Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Feedback Pengguna Aplikasi Telemedicine Platform Android

SITI MUTMAINAH

20917057

Tesis diajukan sebagai syarat untuk meraih gelar Magister Komputer

Konsentrasi Data Saints

Program Studi Informatika Program Magister

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

2023

Lembar Pengesahan Pembimbing

Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Feedback Pengguna Aplikasi Telemedicine Platform Android

SITI MUTMAINAH

20917057

Yogyakarta, April 2023

Pembimbing 1	Pembimbing 2
Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D.	Dr. Syarif Hidayat, S.Kom., M.I.T.

Lembar Pengesahan Penguji

Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Feedback Pengguna Aplikasi Telemedicine Platform Android

SITI MUTMAINAH

20917057

Yogyakarta, Juni 2023

Tim Penguji,

Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D.
Ketua

Dr. Syarif Hidayat, S.Kom., M.I.T.
Anggota I

Chandra Kusuma Dewa, S.Kom., M.Cs., Ph.D.
Anggota II

Mengetahui,
Ketua Program Studi Informatika Program Magister
Universitas Islam Indonesia

Irving Vitra Paputungan, S.T., M.Sc., Ph.D.

Abstrak

Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Feedback Pengguna Aplikasi Telemedicine Platform Android

Telemedicine menjadi salah satu solusi dalam pelayanan kesehatan. Pandemi COVID-19, khususnya di Indonesia, membuat penggunaan dan perkembangan aplikasi *telemedicine* meningkat. Dalam kondisi tersebut, aplikasi *telemedicine* memberikan dampak positif sehingga pelayanan kesehatan dapat terus diberikan. Kemudahan yang didapatkan tentunya tidak akan ditinggalkan begitu saja. Menganalisis *feedback* pengguna aplikasi serta memahami sentimen dan pengalaman pengguna, dapat membantu meningkatkan kualitas aplikasi. Dengan menggunakan analisis sentimen dan analisis dari pemodelan topik *feedback* dapat mendeskripsikan topik-topik yang terdapat pada kelompok sentimen pengguna, sehingga kita dapat melihat konstruksi sentimen positif dan negatif dari pengguna. Sentimen positif dapat menjadi sebuah cerminan fungsionalitas yang dapat dipertahankan serta dikembangkan, sedangkan sentimen negatif dapat memberikan gambaran strategi perbaikan ke depan. Aplikasi *telemedicine* banyak tersedia di platform Android (Google Play Store), platform yang digunakan oleh mayoritas penduduk Indonesia. Penelitian ini melakukan analisis sentimen dan pemodelan topik pada *feedback* pengguna platform Android aplikasi *telemedicine* berbahasa Indonesia. Sumber data yang dikumpulkan merupakan *feedback* dari 5 aplikasi *telemedicine* terkemuka yaitu Yesdok, SehatQ, Klikdokter, Hallodok, Alodok. Pemodelan analisis sentimen menggunakan BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory). BiLSTM memiliki kinerja yang lebih baik dalam memahami konteks kalimat daripada LSTM karena memiliki dua layer proses pembelajaran (maju dan balik). Pemodelan topik terhadap kelompok sentimen dilakukan menggunakan LDA (Latent Dirichlect Allocation). Hasil *scraping feedback* pengguna didapatkan 244 ribu, *feedback* yang terkumpul dilakukan *exploratory* dan pelabelan menggunakan kamus *lexicon* InSet. Pelabelan sentimen menjadi tiga kelas, hasil pelabelan data yang dikumpulkan dari ke-5 aplikasi *telemedicine* sentimen pengguna lebih banyak positif yaitu 91.6%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa aplikasi yang tersedia berhasil memenuhi kebutuhan masyarakat terhadap layananan kesehatan. Pemodelan sentimen memiliki akurasi terbaik yaitu skenario 1 yaitu 95.55%, model yang dibangun dapat memprediksi kelas minoritas dengan baik pada percobaan tambahan. Jumlah topik terbaik dari nilai *coherence* yaitu positif = 11 (0.57523), neutral = 4 (0.58446) dan negatif = 12 (0.80309). Beberapa keluhan pengguna pada topik sentimen negatif yaitu Process: Topik 2 (koneksi internet), Topik 4 (Gagal masuk aplikasi), Topik 5 (Pembelian Obat), Topik 6 (Keamanan Data), Topik 7 (Kode Verifikasi), Topik 11 (Auto Debit). People: Topik 3 (Dokter tidak solutif), Topik 8 (CS tidak ada konfirmasi pemotongan), Topik 9 (CS kurang responsif mengenai berhenti layanan), Topik 10 (Dokter Spesialis). Price Topik 1 (Pembayaran berhasil namun tidak dapat menggunakan layanan) dan Promotion: Topik 12 (Broadcast telepon asuransi dan permintaan data pribadi).

Kata kunci

sentimen analisis, BiLSTM, pemodelan topik, LDA, telemedis, platform android.

Abstract

Sentiment Analysis and Topic Modeling on User Feedback Android Platform Aplikasi Telemedicine Application

Telemedicine be one of the solutions in health services. The COVID-19 pandemic, especially in Indonesia, has impacted the use and development of applications of telemedicine increase. Under these conditions, application telemedicine has a positive impact so that health services can continue to be provided. The convenience that is obtained certainly will not be abandoned. Analyze feedback app users and understanding user sentiment and experience, can help improve app quality. By using sentiment analysis and analysis from topic modeling feedback can describe the topics contained in the user sentiment group, so that we can see the construction of positive and negative sentiments from users. Positive sentiment can be a reflection of functionality that can be maintained and developed, while negative sentiment can provide an overview of future improvement strategies. Application Telemedicine widely available on the Android platform (Google Play Store), the platform used by the majority of Indonesia's population. This study conducts sentiment analysis and topic modeling on feedback Android application platform users telemedicine Indonesian. The source of the data collected is feedback from 5 applications of telemedicine The leading ones are Yesdok, SehatQ, Klikdokter, Hallodok, Alodok. Sentiment analysis modeling uses BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory). BiLSTM has a better performance in understanding the context of sentences than LSTM because it has two layers of the learning process (forward and backward). Topic modeling of sentiment groups is carried out using LDA (Latent Dirichlect Allocation). Results scraping feedback users got 244 thousand,feedback which accumulated is done exploratory and labeling using a dictionary lexicon InSets. Sentiment labeling into three classes, the results of labeling data collected from the 5 applications telemedicine user sentiment is more positive, namely 91.6%. So it can be concluded that the available applications have succeeded in meeting the community's need for health services. Sentiment modeling has the best accuracy, namely scenario 1, which is 95.55%, the model built can predict the minority class well in additional experiments. The best topic is coherence, namely positive = 11 (0.57523), neutral = 4 (0.58446) and negative = 12 (0.80309). Several user complaints on the topic of negative sentiment, namely Process: Topic 2 (internet connection), Topic 4 (Failed to enter the application), Topic 5 (Purchasing Medicines), Topic 6 (Data Security), Topic 7 (Verification Code), Topic 11 (Auto discharge). People: Topic 3 (Doctors are not solutive), Topic 8 (CS does not confirm cutting), Topic 9 (CS is not responsive about stopping service), Topic 10 (Specialist Doctors). Price Topic 1 (Payment is successful but unable to use the service) and Promotion: Topic 12 (Broadcast telephone insurance and requests for personal data).

Keywords

sentiment analysis, BiLSTM, topic modelling, LDA, telemedicine, android.

Pernyataan Keaslian Tulisan

Dengan ini saya menyatakan bahwa tesis ini merupakan tulisan asli dari penulis, dan tidak berisi material yang telah diterbitkan sebelumnya atau tulisan dari penulis lain terkecuali referensi atas material tersebut telah disebutkan dalam tesis. Apabila ada kontribusi dari penulis lain dalam tesis ini, maka penulis lain tersebut secara eksplisit telah disebutkan dalam tesis ini.

