanakan teks agar dapat diinterpretasikan secara efektif oleh model atau algoritma yang digunakan dalam penelitian skripsi. Langkah-langkah *preprocessing* ini mendukung kualitas analisis dan hasil penelitian secara keseluruhan.

3.3.1 Case Folding

Pada penelitian ini sebelum masuk ke dalam model LSTM, seluruh teks dikonversi menjadi huruf kecil. Untuk mengubah kapital menjadi karakter kecil, penelitian ini menggunakan fungsi `lower()` yang disediakan oleh bahasa pemrograman Python. Fungsi tersebut menerima input dalam bentuk tipe data string. Kalimat yang dimasukkan sebagai *input* akan dipisah menjadi huruf-huruf. Setiap huruf akan diperiksa satu per per satu. Jika huruf tersebut adalah huruf kapital, maka huruf tersebut akan diubah menjadi huruf kecil. Setelah semua huruf diperiksa, huruf-huruf tersebut digabungkan menjadi sebuah string kalimat. Berikut hasil dari teks yang telah di *case folding*.

Tabel 3.1 Hasil *Case Folding*

Teks sebelum case folding	Hasil case folding
Great to see you. How do you feel currently?	great to see you. how do you feel currently?
Hello there. Glad to see you're back. What's going on in your world right now?	hello there. glad to see you're back. what's going on in your world right now?
Hello there. Tell me how are you feeling today?	hello there. tell me how are you feeling today?
Hi there. What brings you here today?	hi there. what brings you here today?
Hi there. How are you feeling today?	hi there. how are you feeling today?

3.3.2 Tokenisasi

Pada penelitian ini, tokenisasi dimulai dengan memasukkan teks yang telah diubah menjadi *lowercase* pada tahap sebelumnya. Penelitian ini menggunakan library NLTK untuk melakukan proses tokenisasi. Lalu untuk tokenisasi menggunakan function `word_tokenize()` yang sudah disediakan pada NLTK. Proses tokenisasi dimulai dengan membagi teks menjadi unit yang lebih kecil, yaitu kata-kata. NLTK menggunakan aturan tokenisasi yang telah ditetapkan

untuk memisahkan kata-kata dari teks berdasarkan spasi dan tanda baca. Setelah pemisahan tanda baca, kata-kata dalam teks dipisahkan sesuai dengan aturan yang telah ditetapkan. Hasil tokenisasi, berupa list yang berisi token-token kata dikembalikan sebagai output dari fungsi `word_tokenize()`, di mana setiap elemen dalam list mewakili satu token yang telah diproses. Berikut hasil tokenisasi yang ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Hasil Tokenisasi

Teks Sebelum Tokenisasi	Hasil Tokenisasi
great to see you. how do you feel currently?	['great', 'to', 'see', 'you', 'how', 'do', 'you', 'feel', 'currently']
hello there. glad to see you're back. what's going on in your world right now?	['hello', 'there', 'glad', 'to', 'see', 'you're', 'back', 'what's', 'going', 'on', 'in', 'your', 'world', 'right', 'now']
hello there. tell me how are you feeling today?	['hello', 'there', 'tell', 'me', 'how', 'are', 'you', 'feeling', 'today']
hi there. what brings you here today?	['hi', 'there', 'what', 'brings', 'you', 'here', 'today']
hi there. how are you feeling today?	['hi', 'there', 'how', 'are', 'you', 'feeling', 'today']

3.3.3 Indexing Word

Indeks kata adalah proses mengubah teks menjadi representasi numerik untuk memudahkan pengolahan oleh komputer. Proses dimulai dengan inisialisasi daftar kosong yang diberi nama `indexed_tokens` yang akan menyimpan indeks kata-kata dalam indeks kata. Perulangan memproses setiap token. Program memeriksa apakah token sudah ada di kamus. Jika iya, indeksnya ditambahkan ke `indexed_tokens`. Jika tidak, nilai 0 ditambahkan, menandakan kata belum ada dalam indeks. Setelah semua token diproses, `indexed_tokens` berisi indeks kata dalam teks. Daftar lengkap pasangan index dan kata dapat dilihat pada Lampiran I. Berikut hasil dari indexing *word* yang ditunjukkan Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Hasil *Indexing Word*

Sebelum indexing	Setelah indexing
['great', 'to', 'see', 'you', 'how', 'do', 'you', 'feel', 'currently']	[12, 6, 7, 2, 4, 13, 2, 14, 15]
['hello', 'there', 'glad', 'to', 'see', "you're", 'back', "what's", 'going', 'on', 'in', 'your', 'world', 'right', 'now']	[8, 3, 16, 6, 7, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26]
['hello', 'there', 'tell', 'me', 'how', 'are', 'you', 'feeling', 'today']	[8, 3, 27, 28, 4, 9, 2, 10, 5]
['hi', 'there', 'what', 'brings', 'you', 'here', 'today']	[11, 3, 29, 30, 2, 31, 5]
['hi', 'there', 'how', 'are', 'you', 'feeling', 'today']	[11, 3, 4, 9, 2, 10, 5]

3.3.4 Padding

Proses padding dimulai dengan menentukan panjang maksimum. Panjang maksimum ini biasanya ditentukan berdasarkan panjang teks terpanjang dalam dataset. Kemudian teks yang lebih pendek dari panjang maksimum akan ditambahkan dengan nilai khusus yang disebut token padding. Setelah padding ditambahkan, semua teks dalam dataset akan memiliki panjang yang seragam, yaitu panjang maksimum yang telah ditentukan sebelumnya.

Tabel 3.4 Hasil *Padding*

Sebelum padding	Setelah Padding
[12, 6, 7, 2, 4, 13, 2, 14, 15]	[12 6 7 2 4 13 2 14 15 0 0 0 0 0]
[8, 3, 16, 6, 7, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26]	[8 3 16 6 7 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26]
[8, 3, 27, 28, 4, 9, 2, 10, 5]	[8 3 27 28 4 9 2 10 5 0 0 0 0 0]
[11, 3, 29, 30, 2, 31, 5]	[11 3 29 30 2 31 5 0 0 0 0 0 0 0]
[11, 3, 4, 9, 2, 10, 5]	[11 3 4 9 2 10 5 0 0 0 0 0 0 0]

Pada Tabel 3.3 terdapat 10 bilangan numerik. Teks yang memiliki kurang dari 10 kata akan ditambahi dengan bilangan 0 agar memiliki panjang yang sama. Hal ini juga berlaku untuk kata-kata yang tidak terdapat dalam kamus korpus, yang akan diganti dengan bilangan 0.

3.4 Word Embedding

Sebelum setiap kata dimasukkan ke model CBOW, semua kata diubah menjadi vektor *one-hot encoding*. Vektor *one-hot encoding* adalah vektor berdimensi tinggi dengan semua elemen bernilai 0, kecuali satu elemen yang bernilai 1 pada indeks yang sesuai dengan kata tersebut.

$$v_w[j] = \begin{cases} 1, & \text{jika } j = i \\ 0, & \text{jika } j \neq i \end{cases} \quad (3.1)$$

Keterangan :

w : indeks kata dalam kosakata

j : indeks elemen dalam vektor *one-hot encoding*

v_w : vektor *one-hot encoding* dari kata dengan *index word* w

Dua kata sebelum dan sesudah target akan dimasukkan sebagai pasangan. Kedua pasangan tersebut membantu model CBOW untuk memahami konteks di sekitar kata target secara lebih baik, memungkinkan model untuk mempelajari pola-pola hubungan antara kata-kata dalam teks dengan lebih efektif.

Setelah semua kata diubah menjadi vektor *one-hot*, kemudian vektor ditransformasikan ke ruang *embedding*. Transformasi ini dilakukan dengan mengalikan vektor dengan matriks bobot *embedding*. Setiap baris pada matriks bobot *embedding* merepresentasikan *embedding* untuk satu kata tertentu dalam kosakata. Jika ada 10000 kata dalam kosakata, maka jumlah baris pada matriks bobot *embedding* adalah 10000. Sedangkan jumlah kolom pada matriks bobot *embedding* menyesuaikan dengan dimensi *word embedding*.

$$E_w = W_{emb} * v_w \quad (3.2)$$

Keterangan :

E_w : Vektor *embedding* untuk kata dengan *index word w*

W_{emb} : Matriks bobot *embedding*

v_w : vektor *one-hot* dari kata dengan *index word w*

Embedding dari semua kata dalam jendela konteks dirata-rata untuk menghasilkan vektor representasi konteks. Proses ini memberikan gambaran kolektif dari kata-kata di sekitar kata target.

$$h = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_w \quad (3.3)$$

Keterangan:

h : rata-rata vektor *embedding*

n : jumlah kata dalam jendela konteks

E_w : Vektor *embedding* untuk kata dengan *index word w*

Vektor rata-rata konteks kemudian diproyeksikan ke ruang kosakata menggunakan matriks bobot keluaran (w_E). Hasil proyeksi ini berupa vektor skor yang mewakili setiap kata dalam kosakata.

$$o_w = w_E h \quad (3.4)$$

Keterangan:

o_w : vektor skor untuk setiap kata dalam kosakata

w_E : jumlah kata dalam jendela konteks

h : rata-rata vektor *embedding*

Vektor skor diproses dengan fungsi softmax untuk menghasilkan probabilitas distribusi atas semua kata dalam kosakata. Kata dengan probabilitas tertinggi diprediksi sebagai kata target.

$$P(v_w | v_1, v_2, \dots, v_V) = \frac{e^{o_w}}{\sum_{j=1}^V e^{o_j}} \quad (3.5)$$

Keterangan:

o_w : vektor skor untuk setiap kata dalam kosakata

$P(v_w | v_1, v_2, \dots, v_V)$: Probabilitas kata target yang diprediksi berdasarkan kata-kata konteks

e : Konstanta euler

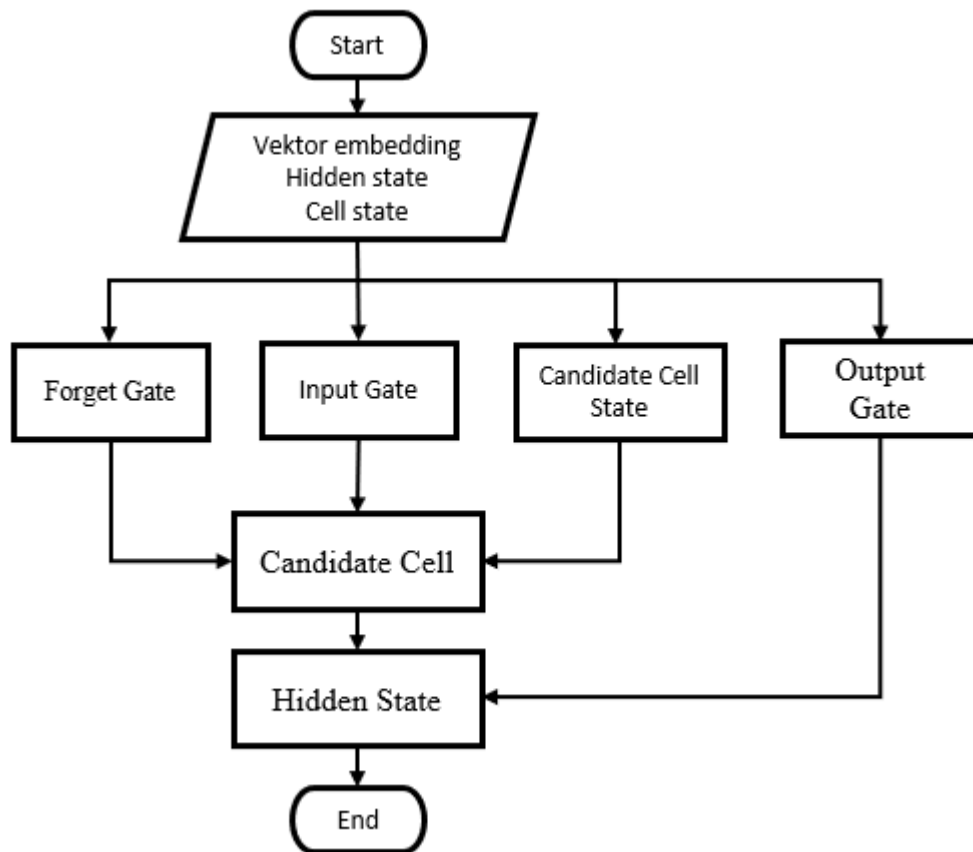
V : jumlah kosa kata yang disimpan dalam kamus

Word embedding yang digunakan sebagai input pada LSTM adalah E_w , yang merepresentasikan vektor embedding dari kata-kata dalam dataset. Tahapan selanjutnya bertujuan untuk memprediksi apakah hasil keluaran model sesuai dengan kata target. Setelah itu, fungsi loss digunakan untuk menghitung selisih antara hasil prediksi dan kata target. Proses backpropagation kemudian dilakukan untuk memperbarui parameter model guna menghasilkan vektor embedding yang lebih akurat dan representatif.