Dengan ini saya juga menyatakan bahwa segala kontribusi dari pihak lain terhadap tesis ini, termasuk bantuan analisis statistik, desain survei, analisis data, prosedur teknis yang bersifat signifikan, dan segala bentuk aktivitas penelitian yang dipergunakan atau dilaporkan dalam tesis ini telah secara eksplisit disebutkan dalam tesis ini.

Segala bentuk hak cipta yang terdapat dalam material dokumen tesis ini berada dalam kepemilikan pemilik hak cipta masing-masing. Apabila dibutuhkan, penulis juga telah mendapatkan izin dari pemilik hak cipta untuk menggunakan ulang materialnya dalam tesis ini.

Yogyakarta, Juni 2023



Siti Mutmainah, S.Kom

Daftar Publikasi

<u>Publikasi yang menjadi bagian dari tesis</u>

Mutmainah, S., Fudholi, D. H., & Hidayat, S. (2023). Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada Google Play Menggunakan BiLSTM dan LDA. 7, 312-232. https://doi.org/10.30865/mib.v7il.5486

Publikasi berikut menjadi bagian dari Bab 3

Sitasi publikasi 1

Kontributor	Jenis Kontribusi
Siti Mutmainah	Mendesain eksperimen (70%) Menulis *paper* (100%)
Dhomas Hatta Fudholi	Memberkan ide dan saran (50%) Mereview artikel (100%)
Syarif Hidayat	Memberikan ide dan saran (50%) Mendesain eksperimen (30%)

Halaman Kontribusi

Tidak ada kontribusi dari pihak lain

Halaman Persembahan

Puji syukurku kepada Allah STW yang maha esa yang selalu melimpahkan rahmat dan kesehatan hingga terselesainya tesis dengan judul "**Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Feedback Pengguna Aplikasi Telemedicine Platform Android**". Tesis ini akan saya persembahkan kepada:

1. Kedua orang tua tercinta, Ibu ST Asmah dan Bapak Amrin. Terima kasih yang sebesar-besarnya telah memberikan seluruh kasih sayang dan dorongannya, serta senantiasa mendoakan agar selalu dimudahkan dalam semua urusan.
2. Diri saya sendiri, terima kasih karena terus berusaha dan tidak mudah menyerah dalam mengapai cita-cita untuk mencapai gelar magister.

Kata Pengantar

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Alhamdulillah, puji syukur dipanjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan rahmatnya sehingga dapat terselesainya laporan tesis dengan judul "**Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik pada Feedback Pengguna Aplikasi Telemedicine Platform Android"**. Tesis ini merupakan bukti bahwa saya telah berhasil menyelesaikan gelar Magister Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia dengan konsentrasi Sains Data. Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan berbagai pihak, penulis tidak dapat menyelesaikan karya ini dengan baik. Oleh karena itu, izinkan penulis untuk mengungkapkan segala rasa terima kasihnya melalui tulisan ini di samping rasa terima kasihnya yang tak terhingga kepada:

1. Keluarga tercinta yaitu orang tua yang selalu mendukung selama menuntut ilmu.
2. Bapak Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D sebagai dosen pembimbing 1 yang dengan sabar memberikan bimbingan dan masukan dari proposal hingga selesainya tesis ini.
3. Bapak Dr. Syarif Hidayat, S.Kom., M.I.T. sebagai dosen pembimbing 2 yang selalu memberikan motivasi dan membimbing saya untuk terus memahami apa yang dikerjakan.
4. Bapak dan Ibu dosen penguji yang telah memberikan saran dan masukan sebagai perbaikan pada penulisan tesis ini.
5. Bapak dan Ibu dosen yang telah memberikan banyak ilmu untuk dapat saya menyelesaikan tesis.
6. Staff program Magister Informatika Universitas Islam Indonesia yang membantu dalam menjawab dan mengarahkan semua pertanyaan administrasi
7. Sahabat seperjuangan, yang sama-sama berjuang dan mendorong satu sama lain.

Penulis sekali lagi juga mengucapkan terima kasih kepada para pembaca. Semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi pembaca dan perkembangan ilmu pengetahuan di masa yang akan datang.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Siti Mutmainah

Daftar Isi

Lembar Pengesahan Pembimbing i
Lembar Pengesahan Penguji ii
Abstrak iii
Abstract iv
Pernyataan Keaslian Tulisan v
Daftar Publikasi vi
Halaman Kontribusi vii
Halaman Persembahan viii
Kata Pengantar ix
Daftar Isi x
Daftar Tabel xiii
Daftar Gambar xv
Glosarium xvii
BAB 1 Pendahuluan 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 4
1.3 Batasan Masalah 4
1.4 Tujuan Penelitian 4
1.5 Manfaat Penelitian 5
1.6 Sistematika Penulisan 5
BAB 2 Tinjauan Pustaka 6
2.1 Landasan Teori 6
2.1.1 Telemedicine 6
2.1.2 Unsupervised Lexicon Dictionary 6
2.1.3 Analisis Sentimen 7

2.1.4 BiLSTM (*Bidirectional Long Short-Term Memory*) 8
2.1.5 Pemodelan Topik 9
2.1.6 LDA (*Latent Dirichlet Allocation*) 9
2.1.7 Confusion Matrix 10
2.1.8 Coherence Score 11
2.2 Kajian Pustaka 12
BAB 3 Metodologi 19
3.1 Tahapan Penelitian 19
3.2 Pengumpulan Data 20
3.3 Exploratory Data 21
3.4 Preprocessing 21
3.5 Labeling Data 22
3.6 Feature Extraction 23
3.7 Modelling 23
3.7.1 Pemodelan Sentimen 23
3.7.2 Pemodelan Topik 25
3.8 Evaluation 25
BAB 4 Hasil dan Pembahasan 26
4.1 Hasil Pengumpulan Data 26
4.2 Hasil Exploratory Data 26
4.3 Hasil Preprocessing 27
4.4 Hasil Labeling Data 29
4.4.1 Hasil Label Sentimen Positif 32
4.4.2 Hasil Label Sentimen Neutral 32
4.4.3 Hasil Label Sentimen Negatif 33
4.5 Feature Extraction 34
4.6 Hasil Pemodelan Sentimen 34

4.6.1 Hasil Skenario 1 34
4.6.2 Hasil Skenario 2 36
4.6.3 Hasil Skenario 3 37
4.6.4 Percobaan Tambahan 38
4.7 Hasil Pemodelan Topik 39
4.7.1 Hasil Topik Sentimen Positif 41
4.7.2 Hasil Topik Sentimen Neutral 42
4.7.3 Hasil Topik Sentimen Negatif 44
4.8 Diskusi Hasil Pemodelan Topik 45
4.8.1 Hasil Topik Sentimen Positif 46
4.8.2 Hasil Topik Sentimen Neutral 52
4.8.3 Hasil Topik Sentimen Negatif 54
4.9 Dashbording Hasil Penelitian 61
BAB 5 Kesimpulan dan Saran 63
5.1 Kesimpulan 63
5.2 Saran 64
Daftar Pustaka 65
LAMPIRAN A 71

Daftar Tabel

Tabel 2.1 Ulasan Penelitian Sentimen Analisis 13
Tabel 3.1 Id Aplikasi Telemedicine 20
Tabel 3.2 Contoh Dictionary lexicon 22
Tabel 3.3 Pembagian data 24
Tabel 4.1 Hasil Preprocessing Feedback 28
Tabel 4.2 Labeling Data 29
Tabel 4.3 Contoh Kesalahan Pelabelan Lexicon 30
Tabel 4.4 Contoh Kesalahan Topik Sentimen Negatif 31
Tabel 4.5 Nilai *Coherence* Topik 40
Tabel 4.6 *Coherence* Sentimen 40
Tabel 4.7 Topik Sentimen Positif 42
Tabel 4.8 Topik Sentimen Neutral 43
Tabel 4.9 Topik Sentimen Negatif 45
Tabel 4.10 Feedback Topik 1 Sentimen Positif 48
Tabel 4.11 Feedback Topik 2 Sentimen Positif 48
Tabel 4.12 Feedback Topik 3 Sentimen Positif 49
Tabel 4.13 Feedback Topik 4 Sentimen Positif 49
Tabel 4.14 Feedback Topik 5 Sentimen Positif 49
Tabel 4.15 Feedback Topik 6 Sentimen Positif 50
Tabel 4.16 Feedback Topik 7 Sentimen Positif 50
Tabel 4.17 Feedback Topik 8 Sentimen Positif 50
Tabel 4.18 Feedback Topik 9 Sentimen Positif 51
Tabel 4.19 Feedback Topik 10 Sentimen Positif 51
Tabel 4.20 Feedback Topik 11 Sentimen Positif 52
Tabel 4.21 Feedback Topik 1 Sentimen Neutral 53
Tabel 4.22 Feedback Topik 2 Sentimen Neutral 53
Tabel 4.23 Feedback Topik 3 Sentimen Neutral 53
Tabel 4.24 Feedback Topik 4 Sentimen Neutral 54
Tabel 4.25 Feedback Topik 1 Sentimen Negatif 56
Tabel 4.26 Feedback Topik 2 Sentimen Negatif 56
Tabel 4.27 Feedback Topik 3 Sentimen Negatif 57

Tabel 4.28 Feedback Topik 4 Sentimen Negatif..... 57
Tabel 4.29 Feedback Topik 5 Sentimen Negatif..... 57
Tabel 4.30 Feedback Topik 6 Sentimen Negatif..... 58
Tabel 4.31 Feedback Topik 7 Sentimen Negatif..... 58
Tabel 4.32 Feedback Topik 8 Sentimen Negatif..... 59
Tabel 4.33 Feedback Topik 9 Sentimen Negatif..... 59
Tabel 4.34 Feedback Topik 10 Sentimen Negatif..... 60
Tabel 4.35 Feedback Topik 11 Sentimen Negatif..... 60
Tabel 4.36 Feedback Topik 12 Sentimen Negatif..... 61

Daftar Gambar

Gambar 2.1 Struktur BiLSTM 8
Gambar 2.2 Alur LDA 9
Gambar 2.3 *Confusion Matrix* 10
Gambar 3.1 Alur Penelitian 19
Gambar 3.2 Feedback Aplikasi Telemedicine 20
Gambar 3.3 Kode Python untuk Scrapping 21
Gambar 4.1 Sample Dataset 26
Gambar 4.2 Informasi Data 27
Gambar 4.3 Distribusi Data Aplikasi 27
Gambar 4.4 Sebelum Preprocessing 28
Gambar 4.5 Setelah Preprocessing 28
Gambar 4.6 Hasil Labeling Lexicon 30
Gambar 4.7 Distribusi Sentimen Lexicon+Manual 31
Gambar 4.8 *Wordcloud Bigram* Sentimen Positif 32
Gambar 4.9 *Wordcloud Trigram* Sentimen Positif 32
Gambar 4.10 *Wordcloud Bigram* Sentimen Neutral 33
Gambar 4.11 *Wordcloud Trigram* Sentimen Neutral 33
Gambar 4.12 *Wordcloud Bigram* Sentimen Negatif 33
Gambar 4.13 *Wordcloud Trigram* Sentimen Negatif 33
Gambar 4.14 Hasil *Training* Skenario 1 (Lexicon) 34
Gambar 4.15 Hasil *Training* Skenario 1 (Lexicon + Manual) 35
Gambar 4.16 Hasil Prediksi Skenario 1 35
Gambar 4.17 Hasil *Training* Skenario 2 36
Gambar 4.18 Hasil Prediksi Skenario 2 37
Gambar 4.19 Hasil *Training* Skenario 3 37
Gambar 4.20 Hasil Prediksi Skenario 3 38
Gambar 4.21 Data Prediksi Model 38
Gambar 4.22 Hasil Prediksi Percobaan Tambahan 39
Gambar 4.23 Visualisasi PyLDAvis Topik Positif 41
Gambar 4.24 Visualisasi PyLDAvis Topik Neutral 43
Gambar 4.25 Visualisasi PyLDAvis Topik Negatif 44

Gambar 4.26 *Wordcloud* Topik 1-4 Sentimen Positif 46
Gambar 4.27 *Wordcloud* Topik 5-11 Sentimen Positif 47
Gambar 4.28 *Wordcloud* Topik 1-4 Sentimen Neutral 52
Gambar 4.29 *Wordcloud* Topik 1-4 Sentimen Negatif 54
Gambar 4.30 *Wordcloud* Topik 3-10 Sentimen Negatif 55
Gambar 4.31 Hasil Pengumpulan Data 62
Gambar 4.32 Hasil Pemodelan Kelompok Sentimen 62

Glosarium

mHealth	- Mobile Health
RNN	- Recurrent neural network
LSTM	- Long Short-Term Memory
BiLSTM	- Bidirectional Long Short-Term Memory
LDA	- Latent Dirichlet Allocation

BAB 1
Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Akses, pemerataan fasilitas, kualitas layanan dan efektivitas biaya merupakan masalah utama yang dihadapi dalam pelayanan kesehatan yang baik pada negara maju maupun berkembang. Perkembangan teknologi memiliki potensi besar untuk membantu mengatasi masalah kesehatan. Berdasarkan survey global eHealth WHO, layanan kesehatan *telemedicine* direkomendasikan menjadi solusi dalam masalah pelayanan kesehatan yang dihadapi. *Telemedicine* memfasilitasi lembaga psikiatri, dokter serta ahli medis lainnya. *Telemedicine* memiliki potensi besar untuk mengurangi jarak tempuh perawatan, biaya, waktu serta meningkatkan dukungan profesional praktisi pedesaan atau daerah terpencil dengan layanan dan staff kesehatan yang sedikit (Kay et al., 2010).

Layanan kesehatan *telemedicine* mHealth (Mobile Health) mendukung komunikasi dan perawatan kesehatan secara elektronik. Hal ini membantu pelayanan jarak jauh dan diagnosis tanpa hambatan ruang dan waktu, antara pelayanan kesehatan dan pengguna (Martínez-Pérez et al., 2013). Kemajuan teknologi mHealth mendukung kemajuan manajemen kesehatan secara mandiri dan pemberian layanan secara menyeluruh. Komunikasi dua arah antara penyedia layanan kesehatan dan pengguna akan menghasilkan respon yang cepat, sehingga dapat menafsirkan gejala fisik serta menentukan tindakan dan penanganan medis yang diperlukan pengguna (Wyatt et al., 2021).

Pandemik COVID19 telah merevitalisasi *telemedicine* sebagai akses terhadap layanan kesehatan (World Health Organization, 2020) dan telah berperan dalam perkembangan serta percepatan *telemedicine* di indonesia (Ardyles & Ilyas, 2022). Selain itu penggunaan *telemedicine* dapat mengurangi kekhawatiran terhadap penyebaran dan pencegahan penularan virus COVID19 di masa pandemi (Martiraz et al., 2022). Menurut (Salesika et al., 2021) *telemedicine* mempunyai dampak positif pada kesehatan masyarakat di masa pandemik, landasan hukum penyedia layanan kesehatan *telemedicine* di indonesia tertuang pada Permenkes No.2 tahun 2019. Selain itu, penyelenggara pelayanan kesehatan dan penekanan peningkatan *telemedicine* di masa pandemi, Konsil Kedokteran mengeluarkan Peraturan Nomor 74 Tahun 2020 tentang kewenangan klinis dan praktik kedokteran.