3.5 Membangun Model LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf rekurensial (RNN) yang dirancang khusus untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang dalam pemrosesan urutan data. Keunikan LSTM terletak pada struktur sel

memori internalnya dan kemampuannya untuk memodulasi aliran informasi melalui *gate* yang terdiri dari *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*. Adapun *flowchart* metode LSTM dapat dilihat pada Gambar 3.3



Gambar 3.2 *Flowchart* LSTM

LSTM menerima 3 input, yaitu teks *embedding*, *hidden state*, dan *cell state* yang didapatkan pada waktu atau kata sebelumnya. Berikut persamaan-persamaan yang menyusun LSTM.

a. *Forget Gate*

Forget gate bertanggung jawab menentukan informasi mana saja yang akan dilupakan. *Forget Gate* dirancang untuk memiliki lapisan ayng menerima dua *input*,

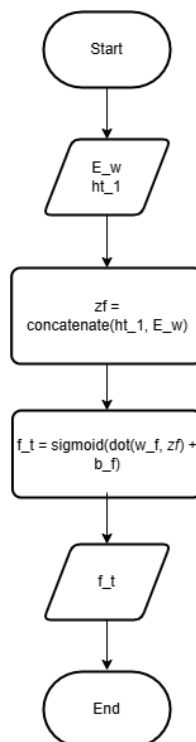
input dari langkah sebelumnya atau *output* dari unit LSTM sebelumnya dan *input* saat ini. *Output* dari *gate* ini memiliki rentang nilai antara 0 dan 1. Semakin mendekati nilai 1, maka informasi tersebut harus diingat dan semakin mendekati nilai 0, maka informasi tersebut akan dihilangkan. Pada *forget gate* menerapkan persamaan:

$$zf = \text{concat}(h_{t-1}, E_w) \quad (3.6)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot zf + b_f) \quad (3.7)$$

Keterangan :

- zf : concatenate *hidden state* sebelumnya dengan vektor embedding
- f_t : Nilai forget gate pada langkah waktu (*time step*) ke- t
- σ : Fungsi aktivasi sigmoid
- W_f : Bobot yang digunakan pada *forget gate*
- h_{t-1} : *Output* dari langkah waktu sebelumnya
- E_w : Vektor *embedding* untuk kata dengan *index word* w
- b_f : Bias untuk gate lupa



Gambar 3.3 Algoritma *forget gate*

b. *Input Gate*

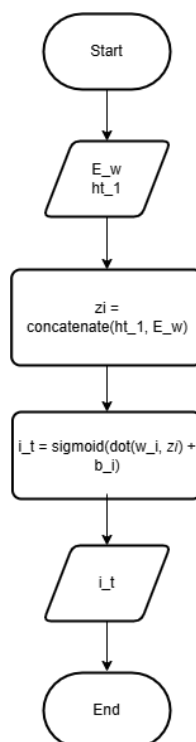
Input gate bertanggung jawab menentukan seberapa banyak informasi baru yang dimasukkan ke dalam sel memori LSTM. Sama seperti *forget gate*, *input gate* bernilai antara 0 hingga 1 untuk bagian dari informasi mana yang diperbarui pada sel memori. Pada *input gate* menerapkan persamaan:

$$zi = \text{concat}(h_{t-1}, E_w) \quad (3.8)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot zi + b_i) \quad (3.9)$$

Keterangan :

- zf : concatenate *hidden state* sebelumnya dengan vektor embedding
- i_t : Nilai *input gate* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
- σ : Fungsi aktivasi sigmoid
- W_i : Bobot yang digunakan pada *input gate*
- h_{t-1} : *Output* dari langkah waktu sebelumnya
- E_w : Vektor *embedding* untuk kata dengan *index word w*
- b_i : Bias untuk *input gate*



Gambar 3. 4 Algoritma Input Gate

Setelah *input gate* memutuskan informasi yang akan dimasukkan ke dalam sel memori, selanjutnya proses penggunaan fungsi aktivasi tanh untuk memperbarui nilai sel memori.

$$zc' = \text{concat}(h_{t-1}, E_w)$$

$$C'_t = \tanh(W_c \cdot zc' + b_c) \quad (3.10)$$

Keterangan :

zc' : concatenate *hidden state* sebelumnya dengan vektor embedding
 C'_t : Nilai *candidate cell state* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
 W_c : Bobot yang digunakan pada *candidate cell state*
 h_{t-1} : *Output* dari langkah waktu sebelumnya
 E_w : Vektor *embedding* untuk kata dengan *index word* w
 b_c : Bias untuk *candidate cell state*

c. *Output Gate*

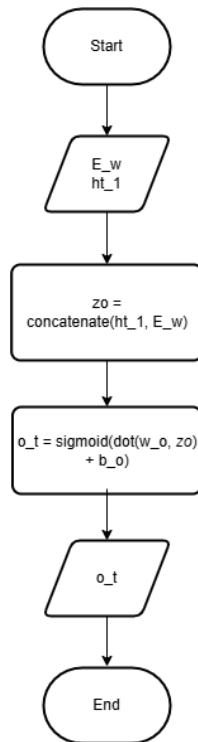
Output gate bertanggung jawab untuk menentukan bagaimana sel memori LSTM memancarkan informasi ke bagian *output*. Pada *output gate* menerapkan persamaan:

$$zo = \text{concat}(h_{t-1}, E_w)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot zo + b_o) \quad (3.11)$$

Keterangan :

zo : concatenate *hidden state* sebelumnya dengan vektor embedding
 o_t : Nilai *output gate* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
 σ : Fungsi aktivasi sigmoid
 W_o : Bobot yang digunakan pada *input gate*
 E_w : Vektor *embedding* untuk kata dengan *index word* w
 h_{t-1} : *Output* dari langkah waktu sebelumnya
 b_o : Bias pada *output gate*

Gambar 3.5 Algoritma *Output Gate*

Selain ketiga *gate* di atas, terdapat tambahan yaitu *cell state*. *Cell state* merupakan fitur unik yang dimiliki LSTM untuk mengatasi masalah memori jangka panjang. Pada *cell state* ierdapat hasil dari *forget gate* dan *input gate*. *Cell state* menerapkan persamaan:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C'_t \quad (3.12)$$

Keterangan :

- C_t : Nilai *cell state* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
- f_t : Nilai *forget gate* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
- C_{t-1} : Nilai *cell state* dari langkah waktu sebelumnya
- i_t : Nilai *input gate* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
- C'_t : Nilai *candidate cell state* pada langkah waktu (*time step*) ke-t
- $*$: Operasi perkalian elemen-wise (*element-wise multiplication*)

Setelah mendapatkan nilai *output gate* dan *cell state*, selanjutnya mengalikan vektor *output gate* dengan nilai dari *cell state* yang telah diperbarui.

$$h_t = O_t \tanh(C_t) \quad (3.13)$$

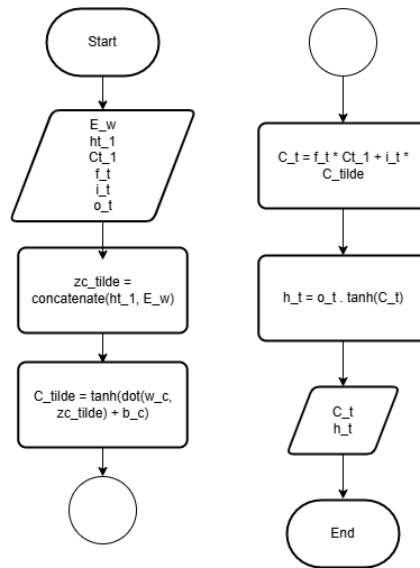
Keterangan :

h_t : Nilai *hidden state* pada langkah waktu (*time step*) ke-t

O_t : Nilai *output gate* pada langkah waktu (*time step*) ke-t

Tanh : aktivasi tanh

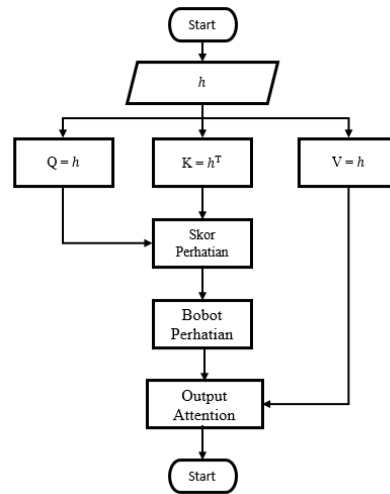
C_t : Nilai *cell state* pada langkah waktu (*time step*) ke-t



Gambar 3.6 Algoritma untuk mencari *hidden state*

3.6 Attention

Attention mechanism dalam model jaringan saraf digunakan untuk memberikan bobot lebih pada bagian-bagian tertentu dari *hidden state* yang dianggap lebih relevan. Pada pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini, kami mengaplikasikan self attentio.



Gambar 3.7 Flowchart mekanisme Attention

Mekanisme *attention* menerima *input* berupa *hidden state* dari semua waktu atau langkah pada LSTM. *Input* ini kemudian digunakan untuk membentuk tiga komponen utama, yaitu *query*(Q), *key*(K), dan *value*(V). Mekanisme *attention* dimulai dengan menghitung skor perhatian.

$$S = \frac{Q K}{\sqrt{d_Q}} \quad (3.14)$$

Keterangan :

S : Skor perhatian
 Q : Query
 K : Key
 d_Q : dimensi dari query

Hasil skor perhatian dilakukan aktivasi softmax untuk mengubah skor perhatian menjadi distribusi probabilitas. Aktivasi softmax bertujuan untuk menghasilkan bobot perhatian yang menggambarkan relevansi antara elemen yang satu dengan yang lain.

$$W_{Attn} = \frac{e^{S_i}}{\sum_{j=1}^V e^{S_j}} \quad (3.15)$$

Keterangan :

W_{Attn} : Bobot perhatian
 S : Skor perhatian

Setelah mendapatkan bobot perhatian, bobot perhatian diaplikasikan pada *hidden state* untuk mendapatkan output. Output ini adalah hasil perkalian matriks antara bobot perhatian dengan *hidden state*.

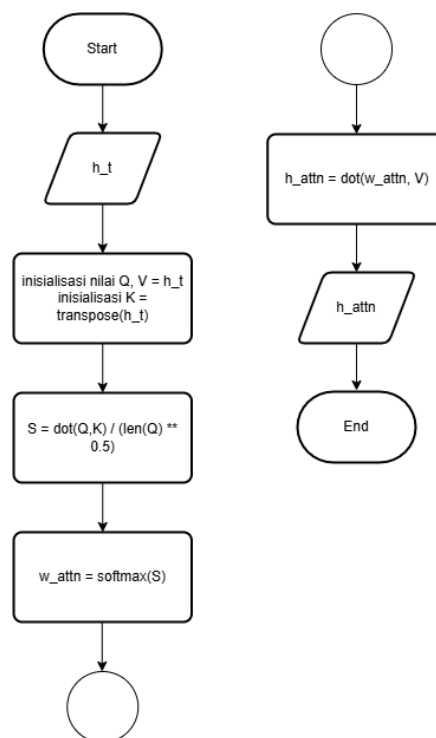
$$h_{Attn} = W_{Attn} \cdot V \quad (3.16)$$

Keterangan :

h_{Attn} : Attention output

W_{Attn} : Bobot perhatian

V : Value



Gambar 3.8 Algoritma Mekanisme *Attention*

3.7 Fully Connected Layer

Setelah melalui tahap ekstraksi fitur menggunakan LSTM dan mekanisme attention, hasil keluaran model diteruskan ke fully connected layer. Tujuannya adalah untuk memproses representasi fitur lebih lanjut dan menghasilkan prediksi klasifikasi. Setelah komputasi z , hasilnya akan diteruskan ke fungsi aktivasi yang

berbeda tergantung pada jenis layer. Hidden Layer menggunakan aktivasi ReLU, sedangkan Output Layer menggunakan aktivasi Softmax.

3.7.1 Hidden Layer

Pada hidden layer, sebelum melewati fungsi aktivasi, dilakukan perhitungan linier terlebih dahulu. Berikut adalah persamaannya.

$$z_h = W_h * h_t + b \quad (3.17)$$

$$a = \max(0, z_h) \quad (3.18)$$

Keterangan:

z_h : *Output* dari dense layer
 W_h : Parameter pada dense layer
 h_t : *Hidden state*
 b : Bias
 a : Aktivasi relu

3.7.2 Output Layer

Pada output layer menggunakan aktivasi softmax untuk mencari probabilitas tiap kelas.

$$z_i = W_i * a + b \quad (3.19)$$

$$P_{(y_i)} = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^V e^{z_j}} \quad (3.20)$$

Keterangan:

z_i : *Output* dari dense layer
 W_i : Parameter pada dense layer
 a : Aktivasi relu pada layer sebelumnya
 b : Bias
 $P_{(y_i)}$: Probabilitas dari aktivasi softmax
 e : Konstanta euler
 V : jumlah kosa kata yang disimpan dalam kamus

3.8 Evaluasi

Pada penelitian ini, *chatbot* dirancang menggunakan arsitektur LSTM sebagai model utama. Evaluasi kinerja chatbot difokuskan pada pengukuran matrix evaluasi, yang merupakan indikator seberapa baik chatbot mampu memahami dan

merespons teks dari pengguna. Evaluasi menggunakan data uji yang sebelumnya tidak digunakan untuk pelatihan model. Berikut persamaan untuk evaluasi yang digunakan pada penelitian ini.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total Prediksi}} \quad (3.21)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.22)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.23)$$

$$F1\text{-Score} = \frac{2 * \text{recall} * \text{presisi}}{\text{recall} + \text{presisi}} \quad (3.24)$$

Keterangan :

True Positive (TP) : Chatbot memberikan respons yang benar atau relevan dalam situasi yang benar.

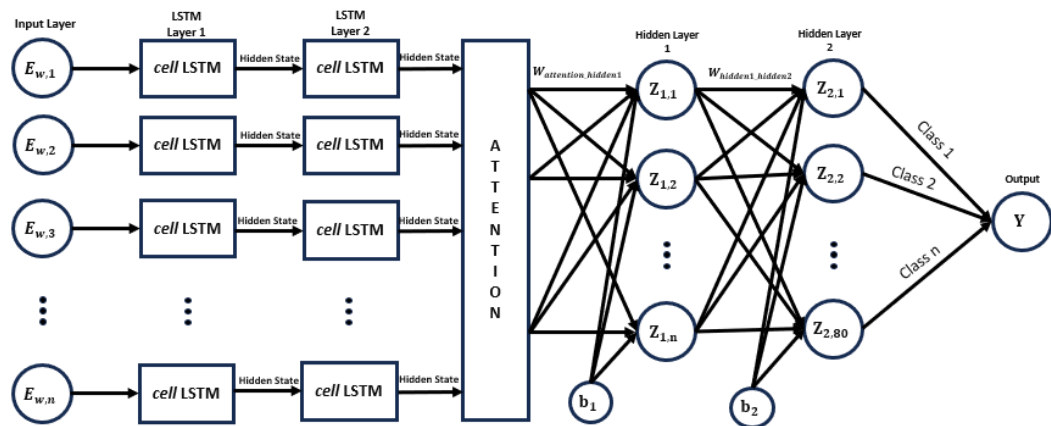
False Positive (FP) : Chatbot memberikan respons yang salah atau tidak relevan dalam situasi yang seharusnya tidak.

True Negative (TN) : Chatbot tidak memberikan respons yang salah dalam situasi yang seharusnya tidak.

False Negative (FN) : Chatbot tidak memberikan respons yang benar atau relevan dalam situasi yang memang benar atau relevan.

3.9 Skenario Uji

Skenario pengujian merupakan langkah untuk melihat apakah suatu sistem berfungsi sesuai dengan tujuan dari pembuatan sistem tersebut. Pada penelitian ini, skenario uji terdiri dari beberapa langkah, yaitu membagi data menjadi data latih dan data uji. Selanjutnya melakukan *hyperparameter* tuning untuk menemukan parameter yang terbaik.



Gambar 3.9 Arsitektur Model

Pada penelitian ini, model yang digunakan terdiri dari dua lapisan LSTM dan mekanisme attention untuk memperkuat representasi fitur. Pada lapisan pertama LSTM, dua skenario jumlah *hidden state* diuji, yaitu 64 unit pada skenario pertama dan 128 unit pada skenario kedua. Lapisan pertama ini berfungsi untuk menangkap pola temporal dasar dari data sekuensial. Kemudian, lapisan kedua LSTM digunakan untuk memperdalam representasi fitur yang dihasilkan oleh lapisan pertama, dengan jumlah *hidden state* 128 untuk skenario pertama dan 256 untuk skenario kedua. Lapisan kedua ini memiliki kapasitas yang lebih besar untuk mempelajari hubungan yang lebih kompleks antar elemen dalam data. Setelah melalui lapisan LSTM, mekanisme attention diterapkan untuk memberikan bobot pada elemen-elemen penting dari data sehingga model dapat fokus pada bagian yang lebih relevan untuk tugas klasifikasi. Selanjutnya, hasil dari mekanisme attention diproses oleh lapisan dense sebelum menghasilkan output akhir. Kombinasi arsitektur ini dirancang untuk mengoptimalkan proses pembelajaran

pola dalam data sekuensial, dan pengaruh konfigurasi *hidden state* terhadap performa model dievaluasi dalam skenario pengujian.