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi membuat peningkatan teknologi seluler yang mengubah cara komunikasi dan gaya hidup masyarakat melalui berbagai aplikasi seluler (Pai & Alathur, 2018). Tercatat hingga awal 2022 mencapai 5.31 billion pengguna, total secara global meningkat sebesar 1.8 persen selama setahun terakhir (KEMP, 2022). Android dan IOS merupakan platform smartphone paling populer pada saat ini. Pengguna smartphone penduduk indonesia pada juni 2021-juni 2022 didominasi oleh Android yaitu sebanyak 90.84% (statcounter, 2022). Android menempati peringkat pertama pada *market share*. Kebijakannya platform Android fleksibel dan tidak memberlakukan batasan pada pengembang dalam *publishing* aplikasi yang dilakukan melalui Google Play Store (Almahmoud et al., 2021).

Google Play Store, pada tahun 2020 mencapai 80,6 miliar unduhan dan 2,7 juta aplikasi yang telah di *publish* pada Google Play Store (Ario, 2020). Google Play Store merupakan layanan aplikasi pada platform android yang menyediakan aplikasi dan berbagai layanan, salah satunya yaitu pelayanan kesehatan *telemedicine*. Aplikasi *telemedicine* menyediakan layanan konsultasi bersama dokter secara daring melalui chatting dan video call serta tersedia artikel kesehatan, pembelian obat dan menyediakan janji konsultasi lebih lanjut secara langsung. Beberapa aplikasi *telemedicine* yang tersedia di indonesia, menurut orami.co.id diantaranya yaitu Alodokter, KlikDokter, YesDok, SehatQ dan Halodoc.

Urgensi aplikasi telemedicine adalah untuk memfasilitasi layanan kesehatan. Oleh karena itu, menganalisis *feedback* pengguna tentang fitur aplikasi tersebut dapat membantu meningkatkan kualitas aplikasi dan memahami opini serta pengalaman pengguna (Wang et al., 2021). Analisis sentimen merupakan teknik pada text mining untuk memahami dan memperoleh wawasan yang berkualitas dari feedback pengguna, analisis sentimen dilakukan untuk mengidentifikasi polaritas seperti sentimen positif, neutral dan negatif (Sarkar, 2019).

Penelitian sebelumnya yang melakukan analisis sentimen pada *feedback* menggunakan machine learning terhadap layanan ecommerce (A et al., 2022), *telemedicine* (Ahmed, Joko, 2020) dan menggunakan LSTM pada layanan travel TripAdvisor (Nurvania & Lhaksamana, 2021), Hotel (Muhammad et al., 2021) dan Movie (Widayat, 2021).

Deep learning merupakan pendekatan terkini pada pengembangan model sentimen analisis (Taj & Girisha, 2021). Deep learning digunakan untuk penelitian dengan data yang besar dan kompleks, serta dapat membuat ekstraksi fitur tingkat tinggi secara otomatis, sehingga dapat membangun karakteristik dari kumpulan data sebagai indikator label data yang lebih andal dan sederhana (Cleary, 2017). Kelebihan lainnya yaitu dapat menyediakan analisis yang lebih baik dan mendalam (Ali et al., 2020). Salah satu metode deep learning

yang cukup banyak digunakan adalah LSTM. Menurut (Xu, Meng, et al., 2019) LSTM hanya mendapatkan karakteristik informasi dari satu arah saja, untuk mendapatkan informasi konteks secara efektif dari dua arah dapat menggunakan BiLSTM.

Hasil eksperimen menunjukan bahwa model BiLSTM menawarkan prediksi yang lebih baik dari LSTM biasa (Siami-Namini et al., 2019). Pada (Dong et al., 2020) pada ketiga dataset movie BiLSTM lebih baik dari model machine learning dan deep learning pembanding. (Hidayatullah et al., 2021) melakukan komparasi pada sentimen politik, BiLSTM memiliki kinerja yang dapat mengungguli model deep learning lainnya. Pada penelitian (Dwi et al., 2021), BiLSTM dapat mengklasifikasi kalimat terhadap data *imbalance* karena *layer forward* dan *backward* membuat proses pembelajaran model kompleks dalam memahami konteks kalimat.

Analisis sentimen aplikasi dinilai sangat penting dan efektif untuk mengidentifikasi kekurangan atau hambatan terhadap layanan yang diberikan. Namun perlu untuk mengidentifikasi tema atau topik yang mewakili faktor yang mempengaruhi efektifitas aplikasi dari sentimen (Oyebode et al., 2020). Oleh karena itu, analisis sentimen perlu dideskripsikan berdasarkan topik. Sehingga kita dapat melihat konstruksi sentimen positif dan negatif dari pengguna. Sentimen positif dapat menjadi sebuah cerminan fungsionalitas yang patut dipertahankan serta dikembangkan, sedang sentimen negatif dapat memberikan gambaran strategi perbaikan ke depan.

Beberapa penelitian sebelumnya yang melakukan analisis sentimen dan pemodelan topik menggunakan LDA karena kemampuanya mengekstrak topik secara akurat pada data yang besar, pada domain Pariwisata (Putu et al., 2021), Pandemi Covid-19 (Prakosa et al., 2021), Mental Health Apps (Oyebode et al., 2020), ketiga penelitian menggunakan machine learning dalam melakukan analisis sentimen. Penelitian lain pada pemodelan topik sentimen menggunakan deep learning LSTM (Naury, 2020).

Karena adanya kebutuhan pada layanan kesehatan *telemedicine* untuk membantu meningkatkan pelayanan kesehatan, serta menjadi pengembangan penelitian sebelumnya yang masih terbatas pada penggunaan *machine learning* maupun LSTM saja. Oleh karena itu, penelitian ini membangun model analisis sentimen terhadap *feedback* pengguna pada beberapa aplikasi *telemedicine* dari Google Play Store. Analisis sentimen menggunakan BiLSTM, yang memiliki kinerja lebih baik dari LSTM dan memodelkan topik nya dengan LDA. Diharapkan hasil pemodelan tersebut dapat menjadi pertimbangan pengembang dalam peningkatan kualitas konten aplikasi telemedicine di Indonesia. Penelitian berfokus pada platform Android yang merupakan sistem operasi mayoritas penduduk indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Karena adanya kebutuhan dalam meningkatkan pelayanan kesehatan berbasis teknologi mobile *telemedicine*, maka akan dilakukan analisis sentimen pada *feedback* untuk mengidentifikasi topik dari masing-masing sentimen terhadap sejumlah aplikasi layanan kesehatan *telemedicine* pada platform Android menggunakan BiLSTM dan LDA.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah diterapkan pada penelitian ini yang menjadi fokus penelitian, adapun batasan masalah dalam penelitian yaitu:

1. Dataset yang digunakan yaitu *feedback* beberapa aplikasi *telemedicine* pengguna platform Android yaitu pada Google Play Store.
2. Aplikasi *telemedicine* yang kumpulkan yaitu Alodokter, KlikDokter, YesDok, SehatQ dan Halodoc.
3. Labeling menggunakan kamus indonesia sentimen *lexicon* InSet.
4. Model sentimen yang dibangun menggunakan algoritma *deep learning* BiLSTM (*Bidirectional Long Short-Term Memory*).
5. Pemodelan topik untuk mendapatkan menganalisis topik dari sentimen pengguna menggunakan LDA *(latent dirichlet allocation*).
6. Bahasa pemrograman yang digunakan untuk memproses *feedback* yaitu Python dan *packages open source python*.
7. Evaluasi model yang dibangun akan diukur akurasi, precision dan recall menggunakan *confusion matrix*.
8. Evaluasi pemodelan topik untuk menentukan jumlah topik menggunakan nilai *coherence* C_V dan UMASS.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini yaitu pembangunan konstruksi pemodelan analisis sentimen *feedback* pengguna, serta menerapkan pemodelan topik yang mempertimbangkan faktor sentimen aplikasi *telemedicine* sehingga dapat memahami topik-topik terkait pada kelompok sentimen pengguna. Hasil tersebut dapat menjadi pertimbangan pengembang dalam peningkatan kualitas konten atau service aplikasi *telemedicine* di indonesia. Pemodelan menggunakan pendekatan *hybrid* yaitu *lexicon dictionary* dengan BiLSTM yang diharapkan memiliki akurasi yang tinggi dan pemodelan topik dengan LDA untuk merepresentasikan topik dari kelompok sentimen.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diambil pada penelitian ini diantaranya yaitu:

1. Hasil tersebut dapat menjadi pertimbangan pengembang dalam peningkatan kualitas konten atau service aplikasi *telemedicine* di Indonesia.
2. Topik yang dihasilkan pada setiap sentimen dapat menggambarkan faktor yang mempengaruhi efektifitas layanan dan mengidentifikasi tema pada setiap sentimen pengguna.
3. Model yang dibangun dapat digunakan melakukan analisis sentimen terhadap aplikasi atau layanan lainnya, penelitian pada analisis sentimen menggunakan pendekatan hybrid dapat menjadi acuan dalam penelitian selanjutnya.
4. Penelitian ini dapat dikembangkan lagi kedepannya dengan memasukkan faktor kebijakan dan rekomendasinya

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan laporan penelitian disusun berdasarkan sistematika penulisan berikut ini:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bagian Pendahuluan ini berisi Latar Belakang, Rumusan Masalah, Batasan Masalah, Tujuan Penelitian, Manfaat Penelitian dan Sistematika Penulisan.

BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

Bagian Tinjauan Pustaka dan Kajian Pustaka yang mendukung penelitian ini, Berisi kajian Pustaka atau literature review penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan analisis sentimen dan pemodelan topik.

BAB 3 METODOLOGI

Bagian Metodologi ini berisi langkah-langkah dalam pelaksanaan penelitian yang dilakukan oleh penulis dalam menyelesaikan masalah yang diteliti.

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian Hasil dan Pembahasan ini berisi hasil yang diperoleh peneliti pada tahapan penelitian dan pembahasannya.

BAB 5 PENUTUP

Bagian Penutup ini berisi Kesimpulan dan Saran terhadap hasil penelitian yang sudah dicapai.

BAB 2
Tinjauan Pustaka

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Telemedicine

Telemedicine merupakan pelayanan kesehatan atau pengobatan jarak jauh. Telemedicine telah diperkenalkan dalam 20-30 tahun terakhir. Telemedicine adalah salah satu jaringan pengawasan kesehatan masyarakat pertama di Abad Pertengahan, ketika informasi tentang wabah pes disebarkan melalui api unggun ke seluruh eropa. Dengan kemajuan teknologi informasi di pertengahan Abad ke-19, layanan pos nasional dan telepon digunakan untuk penyediaan informasi layanan kesehatan pribadi yang lebih lanjut serta memfasilitasi praktek dokter yang memberikan diagnosis dan arahan pengobatan (Campbell, 2006).

Penyediaan layanan kesehatan, di mana jarak merupakan faktor penting. Profesional medis menggunakan teknologi informasi dan komunikasi untuk bertukar informasi yang valid untuk keperluan diagnosis, pengobatan dan pencegahan penyakit/cedera. Aplikasi *telemedicine* dapat diklasifikasikan menjadi dua tipe dasar *Store-and-forward*, atau *asynchronous*, sesuai dengan waktu pengiriman informasi dan interaksi. Sebagai contoh, seorang pasien atau tenaga kesehatan mengirimkan deskripsi e-mail tentang kasus medis kepada seorang ahli yang kemudian mengembalikan diagnosis dan pengobatan yang optimal. Sebaliknya, *telemedicine real-time* atau *sinkron* membutuhkan kehadiran individu yang terlibat secara bersamaan untuk berbagi informasi dengan segera, seperti konferensi video. Pada *Telemedicine sinkron* dan *asinkron*, informasi yang relevan dapat ditransmisikan dalam berbagai media seperti teks, audio, video atau gambar. Dua pendekatan *telemedicine* utama ini berlaku untuk berbagai layanan di berbagai bidang, termasuk *teledermatology*, *telepatologi*, dan *teleradiologi* (Kay et al., 2010).

2.1.2 Unsupervised Lexicon Dictionary

Beberapa penelitian menggunakan skala rating dalam melakukan labeling data, namun rating hanya dapat menggambarkan nilai kepuasan pengguna terhadap aplikasi. Rating yang diberikan pengguna tidak dapat menangkap masukan maupun opini, serta belum cukup dalam menggambarkan kualitas aplikasi telemedicine. Untuk dapat meningkatkan kinerja model perlu menganalisis opini atau sentimen melalui *feedback* pengguna. Analisis sentimen berdasarkan kamus *lexicon* merupakan *feature* data klasifikasi *unsupervised learning* untuk pelabelan data dan dapat meningkatkan performa model (Xu, Yu, et al., 2019).

Penelitian ini menggunakan kamus indonesia sentimen *lexicon* InSet yang dibangun dalam penelitian (Koto & Rahmaningtyas, 2018), kamus *lexicon* berisi kata yang memiliki bobot polaritas. Bobot kata pada kamus akan digunakan untuk mengekstrak skor dari masing-masing text pada *feedback*, untuk menghitung nilai polaritas dari kamus *lexicon* menggunakan persamaan 2.1. Output yang dihasilkan berupa skor polaritas yang akan digunakan untuk menentukan sentimen pengguna.

$$Skor = (jumlah\ bobot\ kata\ positif) + (jumlah\ bobot\ kata\ negatif) \quad (2.1)$$

2.1.3 Analisis Sentimen

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk memecahkan masalah penelitian dalam analisis sentimen, analisis sentimen bidang penelitian yang menarik karena aplikasinya dalam berbagai bidang. Mengumpulkan pendapat dari *feedback* pengguna mengenai berbagai produk, peristiwa, masalah sosial dan politik semakin populer. *Feedback* atau pendapat pengguna pada media sosial atau digital platform berperan penting dalam pengambilan kebijakan serta analisis resiko yang ditimbulkan (Khan et al., 2014). Bidang penelitian yang telah dilakukan pada analisis sentimen yaitu pada sosial media, artikel, *feedback* produk serta membandingkan kinerja model dan kinerja *word embedding* (Nuli et al., 2020).