Terdapat dua pembagian data yang digunakan pada penelitian ini, yaitu 80:20 dan 70:30. Maksud dari pembagian data 80:20 adalah 80% data digunakan untuk pelatihan model (*training*), sedangkan 20% sisanya digunakan untuk pengujian model (*testing*). Begitu pula, pada pembagian data 70:30, sebanyak 70% data dialokasikan untuk pelatihan, dan 30% sisanya untuk pengujian.

Optimasi gradient descent digunakan dalam penelitian ini untuk memperbarui bobot model selama proses pelatihan berdasarkan arah turunan dari fungsi *loss*. Metode ini bekerja dengan meminimalkan nilai *loss* secara iteratif, sehingga model dapat belajar untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Pada setiap iterasi, bobot diperbarui dengan mengurangi gradien fungsi *loss* terhadap parameter model yang dikalikan dengan laju pembelajaran (*learning rate*). Laju pembelajaran menentukan seberapa besar langkah yang diambil model dalam setiap pembaruan, dan penyesuaiannya sangat penting untuk memastikan konvergensi menuju solusi optimal. Dengan menggunakan gradient descent, model diharapkan dapat mencapai performa terbaik untuk memprediksi atau menghasilkan keluaran yang sesuai dengan tujuan penelitian ini. Berikut persamaan untuk memperbarui parameter.

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(\hat{y}_i, y_i) \quad (3.25)$$

$$W_f^t = W_f^{t-1} - \alpha \frac{dL}{dW_f} \quad (3.26)$$

$$W_i^t = W_i^{t-1} - \alpha \frac{dL}{dW_i} \quad (3.27)$$

$$W_c^t = W_c^{t-1} - \alpha \frac{dL}{dW_c} \quad (3.28)$$

$$W_o^t = W_o^{t-1} - \alpha \frac{dL}{dW_o} \quad (3.29)$$

Keterangan :

L : *Loss function*

α : *Learning rate*

$J(\theta_t)$: Fungsi kerugian yang ingin diminimalkan

$\frac{dL}{dW_f}$: Turunan bobot *forget gate*

$\frac{dL}{dW_i}$: Turunan bobot *input gate*

$\frac{dL}{dW_c}$: Turunan bobot *cell state*

$\frac{dL}{dW_o}$: Turunan bobot *output gate*

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini menjelaskan hasil ujicoba, pembahasan, dan analisis *chatbot* untuk konsultasi kesehatan mental menggunakan *Losng Short-Term Memory*.

4.1 Data Input

Langkah pertama sebelum melakukan pengujian adalah mempersiapkan data yang akan digunakan. Sebagaimana yang telah disebutkan dalam Bab 3, data yang dimanfaatkan pada penelitian ini berasal dari dataset yang diperoleh melalui Kaggle. Dataset ini terdiri dari 1182 data dengan 80 *tag* yang dijadikan sebagai label atau kelas. Daftar lengkap kelas yang dapat dilihat pada Lampiran II. Data percakapan kemudian melalui tahap *preprocessing* dengan tujuan agar data siap untuk diolah oleh komputer. Setelah tahap *preprocessing* selesai, dilakukan proses *word embedding* untuk mendapatkan konteks kalimat. Hasil dari *word embedding*, yang berfungsi sebagai ekstraksi fitur, akan digunakan sebagai input untuk pelatihan model LSTM. Pada Tabel 4.1 ditunjukkan beberapa kalimat.

Tabel 4.1 Contoh Kalimat dan Labelnya

No	Kalimat Masukan	Label
1	Hey	greeting
2	Who are you?	about
3	I'm feeling anxious	mental_health
4	I'm feeling anxious	anxiety
5	I'm having trouble in my relationship	relationships
6	I'm feeling unmotivated	motivation
7	Why is self-care important?	self-care
8	I'm feeling stressed out	stress-management
9	How do I practice mindfulness?	mindfulness
10	Could you help me?	help
11	I am so burned out	sad

12	I can't take it anymore	depressed
13	I feel great today.	happy
14	That sounds awful. What do i do?	scared
15	I want to talk about something else	something-else

4.2 Skenario Pengujian

Skenario pengujian merupakan alur yang akan dilakukan dalam pengujian pada sistem yang sudah dibangun. Pengujian dalam penelitian ini dilakukan dengan menghitung akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengevaluasi kinerja model chatbot. Dua skenario pembagian data digunakan: pertama dengan rasio 80:20 (80% pelatihan, 20% pengujian) dan kedua dengan rasio 70:30 (70% pelatihan, 30% pengujian) untuk membandingkan hasil model dengan berbagai proporsi data.

Penelitian ini menggunakan dua model dengan arsitektur yang sama, tetapi memiliki dimensi *hidden state* yang berbeda. Pada model pertama, layer pertama menggunakan 64 unit *hidden state*, sedangkan layer kedua menggunakan 128 unit *hidden state*. Model kedua memiliki layer pertama dengan 128 unit *hidden state* dan layer kedua dengan 256 unit *hidden state*. Tujuan dari penggunaan dua model dengan dimensi *hidden state* yang berbeda ini adalah untuk mengevaluasi pengaruh ukuran *hidden state* terhadap kinerja model dalam menghasilkan respons.

Setiap skenario pembagian data akan diuji dengan tiga variasi konfigurasi *hyperparameter* yang meliputi dimensi *word embedding*. Pada penelitian ini, diuji dengan *embedding* berukuran 300, 600, dan 900 dimensi. Konfigurasi ini dirancang untuk menemukan pengaturan *hyperparameter* terbaik yang dapat meningkatkan performa model chatbot dalam memahami dan merespons teks.

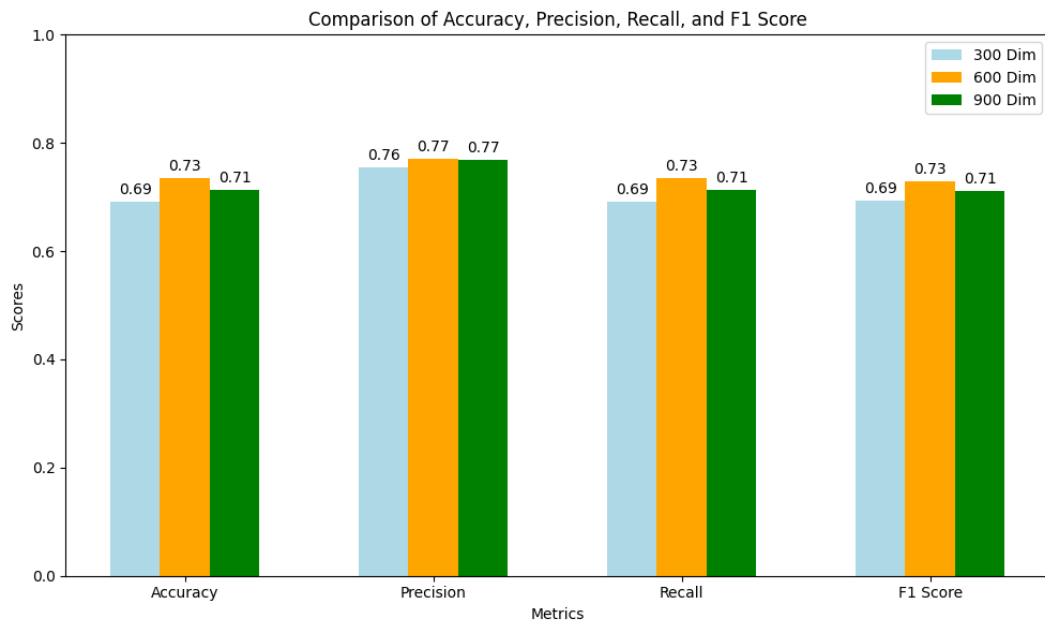
4.3 Hasil

4.3.1 Hasil Skenario Uji Pertama

Pada skenario ini, dataset dibagi menjadi 80% untuk data latih (*training*) dan 20% untuk data uji (*testing*).

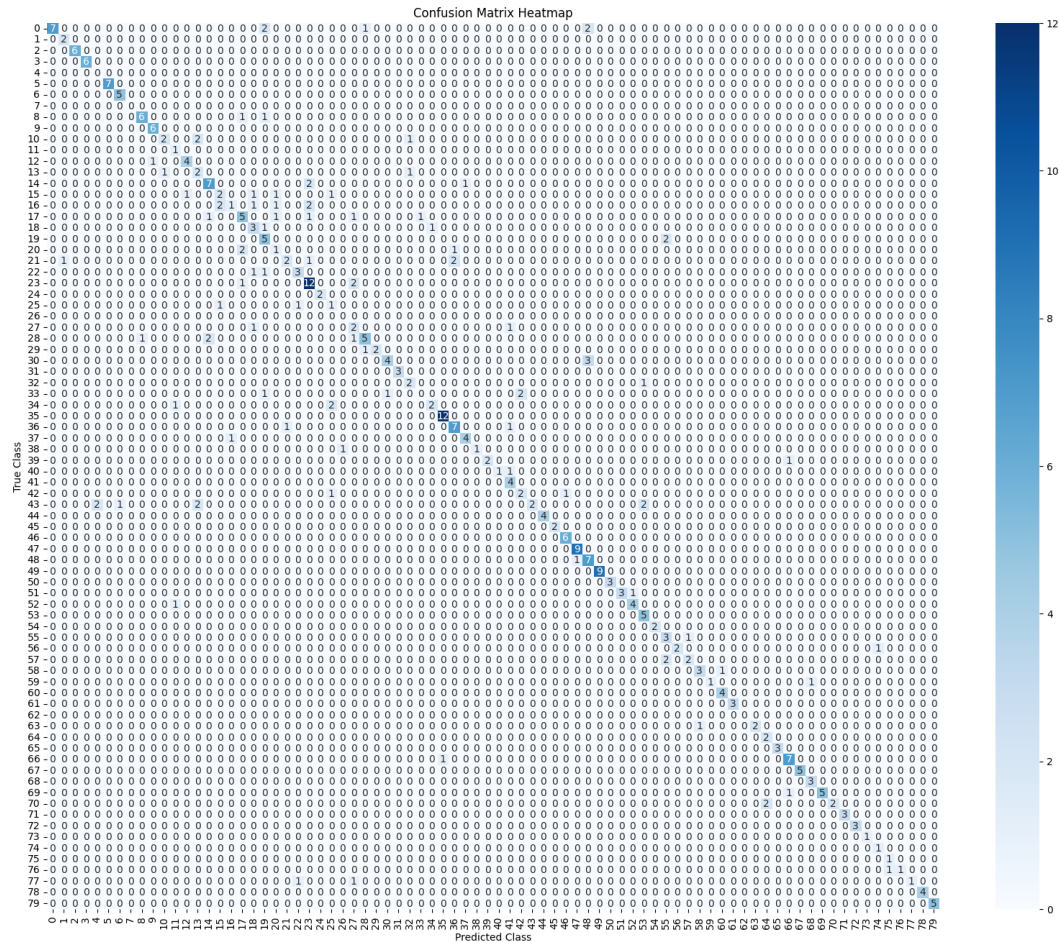
a. Model Pertama

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa dimensi *word embedding* memiliki pengaruh signifikan terhadap performa model. Pada dimensi *embedding* 300 , model mencapai akurasi 69,17% dengan *precision* 75,53%, *recall* 69,17%, dan F1-score 69,32%, menunjukkan kinerja yang cukup baik untuk representasi dengan dimensi rendah. Pada dimensi *embedding* 600 , model menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 73,46%, *precision* 77,11%, *recall* 73,46%, dan F1-score 72,89%, yang mencerminkan keseimbangan optimal antara representasi fitur dan generalisasi. Namun, pada dimensi *embedding* 900 , performa model sedikit menurun dengan akurasi 71,31%, *precision* 76,86%, *recall* 71,31%, dan F1-score 71,07%, mengindikasikan bahwa peningkatan dimensi yang terlalu besar dapat menyebabkan kompleksitas berlebih dan potensi overfitting. Secara keseluruhan, dimensi *embedding* 600 memberikan hasil terbaik, menunjukkan bahwa representasi yang lebih kaya dapat meningkatkan performa tanpa mengorbankan generalisasi. Tabel *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN) untuk setiap dimensi *embedding* dapat dilihat pada Lampiran III untuk dimensi 300, Lampiran IV untuk dimensi 600, dan Lampiran V untuk dimensi 900.



Gambar 4.1 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan *Word Embedding*

Pada Gambar 4.2 merupakan *heatmap confusion matrix* dari model yang memiliki 600 dimensi *word embedding* sebagai *input*. *Heatmap confusion matrix* yang ditampilkan menggambarkan evaluasi hasil prediksi model klasifikasi terhadap data uji. Setiap kolom mewakili kelas prediksi, sementara setiap baris menunjukkan kelas yang sebenarnya. Nilai-nilai di sepanjang diagonal utama menggambarkan jumlah prediksi yang benar, sementara nilai di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi. Warna biru pada heatmap mengindikasikan intensitas frekuensi prediksi, dengan warna yang lebih gelap menunjukkan frekuensi yang lebih tinggi, baik untuk prediksi yang benar maupun yang salah. Secara keseluruhan, heatmap ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan baik, meskipun masih terdapat kesalahan pada beberapa kelas, yang dapat dianalisis lebih lanjut untuk peningkatan performa model.