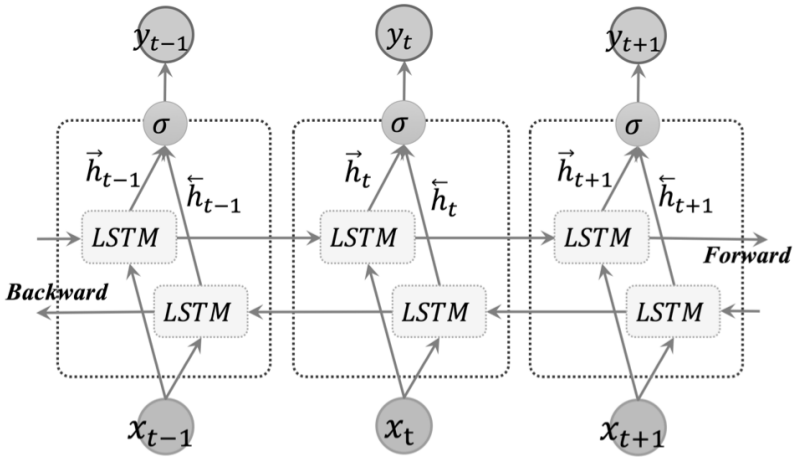
Lexicon based dan *machine learning* merupakan pendekatan utama pada analisis sentimen. *Lexicon* memiliki beberapa kekurangan seperti keterbatasan frasa/kata terutama pada kamus lexicon berbahasa indonesia dan kurang dapat mengidentifikasi kalimat sesuai konteks atau relasi antar kata. Model machine learning atau deep learning dinilai dapat mengatasi kelemahan tersebut dengan memeriksa teks secara keseluruhan dan mengidentifikasi pola yang kompleks dalam urutan kata pada kalimat. Namun model machine learning atau deep learning membutuhkan data pelabelan untuk proses trainingnya. Oleh karena itu, kombinasi kedua pendekatan tersebut membentuk pendekatan ketiga yang disebut *hybrid*. Penelitian sebelumnya menggunakan Algoritma RNN (*Recurrent Neural Network Recurrent*) dan menerapkan *lexicon* sebagai sumber daya tambahan untuk meningkatkan kinerja (Sanagar & Gupta, 2020). Tujuan utama dari pendekatan *hybrid* yaitu menawarkan klasifikasi yang lebih baik dan meningkatkan kemampuan model untuk memahami konteks dan hubungan antar kata dalam kalimat.

Namun penelitian selanjutnya dengan sejumlah besar *feedback* yang mengandung ejaan berbeda untuk kata yang sama dapat menggunakan model deep learning untuk menyediakan analisis yang lebih baik dan mendalam (Ali et al., 2020). BiLSTM metode deep learning yang dapat digunakan untuk pemodelan analisis sentimen.

2.1.4 BiLSTM (*Bidirectional Long Short-Term Memory*)

BiLSTM merupakan gabungan unit BiRNN dan LSTM yang dapat menangkap konteks informasi secara efektif, sehingga vektor kalimat yang lebih baik dapat terwakili. BiLSTM memperlakukan semua input kata setara serta mempertimbangkan informasi konteks dan memperoleh representasi teks dari kalimat dengan lebih baik (Xu, Meng, et al., 2019).

BiLSTM merupakan peningkatan algoritma LSTM yang menangani informasi kontekstual dari token masa depan, BiLSTM mendapatkan informasi kontekstual dengan menggabungkan *hidden layer forward* ($\overrightarrow{h}_t$) dan *backward* ($\overleftrightarrow{h}_t$) dari arah berlawanan pada output yang sama yang bertujuan untuk menangkap informasi masa lalu dan masa depan (Cahyaningtyas et al., 2021). Gambar 2.1 menyajikan struktur BiLSTM, x_t merupakan input vektor, $h_t - 1$ *hidden state* dan $y_t - 1$ *cell state.*



Gambar 2.1 Struktur BiLSTM

Untuk mengklasifikasi seluruh semantik dari input, informasi selanjutnya sama efektifnya dengan informasi sebelumnya. BiLSTM terdiri dari dua jaringan yang mampu membaca input *feedback* dari kedua arah (Hameed & Garcia-Zapirain, 2020). Persamaan 2.2 digunakan untuk *layer forward* memproses informasi dari kiri ke kanan, sedangkan persamaan 2.3 digunakan untuk menghitung konteks kalimat *layer backward* akan memproses informasi dari kanan ke kiri *hidden state*. Persamaan 2.4 merupakan output yang dihasilkan BiLSTM yang menggabungkan *layer forward* dan *backward.*

$$\overrightarrow{h_t} = LSTM\ (x_{t,}\ \overrightarrow{h_t} - 1)\ \ forward \tag{2.2}$$

$$\overleftarrow{h_t} = LSTM\ (x_{t,}\ \overleftarrow{h_t} + 1)\ \ backward \tag{2.3}$$

$$h_t = [\overrightarrow{h_t},\ \overleftarrow{h_t}] \tag{2.4}$$

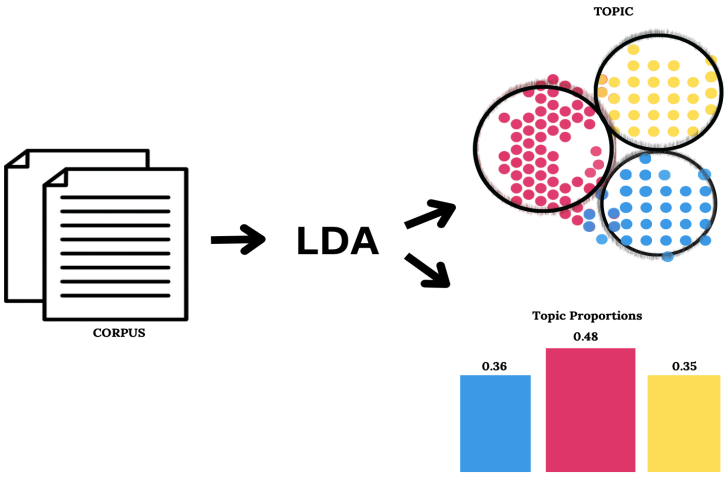
2.1.5 Pemodelan Topik

Pemodelan topik merupakan teknik yang bertujuan menemukan dan menjelaskan struktur pola yang mengungkap topik tersembunyi dari sekelompok kata dalam suatu dokumen (Chairullah, 2020). Menerapkan pemodelan topik dan analisis sentimen dapat memperkaya model untuk dapat mendeskripsikan minat pengguna sebagai rekomendasi, penelitian selanjutnya mempertimbangkan sentimen atau polaritas emosional pada topik tertentu sebagai fitur yang memperkaya input layer model deep learning dan meningkatkan kemampuan eksplorasi model (Zhang & Zhang, 2022), salah satu model pemodelan topik yaitu LDA.

2.1.6 LDA (*Latent Dirichlet Allocation*)

LDA diusulkan oleh Blei Princeton University pada tahun 2002, LDA model *unsupervised machine learning* yang digunakan untuk pemodelan topik dokumen yang tidak bergantung pada domain bahasa. LDA memiliki 3 layer yaitu layer kata, layer topik dan layer dokumen, LDA menggambarkan dokumen secara lebih komprehensif (Zhang & Zhang, 2022). LDA merupakan metode *probabilistik generatif* dari kumpulan *corpus*, LDA metode yang digunakan untuk menemukan informasi tersembunyi dan hubungan antar kata dengan mengelompokan topik pada kumpulan teks berdasarkan kesamaan data (Janu Akrama Wardhana & Yuliant Sibaroni, 2021).

Metode LDA terbukti melakukan pemodelan topik terhadap bidang kesehatan di indonesia, hasil pengujian sangat baik yaitu 94.1% (Prakosa et al., 2021). Kelebihan lainnya yaitu LDA dapat mengekstrak topik dengan akurat pada data yang cukup besar (Putu et al., 2021). Gambar 2.2 menyajikan alur kerja LDA dari kumpulan corpus yang kemudian dikelompokan berdasarkan kesamaan konteks data.