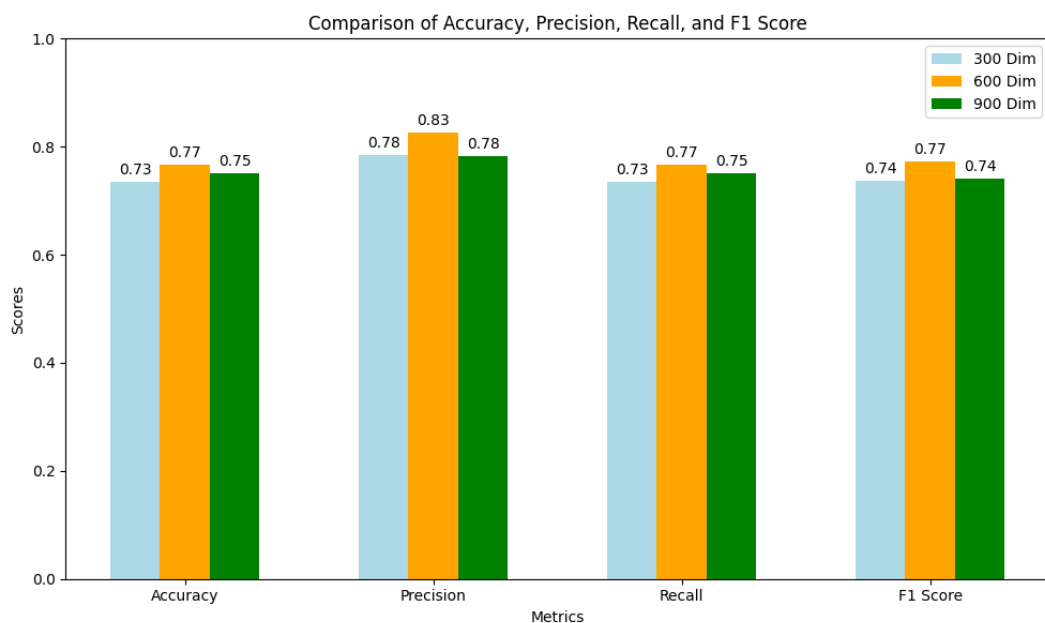


Gambar 4.2 Heatmap Confusion Matrix dengan 600 Dimensi Word Embedding

b. Model Kedua

Berdasarkan hasil evaluasi model berdasarkan dimensi *word embedding* yang berbeda, terlihat bahwa pengaturan dimensi 600 memberikan performa terbaik. Model mencapai akurasi tertinggi sebesar 0.7668, presisi 0.8260, dan F1-score 0.7733, menunjukkan representasi *embedding* pada dimensi ini mampu menangkap pola data secara optimal. Pada pengaturan dimensi 300, performa model cukup baik dengan akurasi 0.7346 dan F1-score 0.7362, namun cenderung terbatas dalam merepresentasikan fitur data yang kompleks. Sebaliknya, dimensi 900 menunjukkan penurunan performa, dengan akurasi 0.7507 dan F1-score

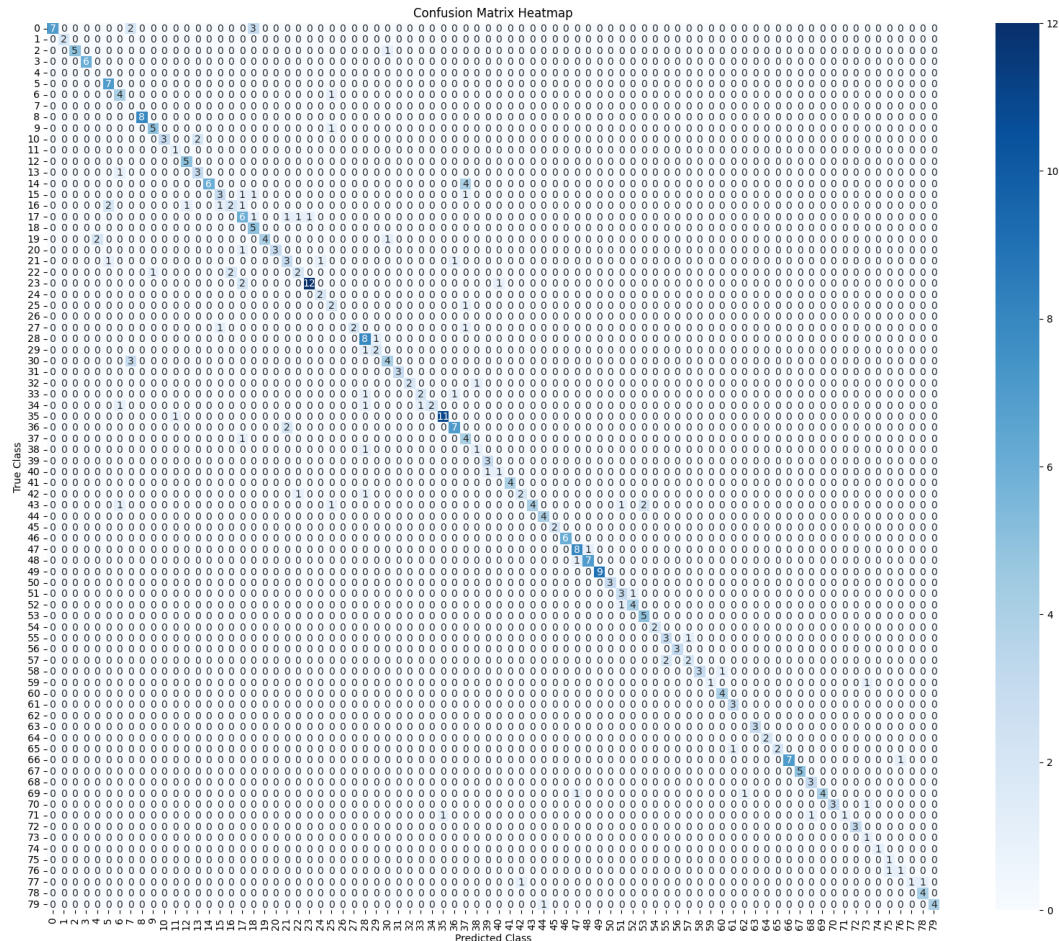
0.7407, kemungkinan akibat overfitting atau redundansi informasi pada dimensi *embedding* yang terlalu besar. Dengan demikian, dimensi *embedding* 600 adalah pilihan yang optimal untuk pengaturan ini. Tabel True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN) untuk masing-masing dimensi *embedding* dapat dilihat pada Lampiran VI untuk dimensi 300, Lampiran VII untuk dimensi 600, dan Lampiran VIII untuk dimensi 900.



Gambar 4.3 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan *Word Embedding*

Pada Gambar 4.4 merupakan *heatmap confusion matrix* dari model yang memiliki 600 dimensi *word embedding* sebagai *input*. Dari visualisasi, terlihat bahwa beberapa kelas memiliki jumlah prediksi benar yang jauh lebih banyak dibandingkan kelas lainnya, menandakan performa yang baik untuk kelas-kelas tersebut. Namun, terdapat pula kelas yang hampir tidak memiliki prediksi benar atau memiliki nilai yang sangat rendah di diagonal, menunjukkan bahwa model kesulitan dalam mengenali kelas tersebut, kemungkinan disebabkan oleh jumlah

data yang tidak seimbang, kesamaan pola antar kelas, atau keterbatasan dalam representasi fitur model.



Gambar 4.4 Heatmap Confusion Matrix dengan 600 Dimensi Word Embedding

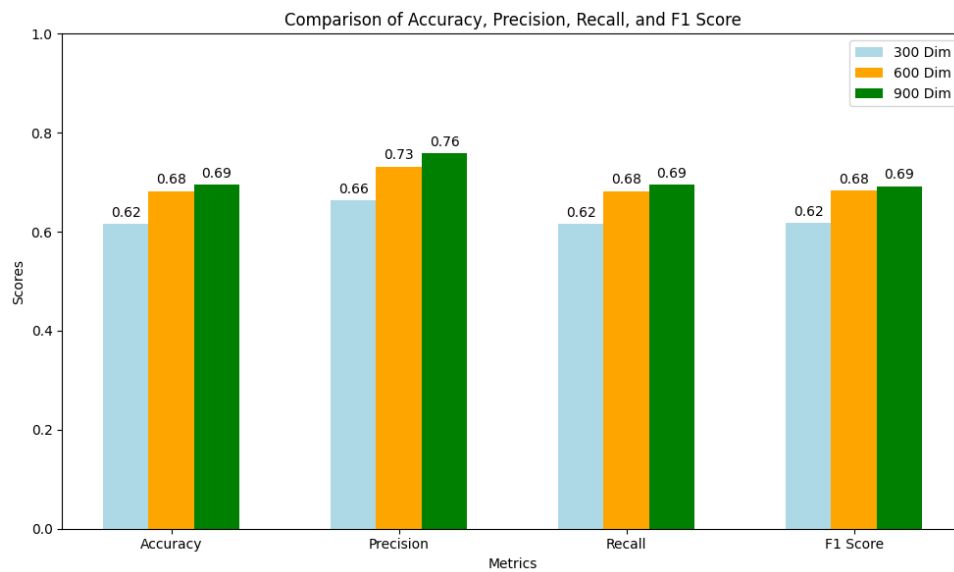
4.3.2 Hasil Skenario Uji Kedua

Pada skenario ini, dataset dibagi menjadi 70% untuk data pelatihan (*training*) dan 30% untuk data pengujian (*testing*).

a. Model Pertama

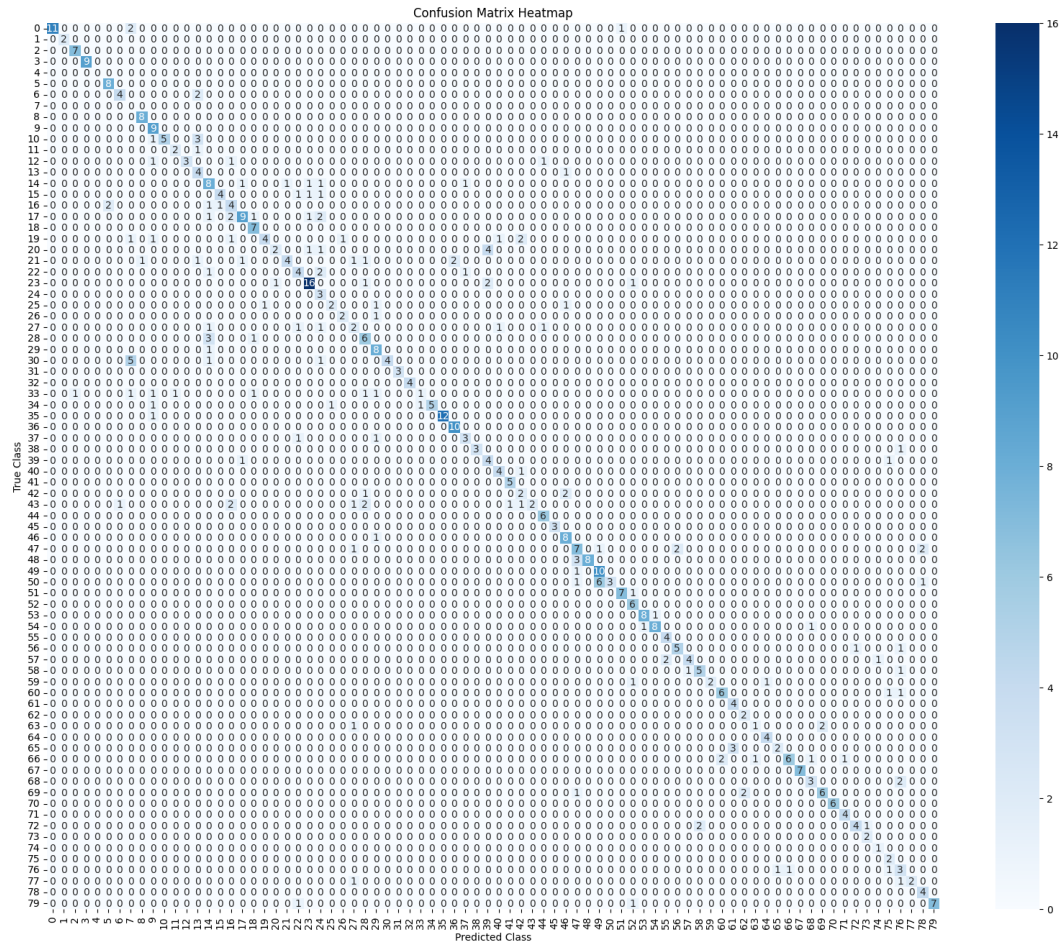
Hasil uji coba dengan tiga variasi dimensi *embedding* 300, 600, dan 900 menunjukkan bahwa peningkatan dimensi *embedding* secara signifikan meningkatkan performa model dalam hal akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*.

Pada eksperimen pertama dengan dimensi 300, model memperoleh akurasi 61.61%, *precision* 66.33%, *recall* 61.61%, dan *F1-Score* 0.618, yang menunjukkan kinerja yang cukup baik namun masih bisa ditingkatkan. Pada eksperimen kedua dengan dimensi 600, terdapat peningkatan yang jelas, dengan akurasi 68.21%, *precision* 73.20%, *recall* 68.21%, dan *F1-Score* 0.683, menandakan bahwa model lebih baik dalam mengenali kelas-kelas yang lebih sulit. Eksperimen ketiga dengan dimensi 900 menunjukkan sedikit peningkatan lebih lanjut, dengan akurasi 69.46%, *precision* 75.89%, *recall* 69.46%, dan *F1-Score* 0.692, namun perbedaan antara dimensi 600 dan dimensi 900 tidak terlalu signifikan, yang mengindikasikan bahwa setelah mencapai dimensi tertentu, tambahan dimensi tidak memberikan peningkatan besar. Secara keseluruhan, peningkatan dimensi *embedding* membantu model menangkap informasi yang lebih baik, tetapi pemilihan dimensi yang optimal penting untuk mencapai keseimbangan antara akurasi dan kompleksitas model. Tabel True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN) untuk masing-masing dimensi *embedding* dapat dilihat pada Lampiran IX untuk dimensi 300, Lampiran X untuk dimensi 600, dan Lampiran XI untuk dimensi 900.



Gambar 4.5 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan *Word Embedding*

Pada Gambar 4.6 merupakan *heatmap confusion matrix* dari model yang memiliki 900 dimensi *word embedding* sebagai *input*. Berdasarkan heatmap confusion matriks yang ditampilkan, model klasifikasi cenderung memiliki performa baik pada kelas-kelas tertentu, terlihat dari dominasi nilai tinggi di diagonal utama (prediksi yang benar sesuai dengan kelas sebenarnya). Namun, ada beberapa kelas yang menunjukkan kesalahan prediksi signifikan, ditunjukkan oleh nilai non-diagonal yang mencolok. Ini mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam membedakan kelas-kelas tertentu, kemungkinan akibat kemiripan fitur antar kelas atau kurangnya representasi data pada kelas-kelas tersebut. Selain itu, intensitas warna di diagonal utama bervariasi, menunjukkan bahwa distribusi jumlah data atau tingkat akurasi model berbeda untuk setiap kelas. Untuk perbaikan, penting untuk menganalisis lebih lanjut kelas-kelas dengan error tinggi, mungkin dengan menambah data latih untuk kelas tersebut atau menggunakan teknik pengoptimalan model lebih lanjut.



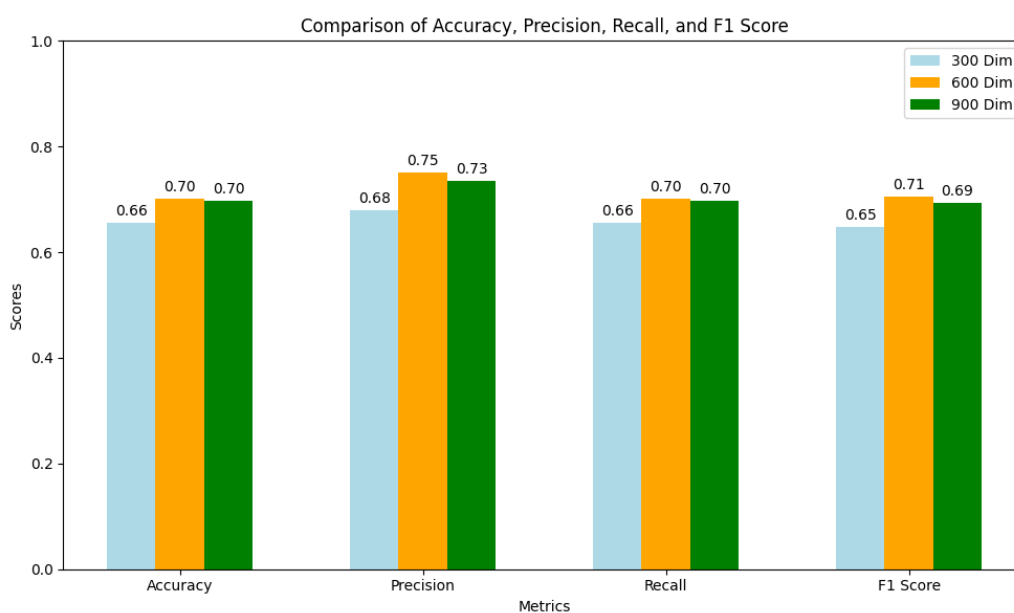
Gambar 4.6 Heatmap Confusion Matrix dengan 900 Dimensi Word Embedding

b. Model Kedua

Berdasarkan hasil evaluasi model dengan berbagai dimensi *embedding*, dapat dilihat bahwa ada perbedaan performa yang cukup signifikan pada setiap uji coba. Pada uji coba pertama dengan dimensi *embedding* 300, model menunjukkan kinerja yang lebih rendah, dengan akurasi 0.655 dan *F1-Score* sebesar 0.647. Ini menunjukkan bahwa model mungkin kesulitan untuk menangkap representasi yang cukup kaya dari data, yang dapat disebabkan oleh dimensi *embedding* yang relatif kecil.

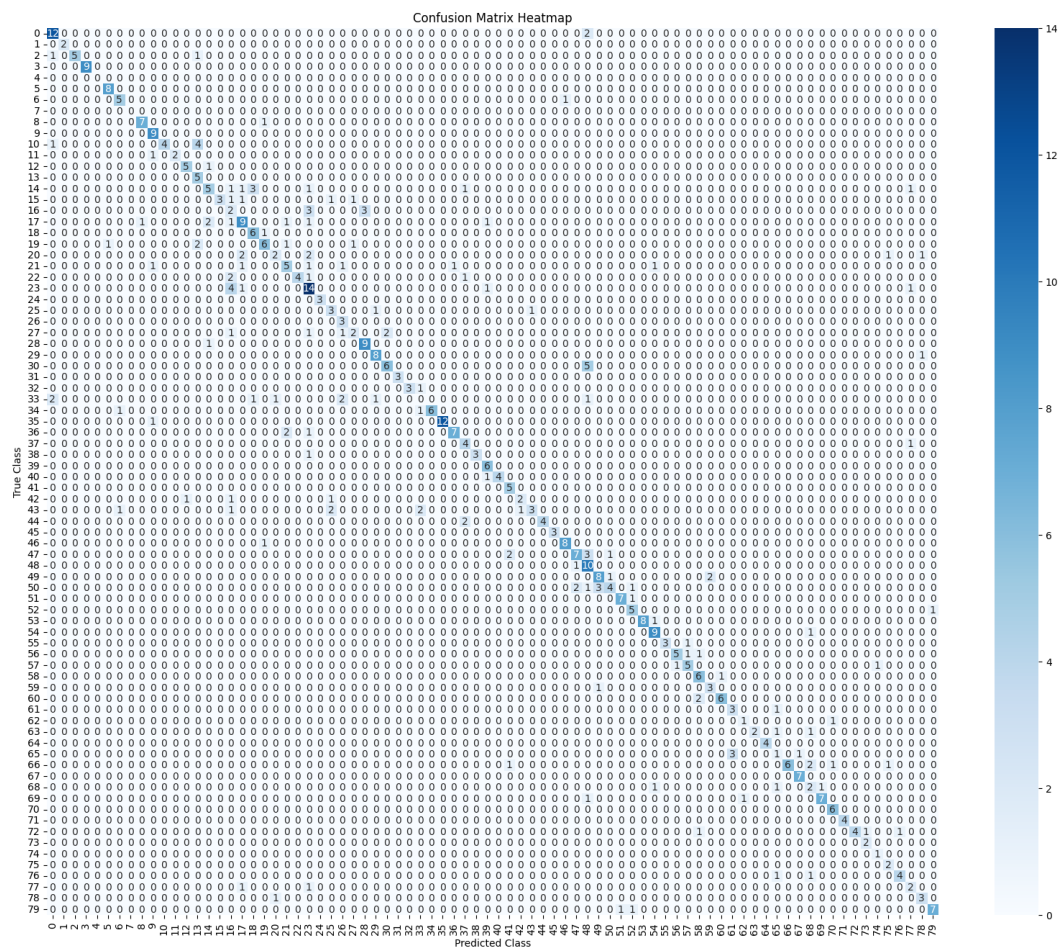
Namun, pada uji coba kedua dengan dimensi *embedding* 600, terjadi peningkatan yang cukup baik di semua metrik: akurasi 0.701, *precision* 0.750, *recall* 0.701, dan *F1-Score* 0.705. Peningkatan ini mengindikasikan bahwa representasi kata yang lebih besar membantu model untuk lebih baik memahami konteks dan meningkatkan kemampuan klasifikasi.

Pada uji coba ketiga dengan dimensi *embedding* 900, meskipun ada peningkatan pada *precision* (0.734), namun akurasi (0.696) dan *F1-Score* (0.693) tidak menunjukkan kemajuan yang signifikan dibandingkan dengan uji coba. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun model dengan dimensi *embedding* yang lebih besar mampu mengatasi beberapa aspek representasi yang lebih kompleks. Tabel True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN) untuk masing-masing dimensi *embedding* dapat dilihat pada Lampiran XII untuk dimensi 300, Lampiran XIII untuk dimensi 600, dan Lampiran XIV untuk dimensi 900.



Gambar 4.7 Perbandingan Evaluasi Berdasarkan *Word Embedding*

Berdasarkan analisis confusion matrix, performa model menunjukkan variasi yang cukup signifikan pada setiap kelas. Secara umum, performa terbaik terlihat pada kelas-kelas yang mendominasi diagonal utama dengan nilai prediksi yang tinggi, menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan kelas-kelas tersebut dengan akurasi yang baik. Namun, terdapat beberapa kelas yang prediksinya tersebar ke kelas lain, yang mencerminkan adanya kesalahan klasifikasi. Hal ini terutama terjadi pada kelas-kelas tertentu yang memiliki jumlah data yang kecil atau distribusi prediksi yang tersebar. Kemungkinan, kesalahan ini disebabkan oleh keterbatasan data latih atau kemiripan fitur antar kelas.



Gambar 4.8 Heatmap Confusion Matrix dengan 600 Dimensi Word Embedding

4.4 Pembahasan

Hasil uji coba menunjukkan hubungan yang signifikan antara pembagian data, dimensi *embedding*, dan jumlah unit LSTM terhadap kinerja model. Dalam hal pembagian data, eksperimen yang menggunakan pembagian data 80:20 secara umum menghasilkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan pembagian 70:30. Hal ini terlihat dari akurasi yang lebih tinggi pada semua kombinasi parameter dengan pembagian 70:30. Dengan pembagian 80:20, model memperoleh lebih banyak data untuk pelatihan, yang memungkinkan model belajar dengan lebih baik dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Sebaliknya, pembagian data 70:30 memberi model lebih sedikit data untuk dilatih, sehingga kinerjanya cenderung lebih rendah.

Selain splitting data, dimensi *embedding* juga memainkan peran penting dalam meningkatkan kinerja model. Dimensi *embedding* yang lebih besar, seperti 600 dimensi, menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan dimensi yang lebih kecil, seperti 300 dimensi. Hal ini terlihat dari akurasi tertinggi sebesar 73.73% dan *F1-Score* sebesar 0.745. Dimensi yang lebih besar memberi model kapasitas untuk menangkap representasi kata yang lebih kompleks dan lebih semantik, yang sangat bermanfaat dalam memahami konteks kalimat dan hubungan antar kata.

Dalam hal dimensi unit LSTM, kombinasi dengan 128 unit pada layer pertama dan 256 unit pada layer kedua menghasilkan kinerja yang lebih baik, terutama ketika dikombinasikan dengan dimensi *embedding* yang lebih besar. Model ini mampu menangkap pola yang lebih kompleks dalam data, menghasilkan

akurasi yang lebih tinggi dan *F1-Score* yang lebih baik dibandingkan dengan kombinasi dengan jumlah unit yang lebih kecil, seperti pada mode pertama (64 unit di layer pertama dan 128 unit di layer kedua). Peningkatan jumlah unit LSTM memungkinkan model untuk memproses informasi dengan lebih mendalam, memberikan dampak positif pada kinerja pada dataset yang lebih besar dan dimensi *embedding* yang lebih tinggi.

Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan pembagian data yang lebih besar untuk pelatihan (80:20), dimensi *embedding* yang lebih tinggi (600), dan peningkatan jumlah unit LSTM (128 dan 256 unit) secara signifikan meningkatkan akurasi dan *F1-Score* model. Meskipun ada *trade-off* terkait kecepatan pelatihan, hasil eksperimen ini menunjukkan bahwa pendekatan ini lebih efektif dalam menghasilkan model yang lebih akurat dan dapat diandalkan untuk tugas pemrosesan bahasa alami.

Berdasarkan hasil evaluasi model, dapat dilihat bahwa penggunaan mekanisme attention pada LSTM memberikan peningkatan kinerja yang signifikan dibandingkan dengan model tanpa attention. Model dengan attention memperoleh akurasi sebesar 0.766, *precision* 0.826, *recall* 0.767, dan *F1-Score* 0.773. Sebaliknya, model tanpa attention menunjukkan akurasi 0.718, *precision* 0.783, *recall* 0.718, dan *F1-Score* 0.724. Meskipun *precision* pada model tanpa attention sedikit lebih tinggi, model dengan attention secara keseluruhan menunjukkan performa yang lebih baik, dengan peningkatan yang jelas pada akurasi dan *F1-Score*. Hal ini mengindikasikan bahwa mekanisme attention membantu model

untuk menangkap konteks yang lebih kompleks dalam data, meningkatkan kemampuannya dalam melakukan klasifikasi yang lebih akurat.

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan model Long Short-Term Memory (LSTM) pada chatbot untuk konsultasi kesehatan mental. Dengan adanya chatbot ini, diharapkan dapat membantu individu yang mengalami masalah kesehatan mental untuk mendapatkan dukungan dan panduan awal. Dalam ajaran agama Islam, kita diwajibkan untuk menjaga kesehatan, baik kesehatan fisik maupun kesehatan mental.

مَنْ عَمِلَ صَالِحًا مِّنْ ذَكَرٍ أَوْ اُنْثَىٰ وَهُوَ مُؤْمِنٌ فَلَنُحْيِيَنَّهٗ حَيٰوةً طَيِّبَةً وَلَنَجْزِيَنَّهُمْ اَجْرُهُمْ بِاَحْسَنِ مَا كَانُوْا يَعْمَلُوْنَ

“Barangsiapa mengerjakan kebajikan, baik laki-laki maupun perempuan dalam keadaan beriman, maka pasti akan Kami berikan kepadanya kehidupan yang baik dan akan Kami beri balasan dengan pahala yang lebih baik dari apa yang telah mereka kerjakan.” (Q.S An-Nahl:97)

Menurut Ibnu Katsir dalam tafsirnya (Ibnu Katsir 4: 516), amal saleh diartikan sebagai perbuatan yang selaras dengan Al-Qur'an dan sunah Nabi Muhammad SAW, termasuk menjalankan kewajiban-kewajiban. Dalam Tafsir al-Wasith li az-Zuhaili, disebutkan bahwa amal saleh mencakup seluruh bentuk ketaatan dan perbuatan baik. Ayat ini menekankan pentingnya amal saleh dan perbuatan baik yang sesuai dengan ajaran Al-Qur'an dan sunah Nabi Muhammad SAW. Dalam konteks chatbot untuk konsultasi kesehatan mental, penelitian ini merupakan bentuk amal saleh, karena bertujuan membantu orang-orang yang mengalami kesulitan mental dan emosional dengan memberikan dukungan dan informasi yang bisa menenangkan hati serta memberikan solusi yang bijak.

الَّذِينَ آمَنُوا وَتَطْمَئِنُّ قُلُوبُهُمْ بِذِكْرِ اللَّهِ أَلَا بِذِكْرِ اللَّهِ تَطْمَئِنُّ الْقُلُوبُ ۝

“(yaitu) orang-orang yang beriman dan hati mereka menjadi tenteram dengan mengingat Allah. Ingatlah, hanya dengan mengingat Allah hati menjadi tenteram.”
(QS. Ar-Ra'd:28)

Menurut Quraish Shihab, orang yang beriman hatinya akan damai dan tenteram. Sebab zikir dapat menenangkan hati pelakunya. Zikir di sini maksudnya adalah mengingat Allah, baik melalui hati maupun lisan. Dengan zikir seseorang akan keluar dari rasa ragu, bimbang dan kekhawatiran. Oleh karena itu, seorang muslim mesti menanamkan zikir dalam kehidupan sehari-hari. Ayat ini menekankan bahwa hati menjadi tenteram dengan mengingat Allah (zikir). Dalam konteks kesehatan mental, rasa cemas, bimbang, dan khawatir sering kali mengganggu ketenangan hati seseorang. Chatbot bisa menjadi sarana bagi pengguna untuk mendapatkan nasehat, motivasi, dan pengingat yang mengandung kata-kata positif yang menenangkan. Dengan demikian, chatbot ini dapat membantu pengguna untuk mengingat Allah dan menenangkan hati mereka, sejalan dengan ajaran dalam ayat ini. Chatbot ini bisa memberikan nasehat yang membawa pengguna pada zikir, pengingat tentang kebaikan, dan dukungan yang berfokus pada ketenangan spiritual, sehingga membantu mengatasi rasa khawatir dan keraguan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan pada sistem klasifikasi *tag* pada *chatbot* menggunakan LSTM, terdapat kesimpulan yang dapat diambil yaitu:

1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa rasio pembagian data dengan proporsi data pelatihan yang lebih besar memberikan hasil evaluasi yang lebih baik. Hal ini terlihat dari peningkatan akurasi, precision, recall, dan F1-score pada model yang dilatih dengan lebih banyak data pelatihan. Semakin banyak data yang digunakan untuk melatih model, semakin kaya representasi yang dapat dipahami oleh model, sehingga kemampuannya dalam mengenali pola-pola yang kompleks meningkat.
2. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dengan konfigurasi unit hidden state yang lebih besar pada kedua layer menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan model dengan unit hidden state yang lebih kecil. Pada konfigurasi layer 1 dengan 128 unit dan layer 2 dengan 256 unit, model mampu mencapai akurasi, precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan unit hidden state memberikan kapasitas yang lebih besar bagi model untuk menangkap representasi fitur yang lebih kompleks dan memahami hubungan yang lebih mendalam dalam data. Dengan konfigurasi hidden state yang lebih besar, model menjadi lebih efektif dalam mempelajari

pola-pola yang ada, sehingga mampu meningkatkan performa secara keseluruhan.

3. Dimensi embedding terbukti menjadi faktor penting dalam meningkatkan kinerja model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa dimensi embedding yang lebih besar, seperti 600 dimensi, memberikan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan dimensi yang lebih kecil, seperti 300 dimensi. Representasi kata yang lebih kaya ini membantu model memahami konteks kalimat secara lebih baik dan mengenali hubungan antar kata dengan lebih akurat.