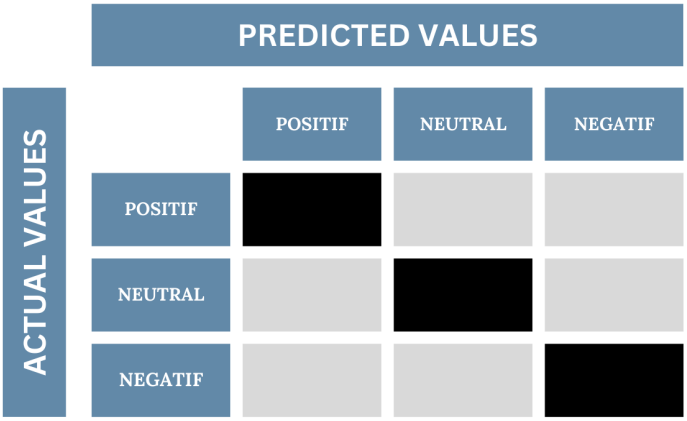


Gambar 2.2 Alur LDA

Alur kerja pemodelan topik LDA yaitu inisiasi menentukan jumlah topik yang akan dicari, *random topic assignment* menandai kata penetapan iterasi, dokumen, topik secara acak, *resample topic for each word* memproses masing-masing kata iterasi secara berulang, output yang dihasilkan pemodelan berupa kumpulan kata dan token kata.

2.1.7 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan tabel yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang dibangun seperti akurasi, *precision* dan *recall.* Tabel ini mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan menampilkan jumlah TP (*true positive*) kelas positif yang diprediksi benar, TN (*true negative*) kelas negatif yang diprediksi benar, FP (*false positive*) kelas negatif yang diprediksi salah dan FN (*false negative*) kelas positif yang diprediksi salah. Gambar 2.3 menyajikan *confusion matrix*, baris mewakili actual *values* dan kolom mewakili *predicted values.* Elemen diagonal yang ditunjukan oleh warna hitam mewakili prediksi yang benar sedangkan elemen diluar diagonal mewakili prediksi yang salah.



Gambar 2.3 *Confusion Matrix*

Akurasi digunakan untuk mengukur performa model, akurasi mendefinisikan rasio prediksi benar positif, neutral dan negatif yang dengan keseluruhan data. Untuk menghitung nilai akurasi menggunakan persamaan 2.5 akurasi kelas dan persamaan 2.6 akurasi model. *Precision* mendefinisikan rasio jumlah prediksi benar pada kelas positif yang dibandingkan dengan data hasil prediksi positif, untuk menghitung nilai *precision* menggunakan persamaan 2.7 *precision* kelas dan persamaan 2.8 *precision* model. *Recall* rasio jumlah prediksi benar pada kelas positif yang dibandingkan dengan data yang benar positif, untuk menghitung nilai *recall* menggunakan persamaan 2.9 *recall* kelas dan 2.10 *recall* model.

$$\text{Akurasi kelas} = \frac{\text{TP}}{\text{Jumlah data}} \tag{2.5}$$

$$\text{Akurasi model} = \frac{\text{A+B+C}}{\text{Jumlah data}} \quad (2.6)$$

$$Precision \text{ kelas} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}} \quad (2.7)$$

$$Precision\ model = \frac{\text{Precision all}}{\text{Jumlah kelas}} \quad (2.8)$$

$$Recall \text{ kelas} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}} \quad (2.9)$$

$$Recall\ model = \frac{\text{Recall all}}{\text{Jumlah kelas}} \quad (2.10)$$

2.1.8 Coherence Score

Pemodelan topik perlu untuk menentukan jumlah topik atau iterasi, jumlah iterasi yang sedikit akan menggambar representasi yang buruk dari distribusi dan terlalu luas sehingga menimbulkan ambiguitas. Sebaliknya nilai iterasi terlalu besar akan memerlukan komputasi besar dan menimbulkan interpretasi yang sulit dikategorikan (Putri. & Kusumaningrum, 2017). *Coherence score* dapat membantu menentukan jumlah iterasi atau topik yang tepat pada pemodelan topik, semakin tinggi nilai *coherence* akan semakin bagus nilai interpretasi topik yang dihasilkan (Ridhwanulah & Fudholi, 2022).

Coherence topik digunakan untuk mengevaluasi seberapa logis dan terkait topik-topik pada pemodelan topik. Topik *coherence* mengukur satu topik dengan mengukur tingkat kesamaan semantik antara kata-kata dengan skor tinggi dalam topik. Hasil pengukuran membantu membedakan antara topik yang dapat dipahami secara semantik dan topik yang merupakan artefak dari inferensi statistik (Stevens et al., 2012). Persamaan 2.2 menghitung nilai coherence, V (kumpulan kata), $\in$ (faktor smoothing) dan (v_i, v_j) menghitung jumlah dokumen yang mengandung i dan j.

$$Coherence\ (V) = \sum_{(v_i,v_j)\epsilon V} Score(v_i, v_j, \in) \quad (2.11)$$

Beberapa *coherence measure* yang dapat digunakan dalam menghitung topik *coherence* diantaranya C_V dan UMASS. UMASS menghitung jumlah pada korpus asli yang digunakan untuk melatih model topik (bukan korpus eksternal). Mengkonfirmasi bahwa model mempelajari informasi yang dapat terkandung dalam korpus. $D(j)$ menghitung jumlah dokumen yang mengandung j (Stevens et al., 2012). Persamaan 2.12 digunakan untuk menghitung score UMASS.

$$score(v_i, v_j, \in) = \log \frac{D(v_i,v_j)+\in}{D(v_j)} \quad (2.12)$$

Salah satu *coherence measure* paling populer yaitu C_V, C_V didasarkan pada jendela geser. Segmentasi satu set dari kata-kata teratas dan ukuran yang diperoleh tidak langsung menggunakan informasi timbal balik *pointwise* yang dinormalisasi (NPMI) dan kesamaan kosinus (Mifrah, 2020).

2.2 Kajian Pustaka

Menurut (Nasreen Taj & Girisha, 2021) penelitian dalam 5 tahun terakhir beberapa atribut yang ditekankan peneliti adalah database, *domain-oriented*, tipe *lexicon*. penelitian belum fokus pada kompleksitas data yang dihasilkan *real-time* dan sebagian besar pendekatan yang dikaitkan dengan kategorisasi sentimen, ketergantungan domain, negasi, kinerja, *lexicon* besar kata-kata bipolar.

Metodologi penelitian utama yang dikembangkan oleh peneliti pada saat ini yaitu *lexicon-based* berbasis korpus dengan pendekatan *unsupervised learning*. Pendekatan *hybrid* yang diintegrasikan dengan supervised learning dan *lexicon based*, pendekatan *Machine Learning, Deep learning, Task-Oriented* dan *Granularity*. *Deep learning* pendekatan yang paling disukai pada sentimen analisis, Task-Oriented pendekatan berkaitan *tasks* tertentu, beberapa frekuensi serta *upcoming task*, klasifikasi polarity, identifikasi subjektivitas/objektivitas, analisis sentimen berdasarkan *aspect/feature*. *Granularity* berfokus memperoleh tingkat precision yang tinggi dengan pertimbangan tingkat korpus yang signifikan, tingkat kalimat, analisis tingkat dokumen (Taj & Girisha, 2021).

Tinjauan pustaka menyajikan ulasan penelitian dalam bidang analisis sentimen dan metodologi yang digunakan pada penelitian 5 tahun terakhir. Penelitian tersebut dibagi menjadi tiga sub tema, pertama ditunjukan pada Tabel 2.1 analisis sentimen, Tabel 2.2 penelitian dengan model BiLSTM dan Tabel 2.3 penelitian pada domain atau area yang sama yaitu *telemedicine* dan pemodelan topik.