5.2 Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut pada penelitian *chatbot* untuk konsultasi kesehatan mental, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan:

1. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini tergolong kecil, sehingga jumlah kalimat dalam training set yang tersedia untuk melatih model cukup terbatas. Oleh karena itu, disarankan untuk menggunakan dataset dengan ukuran yang lebih besar. Selain itu, penting untuk memastikan jumlah kalimat pada setiap kelas intent seimbang guna mencegah terjadinya overfitting pada model.
2. Pada penelitian ini masih menggunakan arsitektur yang sederhana. Seiring bertambahnya dataset yang digunakan untuk pelatihan, menambahkan jumlah layer unit *hidden state* pada LSTM atau menambahkan layer LSTM untuk dapat menangani data yang lebih besar dan meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola yang lebih rumit. Hal tersebut sudah dibuktikan pada

penelitian ini bahwa semakin kompleks model yang digunakan menghasilkan evaluasi yang lebih baik.

3. Dengan bertambahnya jumlah dataset, kosakata yang digunakan juga akan berkembang. Oleh karena itu, disarankan untuk menambah dimensi word embedding guna meningkatkan kemampuan model dalam menangkap representasi semantik yang lebih kaya dari kata-kata dalam dataset.

DAFTAR PUSTAKA

- Anki, P., & Bustamam, A. (2021). Measuring the accuracy of LSTM and BiLSTM models in the application of artificial intelligence by applying chatbot programme. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 23(1), 197–205. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v23.i1.pp197-205>
- Chakraborty, S., Paul, H., Ghatak, S., Pandey, S. K., Kumar, A., Singh, K. U., & Shah, M. A. (2022). An AI-Based Medical Chatbot Model for Infectious Disease Prediction. *IEEE Access*, 10, 128469–128483. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3227208>
- Chen, S. Y.-C., Yoo, S., & Fang, Y.-L. L. (2020). *Quantum Long Short-Term Memory*. <http://arxiv.org/abs/2009.01783>
- ELVIS. (2019). *Mental Health Conversational Data*. <https://www.kaggle.com/datasets/elvis23/mental-health-conversational-data/data>
- Furqan, M., Sriani, S., & Shidqi, M. N. (2023). Chatbot Telegram Menggunakan Natural Language Processing. *Walisongo Journal of Information Technology*, 5(1), 15–26. <https://doi.org/10.21580/wjit.2023.5.1.14793>
- Gui, T., Zhang, Q., Zhao, L., Lin, Y., Peng, M., Gong, J., & Huang, X. (2018). *Long Short-Term Memory with Dynamic Skip Connections*. <http://arxiv.org/abs/1811.03873>
- Jin, Y., Wu, D., & Guo, W. (2020). Attention-based LSTM with filter mechanism for entity relation classification. *Symmetry*, 12(10), 1–16. <https://doi.org/10.3390/sym12101729>
- Kemenag Indonesia. (2019). *Al-Qur'an dan Terjemahannya*.
- Lamichhane, B. (2023). *Evaluation of ChatGPT for NLP-based Mental Health Applications*.
- Lattifia, T., Wira Buana, P., Kadek, N., & Rusjayanthi, D. (2022). Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode LSTM. In *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer* (Vol. 3, Issue 1).
- Lestari, L., & Rista, N. (2023). PENGARUH KESEHATAN MENTAL TERHADAP EFEKTIVITAS BELAJAR SISWA KELAS VIII PADA MATA PELAJARAN IPS DI SMP NEGERI 20 BEKASI. *Research and Development Journal of Education*, 9(2), 881. <https://doi.org/10.30998/rdje.v9i2.19297>
- Lyngdoh, F. B., & R, R. (2022). Chatbot. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 10(3), 588–592. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.40587>

- Mangotra, H., Dabas, V., Khetharpal, B., Verma, A., Singhal, S., & Mohapatra, A. K. (2023). University Auto Reply FAQ Chatbot Using NLP and Neural Networks. *Artificial Intelligence and Applications*. <https://doi.org/10.47852/bonviewAIA3202631>
- Moulya, S., & Pragathi, T. R. (2022). Mental Health Assist and Diagnosis Conversational Interface using Logistic Regression Model for Emotion and Sentiment Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 2161(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2161/1/012039>
- Patil, S., Mudaliar, V. M., Kamat, P., & Gite, S. (2020). LSTM based Ensemble Network to enhance the learning of long-term dependencies in chatbot. *International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization*, 11. <https://doi.org/10.1051/smdo/2020019>
- Rajaraman, P. V, Nath, A., & BhujaG, C. (2020). *Depression Detection of Tweets and A Comparative Test*. www.ijert.org
- RISKESDAS. (2018). *HASIL PENELITIAN RISKESDAS 2018*.
- Salvia, dan. (2021). Analisis Kesehatan Mental Mahasiswa Perguruan Tinggi Pada Awal Terjangkitnya Covid-19 di Indonesia. *Jurnal Citizenship Virtues*, 2, 83–97.
- Sholihah Erdah Suswati, W., Elyas Arif Budiman, M., Nuris Yuhbaba Fakultas Kesehatan, Z., dr Soebandi, U., Soebandi No, J. D., Jember, K., & Timur, J. (2023). KESEHATAN MENTAL PADA REMAJA DI LINGKUNGAN SEKOLAH MENENGAH ATAS WILAYAH URBAN DAN RURAL KABUPATEN JEMBER. In *JKJ: Persatuan Perawat Nasional Indonesia* (Vol. 11, Issue 3).
- Sugiono, S. (2021). *Pemanfaatan Chatbot Pada Masa Pandemi Covid-19: Kajian Fenomena Society 5.0*.
- Uddin, M. Z., Dysthe, K. K., Følstad, A., & Brandtzaeg, P. B. (2022). Deep learning for prediction of depressive symptoms in a large textual dataset. *Neural Computing and Applications*, 34(1), 721–744. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06426-4>
- Wintoro, P. B., Hermawan, H., Muda, M. A., & Mulyani, Y. (2022). Implementasi Long Short-Term Memory pada Chatbot Informasi Akademik Teknik Informatika Unila. *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi Dan Teknologi*, 12(1), 68. <https://doi.org/10.36448/expert.v12i1.2593>
- Yulianti, E., Pangestu, N., & Jiwanggi, M. A. (2023). Enhanced TextRank using weighted word embedding for text summarization. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 13(5), 5472–5482. <https://doi.org/10.11591/ijece.v13i5.pp5472-5482>

LAMPIRAN

Lampiran I Daftar kata dengan pasangan *index*

<i>word</i>	<i>index</i>	<i>Word</i>	<i>index</i>	<i>word</i>	<i>index</i>
<PAD>	0	Old	361	watch	722
<OOV>	1	Spoke	362	tired	723
can	2	Than	363	respect	724
you	3	Factors	364	hate	725
help	4	Leading	365	minor	726
me	5	Defined	366	clear	727
understand	6	Several	367	suitable	728
why	7	Best	368	solved	729
i	8	Way	369	switch	730
feel	9	Locate	370	subjects	731
anxious	10	Professional	371	terrified	732
so	11	Concerned	372	key	733
frequently	12	Exam	373	drug	734
cannot	13	Preparation	374	require	735
stand	14	Yes	375	rest	736
guess	15	joy	376	plan	737
not	16	reach	377	maintain	738
don	17	struggles	378	practice	739
t	18	recover	379	involved	740
like	19	common	380	completely	741
tell	20	certain	381	frightened	742
another	21	groups	382	kill	743
joke	22	impossible	383	definition	744
what	23	any	384	behind	745
are	24	statistics	385	sayonara	746
the	25	leads	386	appreciated	747
contrasts	26	learn	387	conquer	748
between	27	more	388	everyday	749
feeling	28	creator	389	living	750
down	29	functions	390	curable	751
and	30	give	391	its	752
being	31	vibe	392	adequately	753
depressed	32	disliking	393	differ	754
better	33	name	394	feasible	755
now	34	answer	395	eager	756
bye	35	would	396	foster	757
then	36	lately	397	interactions	758
how	37	prepare	398	course	759

does	38	starting	399	discover	760
therapy	39	hi	400	skills	761
work	40	dull	401	preserving	762
hello	41	uninteresting	402	benefit	763
m	42	alone	403	suspect	764
worried	43	particularly	404	too	765
about	44	account	405	handle	766
preparing	45	as	406	objective	767
for	46	start	407	assistance	768
my	47	contributes	408	overall	769
tests	48	struggling	409	understands	770
nothing	49	motivation	410	goals	771
unusual	50	sure	411	constitutes	772
is	51	strengthen	412	k	773
going	52	social	413	space	774
on	53	ties	414	engage	775
all	54	yourself	415	next	776
think	55	unwell	416	matters	777
exams	56	called	417	lull	778
who	57	haven	418	activity	779
designed	58	studied	419	providers	780
assist	59	enough	420	always	781
in	60	mean	421	stay	782
finding	61	individuals	422	connected	783
a	62	need	423	learning	784
mental	63	advice	424	fatigued	785
health	64	useful	425	relaxing	786
expert	65	one	426	role	787
child	66	develop	427	fine	788
do	67	showing	428	issue	789
cope	68	symptoms	429	may	790
when	69	disorder	430	enjoy	791
isolated	70	extremely	431	around	792
s	71	hopeless	432	intriguing	793
distinction	72	okay	433	insights	794
sadness	73	happening	434	aid	795
clinical	74	life	435	over	796
depression	75	differentiate	436	love	797
questions	76	details	437	hear	798
should	77	mentioned	438	mention	799
ask	78	anymore	439	fills	800

doctor	79	today	440	heart	801
new	80	live	441	location	802
medication	81	quiet	442	relationships	803
therapist	82	stressed	443	devoid	804
typically	83	lonely	444	characterized	805
upcoming	84	solutions	445	suffer	806
specialists	85	brother	446	additional	807
different	86	features	447	soon	808
hope	87	facts	448	they	809
have	88	choices	449	stupid	810
wonderful	89	helpless	450	fare	811
morning	90	necessary	451	thee	812
odds	91	dealing	452	annoying	813
of	92	repeating	453	locating	814
recovering	93	due	454	capabilities	815
from	94	negative	455	contrast	816
illness	95	towards	456	scary	817
remedies	96	guten	457	problem	818
problems	97	tag	458	emotionally	819
seem	98	reasons	459	likely	820
to	99	afternoon	460	money	821
shake	100	dive	461	sensation	822
this	101	probably	462	unbearable	823
under	102	because	463	insomnia	824
lot	103	approaching	464	fitting	825
stress	104	prepared	465	though	826
share	105	well	466	system	827
feelings	106	wishing	467	enjoying	828
want	107	pleasant	468	lovely	829
talk	108	friendships	469	excellent	830
something	109	discuss	470	postpone	831
else	110	topic	471	addressed	832
exactly	111	empty	472	suppose	833
that	112	associated	473	actually	834
incorrect	113	disorders	474	deep	835
thank	114	let	475	show	836
ll	115	list	476	affect	837
keep	116	longer	477	universally	838
working	117	us	478	occur	839
meditation	118	having	479	study	840
focusing	119	hard	480	sufficient	841

within	120	staying	481	french	842
control	121	motivated	482	unreasonable	843
difference	122	appear	483	followed	844
sad	123	fond	484	story	845
clinically	124	strategies	485	incapable	846
am	125	use	486	doing	847
burned	126	less	487	focused	848
out	127	tough	488	slept	849
defines	128	periods	489	last	850
much	129	significant	490	insomnia	851
ways	130	wish	491	case	852
influence	131	remain	492	beginning	853
our	132	silent	493	angry	854
existence	133	locations	494	excited	855
good	134	define	495	delve	856
evening	135	dad	496	persist	857
genuinely	136	passed	497	guide	858
scared	137	away	498	widespread	859
right	138	contribute	499	meaningless	860
at	139	present	500	drowning	861
risk	140	real	501	despair	862
experiencing	141	describe	502	controlling	863
term	142	services	503	improve	864
refer	143	provided	504	connections	865
mentally	144	therapists	505	listening	866
ill	145	wrong	506	unready	867
everyone	146	response	507	collect	868
lost	147	moments	508	using	869
sister	148	disappear	509	somewhere	870
off	149	financial	510	specific	871
worthlessness	150	anyone	511	cheerful	872
everything	151	truly	512	prevalent	873
feels	152	utterly	513	uncomfortable	874
pointless	153	useless	514	related	875
believe	154	significantly	515	stick	876
might	155	nervous	516	routine	877
types	156	topics	517	prioritize	878
people	157	dislike	518	methods	879
affected	158	loneliness	519	forward	880
by	159	weighing	520	reason	881
where	160	likelihood	521	repetition	882

go	161	makes	522	gave	883
regarding	162	escape	523	shot	884
concerns	163	significance	524	needed	885
someone	164	turn	525	awful	886
family	165	still	526	gain	887
died	166	affecting	527	knowledge	888
recently	167	trust	528	hmm	889
sinking	168	root	529	sensitive	890
into	169	lack	530	compare	891
darkness	170	d	531	true	892
actions	171	statistic	532	thought	893
take	172	heard	533	killing	894
if	173	provider	534	close	895
know	174	boyfriend	535	simply	896
with	175	coming	536	nervousness	897
challenges	176	differentiates	537	entails	898
could	177	among	538	able	899
we	178	various	539	meant	900
change	179	practitioners	540	frustrating	901
subject	180	clarify	541	hurting	902
please	181	indicators	542	normal	903
created	182	poor	543	bonjour	904
trying	183	characterize	544	au	905
concentrating	184	own	545	reservoir	906
manage	185	leave	546	exist	907
lend	186	great	547	crazy	908
hand	187	both	548	indeed	909
there	188	terms	549	skip	910
other	189	proceed	550	unprepared	911
options	190	appreciates	551	prevented	912
explore	191	comfortable	552	harbor	913
helpful	192	curious	553	hatred	914
mood	193	making	554	chances	915
moment	194	getting	555	measures	916
characteristics	195	ok	556	mourning	917
it	196	benefits	557	consultation	918
nobody	197	maintaining	558	join	919
call	198	nerves	559	smallest	920
friend	199	oh	560	did	921
during	200	incredibly	561	priority	922
time	201	difficult	562	solely	923

crucial	202	grasp	563	yep	924
daily	203	thoughts	564	sleeping	925
lives	204	consider	565	challenge	926
demographics	205	death	566	irritating	927
face	206	overcome	567	strange	928
highest	207	recognize	568	accessible	929
impact	208	conversation	569	pathways	930
kind	209	displaying	570	hollow	931
provide	210	spot	571	corner	932
grateful	211	open	572	trivial	933
your	212	improved	573	intelligence	934
support	213	through	574	embark	935
talking	214	roof	575	cured	936
an	215	stuck	576	handled	937
option	216	remember	577	difficulties	938
enumerate	217	mentioning	578	jokes	939
signs	218	determine	579	achievable	940
issues	219	die	580	considered	941
alright	220	mind	581	foolish	942
see	221	preoccupied	582	gaining	943
later	222	considering	583	further	944
already	223	harming	584	enhance	945
told	224	hola	585	perceive	946
special	225	hitting	586	difficulty	947
wanted	226	machine	587	sibling	948
say	227	catch	588	distinctions	949
terrifying	228	treated	589	drastic	950
confused	229	successfully	590	piece	951
action	230	correct	591	play	952
goodbye	231	break	592	activities	953
distinguishes	232	relationship	593	contact	954
anxiety	233	were	594	vulnerable	955
happy	234	search	595	understood	956
therapies	235	quite	596	access	957
available	236	sometimes	597	safety	958
farewell	237	vanish	598	importance	959
just	238	connection	599	said	960
shut	239	others	600	alot	961
up	240	until	601	pay	962
steps	241	meet	602	attention	963
lead	242	again	603	avert	964

recovery	243	annoy	604	counsel	965
absolutely	244	often	605	companions	966
interested	245	fading	606	supposed	967
diving	246	made	607	logical	968
deeper	247	emptiness	608	plays	969
appreciate	248	resolve	609	qualifies	970
very	249	has	610	referred	971
afraid	250	definitely	611	state	972
things	251	lifted	612	preferred	973
won	252	happens	613	appears	974
get	253	konnichiwa	614	points	975
look	254	kinds	615	entering	976
therapeutic	255	shows	616	respond	977
offer	256	located	617	notable	978
some	257	seeking	618	only	979
guidance	258	besides	619	bot	980
fear	259	while	620	relate	981
overwhelming	260	looking	621	main	982
bring	261	optimal	622	girlfriend	983
myself	262	method	623	german	984
seems	263	fed	624	responsible	985
happiness	264	essential	625	creation	986
question	265	discussion	626	commit	987
prevent	266	sitting	627	suicide	988
populations	267	move	628	inaccurate	989
most	268	lean	629	reply	990
impacted	269	keen	630	disconnected	991
treatment	270	causing	631	guard	992
alternatives	271	stop	632	against	993
conditions	272	father	633	pressure	994
information	273	unmotivated	634	stressing	995
gather	274	fascinating	635	notice	996
before	275	pretty	636	trouble	997
taking	276	concept	637	hoot	998
meaning	277	advantages	638	implement	999
warning	278	come	639	safeguard	1000
indicate	279	yeah	640	consuming	1001
overwhelmed	280	deserve	641	fits	1002
no	281	discussing	642	needs	1003
friends	282	identical	643	agree	1004
explain	283	nature	644	susceptible	1005

aspects	284	preparations	645	qualified	1006
day	285	excitement	646	intense	1007
been	286	robot	647	entail	1008
days	287	rely	648	powerless	1009
since	288	means	649	earlier	1010
ve	289	fantastic	650	ability	1011
had	290	howdy	651	possess	1012
night	291	suffering	652	fall	1013
sleep	292	ending	653	asleep	1014
inquiries	293	ordinary	654	likes	1015
important	294	identity	655	elements	1016
make	295	educate	656	teach	1017
thanks	296	prefer	657	struggle	1018
focus	297	matter	658	touch	1019
sounds	298	drained	659	person	1020
be	299	conversations	660	chilling	1021
beneficial	300	mother	661	hmmm	1022
causes	301	shape	662	overreacting	1023
possibly	302	experiences	663	explanation	1024
anything	303	which	664	without	1025
trapped	304	those	665	inside	1026
low	305	nice	666	distinguish	1027
point	306	curiosity	667	considerations	1028
comprehend	307	synonymous	668	stagnant	1029
re	308	address	669	easy	1030
saying	309	perpetually	670	left	1031
separates	310	ready	671	mom	1032
doesn	311	searching	672	classified	1033
sense	312	avoid	673	thing	1034
really	313	differences	674	tried	1035
exhausted	314	realize	675	nope	1036
places	315	proper	676	declining	1037
dumb	316	whatever	677	frustrated	1038
end	317	member	678	behavior	1039
avoided	318	constantly	679	erratic	1040
entirely	319	unhappy	680	brings	1041
seek	320	helping	681	communities	1042
find	321	experts	682	reduce	1043
group	322	consult	683	regimen	1044
hey	323	acting	684	wanting	1045
constant	324	irrationally	685	studying	1046

interesting	325	smart	686	understanding	1047
care	326	vary	687	severe	1048
top	327	worthless	688	burnout	1049
worrying	328	purpose	689	funds	1050
sets	329	experienced	690	mistake	1051
professionals	330	<i>loss</i>	691	accomplish	1052
apart	331	along	692	suggestion	1053
resources	332	idea	693	figure	1054
isn	333	identify	694	combat	1055
exciting	334	possible	695	facing	1056
deal	335	cure	696	descending	1057
isolation	336	implemented	697	gloom	1058
levels	337	suggestions	698	after	1059
high	338	<i>recall</i>	699	represent	1060
treatments	339	aware	700	inquire	1061
thinking	340	begin	701	despise	1062
fact	341	abilities	702	currently	1063
origin	342	past	703	assessments	1064
greetings	343	few	704	suicidal	1065
usual	344	express	705	capital	1066
will	345	emotions	706	ola	1067
continue	346	condition	707	unliked	1068
meditating	347	particular	708	annoyed	1069
concentrate	348	add	709	hallo	1070
situation	349	practicing	710	influences	1071
dark	350	process	711	onset	1072
place	351	known	712	current	1073
individual	352	times	713	usually	1074
achieve	353	found	714	sharing	1075
specialist	354	experience	715	confusing	1076
or	355	these	716	advantageous	1077
uneasy	356	unable	717	funny	1078
qualifications	357	except	718	refuse	1079
wouldn	358	studies	719	frightening	1080
suggest	359	responsibilities	720	similar	1081
same	360	insight	721	treating	1082

Lampiran II Daftar nama kelas

index	class
0	greeting

index	class
40	no-approach

1	morning
2	afternoon
3	evening
4	night
5	goodbye
6	thanks
7	no-response
8	neutral-response
9	about
10	skill
11	creation
12	name
13	help
14	sad
15	stressed
16	worthless
17	depressed
18	happy
19	casual
20	anxious
21	not-talking
22	sleep
23	scared
24	death
25	understand
26	done
27	suicide
28	hate-you
29	hate-me
30	default
31	jokes
32	repeat
33	wrong
34	stupid
35	location
36	something-else
37	friends
38	ask
39	problem

41	learn-more
42	user-agree
43	meditation
44	user-meditation
45	pandora-useful
46	user-advice
47	learn-mental-health
48	mental-health-fact
49	fact-1
50	fact-2
51	fact-3
52	fact-5
53	fact-6
54	fact-7
55	fact-8
56	fact-9
57	fact-10
58	fact-11
59	fact-12
60	fact-13
61	fact-14
62	fact-15
63	fact-16
64	fact-17
65	fact-18
66	fact-19
67	fact-20
68	fact-21
69	fact-22
70	fact-23
71	fact-24
72	fact-25
73	fact-26
74	fact-27
75	fact-28
76	fact-29
77	fact-30
78	fact-31
79	fact-32

Lampiran III Confusion Matrix Uji-1 Model-1 (300D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	7	0	361	5
1	2	0	371	0
2	6	0	367	0
3	6	0	367	0
5	7	1	365	0
6	4	1	367	1
8	6	4	361	2
9	4	1	366	2
10	4	0	368	1
11	1	1	371	0
12	5	2	366	0
13	3	6	363	1
14	4	9	354	6
15	1	0	367	5
16	1	2	364	6
17	5	4	359	5
18	3	8	360	2
19	3	9	357	4
20	2	5	364	2
21	1	1	366	5
22	3	1	367	2
23	9	4	354	6
24	2	0	371	0
25	1	3	367	2
26	0	1	372	0
27	1	0	369	3
28	4	6	358	5
29	2	1	369	1
30	7	7	359	0
31	3	3	367	0
32	2	0	370	1
33	0	1	368	4
34	2	0	368	3
35	11	2	359	1
36	7	3	361	2
37	2	0	368	3
38	1	0	371	1
39	2	1	369	1
40	2	0	371	0

41	4	0	369	0
42	2	5	364	2
43	4	0	364	5
44	2	0	369	2
45	2	0	371	0
46	6	0	367	0
47	8	2	362	1
48	7	1	364	1
49	8	1	363	1
50	2	0	370	1
51	3	0	369	1
52	4	1	367	1
53	5	0	368	0
54	2	2	369	0
55	3	1	368	1
56	3	1	369	0
57	3	1	368	1
58	3	0	369	1
59	1	0	371	1
60	3	1	368	1
61	2	0	370	1
62	0	1	372	0
63	2	0	370	1
64	2	2	369	0
65	2	1	369	1
66	6	2	363	2
67	5	0	368	0
68	3	0	370	0
69	4	0	367	2
70	3	0	369	1
71	1	1	369	2
72	3	0	370	0
73	1	2	370	0
74	1	0	372	0
75	1	1	371	0
76	1	0	371	1
77	2	2	368	1
78	3	0	369	1
79	5	0	368	0

Lampiran IV Confusion Matrix Uji-1 Model-1 (600D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	7	0	361	5
1	2	1	370	0
2	6	0	367	0
3	6	0	367	0
4	0	2	371	0
5	7	0	366	0
6	5	1	367	0
8	6	1	364	2
9	6	1	366	0
10	2	1	367	3
11	1	2	370	0
12	4	1	367	1
13	2	4	365	2
14	7	3	360	3
15	2	3	364	4
16	1	1	365	6
17	5	4	359	5
18	3	4	364	2
19	5	6	360	2
20	1	3	366	3
21	2	1	366	4
22	3	2	366	2
23	12	6	352	3
24	2	0	371	0
25	1	4	366	2
26	0	1	372	0
27	2	5	364	2
28	5	2	362	4
29	2	0	370	1
30	4	1	365	3
31	3	0	370	0
32	2	2	368	1
33	0	1	368	4
34	2	1	367	3
35	12	1	360	0
36	7	3	361	2
37	4	1	367	1
38	1	0	371	1

39	2	0	370	1
40	1	0	371	1
41	4	3	366	0
42	2	2	367	2
43	2	0	364	7
44	4	0	369	0
45	2	0	371	0
46	6	1	366	0
47	9	1	363	0
48	7	5	360	1
49	9	0	364	0
50	3	0	370	0
51	3	0	369	1
52	4	1	367	1
53	5	3	365	0
54	2	0	371	0
55	3	4	365	1
56	2	0	370	1
57	2	1	368	2
58	3	1	368	1
59	1	0	371	1
60	4	1	368	0
61	3	0	370	0
63	2	0	370	1
64	2	2	369	0
65	3	0	370	0
66	7	2	363	1
67	5	0	368	0
68	3	1	369	0
69	5	0	367	1
70	2	0	369	2
71	3	0	370	0
72	3	0	370	0
73	1	0	372	0
74	1	1	371	0
75	1	1	371	0
76	1	0	371	1
77	1	0	370	2
78	4	0	369	0
79	5	0	368	0

Lampiran V Confusion Matrix Uji-1 Model-1 (900D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	7	0	361	5
1	2	1	370	0
2	6	0	367	0
3	6	0	367	0
5	7	0	366	0
6	4	1	367	1
8	7	5	360	1
9	4	2	365	2
10	2	0	368	3
11	1	1	371	0
12	4	0	368	1
13	4	6	363	0
14	5	5	358	5
15	3	3	364	3
16	1	1	365	6
17	6	7	356	4
18	3	1	367	2
19	5	7	359	2
20	1	4	365	3
21	1	1	366	5
22	2	0	368	3
23	13	7	351	2
24	1	1	370	1
25	1	7	363	2
26	0	3	370	0
27	2	0	369	2
28	5	3	361	4
29	3	0	370	0
30	4	1	365	3
31	3	0	370	0
32	2	0	370	1
33	1	2	367	3
34	2	0	368	3
35	11	1	360	1
36	9	3	361	0
37	3	1	367	2
38	1	0	371	1
39	3	0	370	0

40	2	1	370	0
41	4	0	369	0
42	1	0	369	3
43	3	1	363	6
44	4	5	364	0
45	2	0	371	0
46	6	0	367	0
47	7	3	361	2
48	7	0	365	1
49	7	2	362	2
50	3	2	368	0
51	3	1	368	1
52	4	2	366	1
53	4	0	368	1
54	2	0	371	0
55	2	2	367	2
56	3	3	367	0
57	3	0	369	1
58	3	1	368	1
59	0	0	371	2
60	4	1	368	0
61	2	1	369	1
63	2	0	370	1
64	2	1	370	0
65	2	1	369	1
66	4	0	365	4
67	5	0	368	0
68	3	3	367	0
69	5	0	367	1
70	3	0	369	1
71	2	0	370	1
72	3	0	370	0
73	1	0	372	0
74	1	1	371	0
75	1	1	371	0
76	1	1	370	1
77	1	0	370	2
78	4	0	369	0
79	5	0	368	0

Lampiran VI Confusion Matrix Uji-1 Model-2 (300D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	7	0	361	5
1	2	0	371	0
2	5	0	367	1
3	6	0	367	0
4	0	1	372	0
5	7	0	366	0
6	5	1	367	0
8	6	1	364	2
9	6	2	365	0
10	3	0	368	2
11	1	0	372	0
12	5	0	368	0
13	4	1	368	0
14	6	19	344	4
15	3	4	363	3
16	3	5	361	4
17	4	2	361	6
18	3	3	365	2
19	5	8	358	2
20	3	1	368	1
21	2	0	367	4
22	3	1	367	2
23	8	1	357	7
24	1	0	371	1
25	3	5	365	0
27	2	4	365	2
28	4	1	363	5
29	2	1	369	1
30	4	3	363	3
31	3	0	370	0
32	2	0	370	1
33	1	1	368	3
34	2	0	368	3
35	11	1	360	1
36	9	1	363	0
37	4	1	367	1
38	1	1	370	1
39	3	1	369	0
40	1	0	371	1
41	4	1	368	0

42	2	4	365	2
43	3	3	361	6
44	4	0	369	0
45	2	0	371	0
46	6	0	367	0
47	8	1	363	1
48	8	1	364	0
49	9	0	364	0
50	1	0	370	2
51	4	1	368	0
52	4	1	367	1
53	4	0	368	1
54	2	0	371	0
55	4	1	368	0
56	3	1	369	0
57	3	2	367	1
58	1	1	368	3
59	0	0	371	2
60	3	2	367	1
61	3	0	370	0
63	2	1	369	1
64	2	1	370	0
65	3	0	370	0
66	5	2	363	3
67	5	0	368	0
68	3	1	369	0
69	4	0	367	2
70	3	0	369	1
71	3	1	369	0
72	3	1	369	0
73	1	0	372	0
74	1	0	372	0
75	1	0	372	0
76	1	1	370	1
77	1	1	369	2
78	3	0	369	1
79	5	1	367	0

Lampiran VII Confusion Matrix Uji-1 Model-2 (600D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	7	0	361	5
1	2	0	371	0
2	5	0	367	1
3	6	0	367	0
4	0	2	371	0
5	7	3	363	0
6	4	3	365	1
7	0	5	368	0
8	8	0	365	0
9	5	1	366	1
10	3	0	368	2
11	1	1	371	0
12	5	1	367	0
13	3	2	367	1
14	6	0	363	4
15	3	2	365	3
16	2	2	364	5
17	6	6	357	4
18	5	5	363	0
19	4	0	366	3
20	3	0	369	1
21	3	3	364	3
22	2	2	366	3
23	12	1	357	3
24	2	1	370	0
25	2	3	367	1
27	2	0	369	2
28	8	5	359	1
29	2	1	369	1
30	4	2	364	3
31	3	0	370	0
32	2	0	370	1
33	2	1	368	2
34	2	0	368	3
35	11	1	360	1
36	7	2	362	2
37	4	7	361	1
38	1	1	370	1
39	3	1	369	0
40	1	1	370	1

41	4	0	369	0
42	2	1	368	2
43	4	0	364	5
44	4	1	368	0
45	2	0	371	0
46	6	0	367	0
47	8	2	362	1
48	7	1	364	1
49	9	0	364	0
50	3	0	370	0
51	3	2	367	1
52	4	1	367	1
53	5	2	366	0
54	2	0	371	0
55	3	2	367	1
56	3	0	370	0
57	2	1	368	2
58	3	0	369	1
59	1	0	371	1
60	4	1	368	0
61	3	1	369	0
62	0	1	372	0
63	3	0	370	0
64	2	0	371	0
65	2	0	370	1
66	7	0	365	1
67	5	0	368	0
68	3	1	369	0
69	4	0	367	2
70	3	0	369	1
71	1	0	370	2
72	3	0	370	0
73	1	2	370	0
74	1	0	372	0
75	1	1	371	0
76	1	1	370	1
77	1	0	370	2
78	4	1	368	0
79	4	0	368	1

Lampiran VIII Confusion Matrix Uji-1 Model-2 (900D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	7	1	360	5
1	2	1	370	0
2	5	3	364	1
3	6	2	365	0
5	6	0	366	1
6	5	0	368	0
8	7	3	362	1
9	6	4	363	0
10	3	1	367	2
11	1	0	372	0
12	5	5	363	0
13	3	3	366	1
14	5	3	360	5
15	2	1	366	4
16	3	5	361	4
17	6	6	357	4
18	5	2	366	0
19	5	3	363	2
20	1	0	369	3
21	2	4	363	4
22	3	1	367	2
23	10	4	354	5
24	2	0	371	0
25	2	1	369	1
26	0	2	371	0
27	1	0	369	3
28	7	2	362	2
29	3	4	366	0
30	2	2	364	5
31	3	1	369	0
32	2	0	370	1
33	0	2	367	4
34	2	1	367	3
35	11	2	359	1
36	8	1	363	1
37	4	3	365	1
38	1	0	371	1
39	2	1	369	1
40	1	1	370	1
41	4	0	369	0

42	2	0	369	2
43	2	0	364	7
44	4	0	369	0
45	2	0	371	0
46	6	0	367	0
47	9	1	363	0
48	7	5	360	1
49	9	0	364	0
50	3	0	370	0
51	4	0	369	0
52	4	0	368	1
53	5	0	368	0
54	2	0	371	0
55	3	3	366	1
56	3	1	369	0
57	2	1	368	2
58	2	0	369	2
59	0	1	370	2
60	4	1	368	0
61	2	0	370	1
63	2	0	370	1
64	2	0	371	0
65	3	1	369	0
66	5	0	365	3
67	5	0	368	0
68	3	0	370	0
69	6	2	365	0
70	3	0	369	1
71	3	0	370	0
72	3	0	370	0
73	1	0	372	0
74	1	0	372	0
75	1	1	371	0
76	2	1	370	0
77	3	0	370	0
78	4	0	369	0
79	5	0	368	0

Lampiran IX Confusion Matrix Uji-2 Model-1 (300D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	8	0	546	6

1	2	1	557	0
2	6	0	553	1
3	9	2	549	0
4	0	1	559	0
5	8	1	551	0
6	5	5	549	1
7	0	8	552	0
8	6	1	551	2
9	7	3	548	2
10	4	4	547	5
11	2	3	554	1
12	4	7	547	2
13	3	6	549	2
14	7	4	543	6
15	2	3	550	5
16	1	3	549	7
17	9	11	533	7
18	5	10	543	2
19	5	6	543	6
20	3	7	545	5
21	3	3	546	8
22	2	2	550	6
23	13	7	532	8
24	3	1	556	0
25	2	7	548	3
26	0	1	556	3
27	2	5	548	5
28	3	1	549	7
29	5	7	544	4
30	5	3	546	6
31	3	0	557	0
32	2	0	556	2
33	1	2	550	7
34	5	1	551	3
35	12	1	546	1
36	8	3	547	2
37	2	4	551	3
38	3	0	556	1
39	5	6	548	1
40	2	1	554	3
41	5	1	554	0
42	2	2	553	3
43	2	1	549	8
44	4	1	553	2

45	3	0	557	0
46	8	1	550	1
47	8	2	545	5
48	8	1	548	3
49	8	2	547	3
50	7	1	548	4
51	7	2	550	1
52	6	4	550	0
53	7	2	549	2
54	7	2	548	3
55	2	2	554	2
56	4	5	548	3
57	3	0	553	4
58	4	2	551	3
59	1	3	553	3
60	7	3	549	1
61	2	3	553	2
62	1	0	558	1
63	2	1	555	2
64	4	1	555	0
65	2	3	552	3
66	5	1	548	6
67	7	0	553	0
68	3	1	554	2
69	6	0	551	3
70	5	4	550	1
71	3	1	555	1
72	4	2	551	3
73	0	0	558	2
74	1	7	552	0
75	2	4	554	0
76	4	7	547	2
77	4	0	556	0
78	4	1	555	0
79	6	1	550	3

Lampiran X Confusion Matrix Uji-2 Model-1 (600D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	9	0	546	5
1	2	0	558	0
2	7	0	553	0
3	9	0	551	0

5	8	0	552	0
6	6	4	550	0
7	0	4	556	0
8	7	4	548	1
9	8	2	549	1
10	6	2	549	3
11	2	0	557	1
12	5	0	554	1
13	2	10	545	3
14	8	5	542	5
15	5	6	547	2
16	2	7	545	6
17	8	8	536	8
18	5	3	550	2
19	7	3	546	4
20	7	0	552	1
21	5	7	542	6
22	3	0	552	5
23	12	12	527	9
24	2	3	554	1
25	3	4	551	2
26	2	2	555	1
27	2	2	551	5
28	3	1	549	7
29	7	8	543	2
30	4	0	549	7
31	3	0	557	0
32	3	1	555	1
33	2	6	546	6
34	5	1	551	3
35	13	2	545	0
36	7	0	550	3
37	3	2	553	2
38	3	0	556	1
39	6	1	553	0
40	2	0	555	3
41	4	1	554	1
42	3	2	553	2
43	4	4	546	6
44	1	2	552	5
45	3	1	556	0

46	8	1	550	1
47	10	7	540	3
48	8	6	543	3
49	11	4	545	0
50	3	0	549	8
51	8	0	552	0
52	3	0	554	3
53	7	0	551	2
54	10	3	547	0
55	4	2	554	0
56	4	1	552	3
57	4	1	552	3
58	4	1	552	3
59	2	1	555	2
60	6	2	550	2
61	3	0	556	1
62	1	2	556	1
63	2	1	555	2
64	4	4	552	0
65	3	4	551	2
66	8	2	547	3
67	7	0	553	0
68	4	2	553	1
69	6	1	550	3
70	5	3	551	1
71	4	2	554	0
72	4	1	552	3
73	2	1	557	0
74	1	1	558	0
75	2	3	555	0
76	3	1	553	3
77	2	1	555	2
78	4	0	556	0
79	7	0	551	2

Lampiran XI Confusion Matrix Uji-2 Model-1 (900D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	11	0	546	3
1	2	0	558	0
2	7	1	552	0

3	9	0	551	0
5	8	2	550	0
6	4	1	553	2
7	0	9	551	0
8	8	1	551	0
9	9	6	545	0
10	5	0	551	4
11	2	1	556	1
12	3	0	554	3
13	4	7	548	1
14	8	9	538	5
15	4	1	552	3
16	4	6	546	4
17	9	3	541	7
18	7	3	550	0
19	4	1	548	7
20	2	1	551	6
21	4	1	548	7
22	4	4	548	4
23	16	4	535	5
24	3	9	548	0
25	2	1	554	3
26	2	1	556	1
27	2	5	548	5
28	6	6	544	4
29	8	5	546	1
30	4	0	549	7
31	3	0	557	0
32	4	0	556	0
33	1	1	551	7
34	5	0	552	3
35	12	0	547	1
36	10	2	548	0
37	3	2	553	2
38	3	0	556	1
39	4	6	548	2
40	4	2	553	1
41	5	1	554	0
42	2	4	551	3
43	2	0	550	8
44	6	2	552	0
45	3	0	557	0
46	8	4	547	1

47	7	6	541	6
48	8	0	549	3
49	10	7	542	1
50	3	0	549	8
51	7	1	551	1
52	6	4	550	0
53	8	1	550	1
54	8	1	549	2
55	4	2	554	0
56	5	2	551	2
57	4	1	552	3
58	5	2	551	2
59	2	0	556	2
60	6	2	550	2
61	4	3	553	0
62	2	2	556	0
63	1	1	555	3
64	4	1	555	0
65	2	1	554	3
66	6	1	548	5
67	7	0	553	0
68	3	2	553	2
69	6	2	549	3
70	6	0	554	0
71	4	1	555	0
72	4	1	552	3
73	2	1	557	0
74	1	1	558	0
75	2	3	555	0
76	3	7	547	3
77	2	0	556	2
78	4	3	553	0
79	7	0	551	2

Lampiran XII Confusion Matrix Uji-2 Model-2 (300D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	11	0	546	3
1	2	0	558	0
2	4	0	553	3
3	8	0	551	1
5	8	1	551	0
6	6	4	550	0

7	0	1	559	0
8	8	1	551	0
9	9	5	546	0
10	7	4	547	2
11	2	2	555	1
12	5	2	552	1
13	2	4	551	3
14	5	8	539	8
15	4	4	549	3
16	3	6	546	5
17	9	5	539	7
18	7	3	550	0
19	5	7	542	6
20	7	1	551	1
21	5	2	547	6
22	4	3	549	4
23	10	3	536	11
24	3	0	557	0
25	3	3	552	2
26	1	5	552	2
27	1	2	551	6
28	7	3	547	3
29	5	2	549	4
30	6	0	549	5
31	3	4	553	0
32	2	2	554	2
33	0	1	551	8
34	5	0	552	3
35	12	5	542	1
36	6	2	548	4
37	2	6	549	3
38	3	2	554	1
39	5	0	554	1
40	5	4	551	0
41	5	5	550	0
42	2	2	553	3
43	5	3	547	5
44	3	1	553	3
45	3	0	557	0
46	7	0	551	2
47	10	3	544	3
48	8	13	536	3
49	10	4	545	1

50	4	1	548	7
51	7	2	550	1
52	5	5	549	1
53	6	1	550	3
54	8	3	547	2
55	3	2	554	1
56	4	2	551	3
57	3	1	552	4
58	2	3	550	5
59	2	2	554	2
60	5	3	549	3
61	3	3	553	1
62	2	4	554	0
63	4	0	556	0
64	4	1	555	0
65	2	4	551	3
66	3	2	547	8
67	7	0	553	0
68	3	1	554	2
69	8	3	548	1
70	6	1	553	0
71	2	3	553	2
72	4	0	553	3
73	1	1	557	1
74	1	2	557	0
75	2	1	557	0
76	3	0	554	3
77	0	0	556	4
78	4	2	554	0
79	6	2	549	3

Lampiran XIII Confusion Matrix Uji-2 Model-2 (600D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	12	0	546	2
1	2	1	557	0
2	4	1	552	3
3	9	0	551	0
5	8	2	550	0
6	6	4	550	0
7	0	9	551	0
8	7	1	551	1
9	7	1	550	2

10	8	4	547	1
11	2	0	557	1
12	4	2	552	2
13	2	3	552	3
14	6	3	544	7
15	3	1	552	4
16	5	6	546	3
17	8	5	539	8
18	5	4	549	2
19	6	2	547	5
20	6	3	549	2
21	4	3	546	7
22	4	2	550	4
23	13	5	534	8
24	3	0	557	0
25	3	2	553	2
26	2	2	555	1
27	2	1	552	5
28	9	18	532	1
29	6	7	544	3
30	6	2	547	5
31	3	1	556	0
32	3	4	552	1
33	2	1	551	6
34	5	2	550	3
35	13	0	547	0
36	7	1	549	3
37	1	5	550	4
38	3	0	556	1
39	6	1	553	0
40	4	3	552	1
41	5	2	553	0
42	2	1	554	3
43	4	0	550	6
44	4	3	551	2
45	3	0	557	0
46	7	1	550	2
47	10	2	545	3
48	9	1	548	2
49	11	2	547	0
50	8	2	547	3
51	7	4	548	1
52	6	1	553	0

53	7	0	551	2
54	9	1	549	1
55	3	0	556	1
56	4	1	552	3
57	6	1	552	1
58	4	2	551	3
59	3	1	555	1
60	3	0	552	5
61	3	3	553	1
62	1	2	556	1
63	4	0	556	0
64	4	0	556	0
65	2	2	553	3
66	5	2	547	6
67	7	0	553	0
68	5	2	553	0
69	6	0	551	3
70	5	1	553	1
71	4	1	555	0
72	4	0	553	3
73	2	2	556	0
74	1	3	556	0
75	2	2	556	0
76	3	9	545	3
77	0	0	556	4
78	4	1	555	0
79	7	0	551	2

Lampiran XIV Confusion Matrix Uji-2 Model-2 (900D Embedding)

Class	TP	FP	TN	FN
0	12	4	542	2
1	2	0	558	0
2	5	0	553	2
3	9	0	551	0
5	8	1	551	0
6	5	2	552	1
8	7	1	551	1
9	9	3	548	0
10	4	0	551	5
11	2	0	557	1
12	5	1	553	1
13	5	7	548	0

14	5	4	543	8
15	3	0	553	4
16	2	12	540	6
17	9	7	537	7
18	6	4	549	1
19	6	3	546	5
20	2	2	550	6
21	5	4	545	6
22	4	0	552	4
23	14	13	526	7
24	3	0	557	0
25	3	4	551	2
26	3	4	553	0
27	2	2	551	5
28	9	3	547	1
29	8	2	549	1
30	6	2	547	5
31	3	0	557	0
32	3	0	556	1
33	0	4	548	8
34	6	0	552	2
35	12	0	547	1
36	7	1	549	3
37	4	4	551	1
38	3	0	556	1
39	6	3	551	0
40	4	0	555	1
41	5	3	552	0
42	2	1	554	3
43	3	1	549	7
44	4	0	554	2
45	3	0	557	0
46	8	1	550	1
47	7	3	544	6
48	10	13	536	1
49	8	4	545	3
50	4	2	547	7
51	7	1	551	1
52	5	3	551	1
53	8	0	551	1
54	9	3	547	1
55	3	0	556	1
56	5	1	552	2

57	5	2	551	2
58	6	4	549	1
59	3	2	554	1
60	6	1	551	2
61	3	3	553	1
62	1	1	557	1
63	2	0	556	2
64	4	0	556	0
65	1	4	551	4
66	6	0	549	5
67	7	1	552	0
68	2	5	550	3
69	7	1	550	2
70	6	2	552	0
71	4	0	556	0
72	4	0	553	3
73	2	1	557	0
74	1	1	558	0
75	2	2	556	0
76	4	1	553	2
77	2	3	553	2
78	3	2	554	1
79	7	1	550	2