Tabel 2.1 Ulasan Penelitian Sentimen Analisis

No	Sub Tema	Keywords	Ulasan	Pustaka
1	*Analysis of Political Sentiment Orientations on Twitter*	*Political Orientations; Opinion Mining; Text Classification; Twitter*	Fokus penelitian sentimen politik pada twitter menggunakan LSTM dan membandingkan kinerjanya dengan beberapa model machine learning	(Ansari et al., 2020)
2	*An algorithm and method for sentiment analysis using the text and emoticon*	*Machine learning; Deep learning; Classification; Emoticon; Text*	Penelitian menggunakan machine learning dan deep learning pada teks twitter dengan fitur TD-IDF, Bag of words, N-gram, leksikon emoticon. Deep learning mendapat akurasi 89%	(Ullah et al., 2020)
3	Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM)	analisa sentimen, teks, klasifikasi, Long Short- Term Memory, sosial media, multiclass	Pada penelitian ini menggunakan model deep learning LSTM dalam menganalisa sentimen multiclass, akurasi tertinggi yang didapatkan 91.9% dan nilai rata-rata 89.45%	(Astari & Wahib, 2021)
4	Analisis Sentimen Pada Ulasan di TripAdvisor Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)	wisata, situs web, ulasan, analisis sentimen, LSTM, word2vec, COVID-19 di Bali, Tripadvisor	Fokus penelitian analisis sentimen ulasan aplikasi TripAdvisor menggunakan LSTM, akurasi model yang dibangun 71.67%.	(Nurvania & Lhaksamana, 2021)
5	*Twitter sentiment analysis from Iran about COVID 19 vaccine*	*SARS-CoV-2, COVID-19, Public health, Vaccination, Sentiment analysis*	Fokus penelitian sentimen vaksin lokal dan import di iran pada twitter. metodologi yang digunakan CNN-LSTM.	(Bokaee Nezhad & Deihimi, 2022)

No	Sub Tema	Keywords	Ulasan	Pustaka
6	Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store	*Naïve Bayes, Play Store, Reviews, Sentiment Analysis, Shopee*	Penelitian analisis sentimen pada ulasan Google Play Store aplikasi shopee, data ulasan yang digunakan yaitu sebanyak 1000 ulasan. algoritma yang digunakan adalah machine learning naive bayes dengan akurasi 83%	(A et al., 2022)
7	*Sentiment lexicon for sentiment analysis of Saudi dialect tweets*	*Arabic sentiment analysis; Arabic sentiment lexicon; Arabic text mining; Arabic language resources; Saudi dialect*	Penelitian ini menggunakan lexicon sentimen untuk analisis sentimen berbahasa arab. dataset yang digunakan 1500 tweet.	(Al-Thubaity et al., 2018)
8	*Chinese Text Sentiment Analysis Based on Extended Sentiment Dictionary*	*Chinese text sentiment analysis, text classification, naive Bayesian, sentiment dictionary*	Penelitian ini bertujuan untuk memperluas sentiment dictionary. hasil eksperimen memiliki kelayakan dan akurasi yang baik dalam beberapa bidang.	(Xu, Yu, et al., 2019)
9	*Sentiment analysis of financial news using unsupervised approach*	*Sentiment Analysis; Financial news;SemanticOrientation; Uns upervised techniques;*	Fokus penelitian adalah pada berita keuangan, menggunakan hybrid sebagai teknik dalam identifikasi frase.	(Yadav et al., 2020)
10	*Sentiment analysis on Bangla text using extended lexicon dictionary and deep learning algorithms*	*Sentimet analysis, Bangla NLP Deep learning, BTSC,Word2Vec, Fine-tuning,CNN,RNN,LSTM, GRU,NN,Hybrid,AM,mechanism ,Capsule layers, BERT*	Menggunakan model deep learning untuk analisis sentimen teks bangla dengan kamus lexicon dan LSTM. akurasi yang didapatkan paling tinggi 84.18%.	(Bhowmik et al., 2022)

Tabel 2.2 Ulasan Penelitian Model BiLSTM.

No	Sub Tema	Keywords	Ulasan	Pustaka
1	*The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series*	*LSTM, BiLSTM, ARIMA*	Penelitian ini melakukan komparasi kinerja dan training ARIMA, LSTM, BiLSTM. training BiLSTM memiliki pengaruh positif dan signifikan.	(Siami-Namini et al., 2019)
2	*Sentiment Analysis of Comment Texts Based on BiLSTM*	*Sentiment analysis, artificial intelligence, social network, weighted word vectors, BiLSTM*	Penelitian menggunakan BiLSTM dan menyimpulkan model menghasilkan memiliki akurasi, presisi, recall, dan skor F1 tinggi serta cukup efektif dibandingkan model pembanding lainnya	(Xu, Meng, et al., 2019)
3	*Sentiment Classification Using a Single-Layered BiLSTM Model*	*Bidirectional long short-term memory, deep learning, long-term dependencies, natural language processing, sentiment analysis*	Penelitian menggunakan model deep learning BiLSTM single-layer pada dataset film MR, SST2 dan IMDd. Model yang dibangun memiliki kinerja cukup efisien serta dapat direkomendasikan untuk aplikasi real-time dalam bidang analisis sentimen	(Hameed & Garcia-Zapirain, 2020)
4	*Sentiment Analysis on Twitter using Neural Network: Indonesian Presidential Election 2019 Dataset*	*Sentiment Analysis, Presidential Election 2019, twitter*	Fokus penelitian ini analisis sentimen pemilihan presiden pada twitter menggunakan beberapa varian deep neural network algorithms. Akurasi terbaik pada BiLSTM 84.60%.	(Hidayatullah et al., 2021)

No	Sub Tema	Keywords	Ulasan	Pustaka
5	*Hoax Analyzer for Indonesian News Using Deep Learning Models*	*Hoax analyzer; Deep neural networks; Classifiers; Text classification*	Penelitian ini menggunakan deep neural network algorithms analisis berita palsu. akurasi tertinggi pada 1D-CNN 97.7% pada BiLSTM 96.2% dan GRU 95.2%	(Nayoga et al., 2021)

Tabel 2.3 Ulasan Penelitian mHealth/Telemedicine

No	Sub Tema	Keywords	Ulasan	Pustaka
1	*A feature-oriented analysis of developers' descriptions and user reviews of top mHealth applications for diabetes and hypertension*	*mHealth application, Diabetes, Hypertension, User reviews, app descriptions, multiple chronic conditions*	Pada penelitian ini berfokus pada aplikasi mHealth diabetes dan hipertensi membantu meningkatkan kualitas aplikasi dengan menganalisis deskripsi aplikasi dan feedback pengguna.	(Wang et al., 2021)
2	*Using Machine Learning and Thematic Analysis Methods to Evaluate Mental Health Apps Based on User Reviews*	*Health, machine learning, mental health, mobile apps, sentiment analysis, thematic analysis, user reviews, wellbeing.*	Penelitian analisis aplikasi mHealth kesehatan mental platform app store dan android menggunakan machine learning dan analisis tematik feedback pengguna.	(Oyebode et al., 2020)
3	Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Kesehatan (Telemedicine) Sebagai Pendukung Keputusan Dalam	*analisis sentimen, kualitas, pendukung keputusan, telemedicine*	Pada tugas akhir ini melakukan analisis aplikasi *telemedicine* untuk meningkatkan kualitas aplikasi menggunakan SVM. Dataset sebanyak	(Ahmed, Joko, 2020)

No	Sub Tema	Keywords	Ulasan	Pustaka
	Meningkatkan Kualitas Aplikasi Kesehatan		19.148 dan mendapat akurasi tertinggi 96,82% pada pembagian data 75:25.	
4	Analisis Sentimen Review Halodoc Menggunakan Naive Bayes Classifier	*Naïve Bayes Classifier, Text Mining, Sentiment Analysis, Classification, Halodoc*	Penelitian dengan domain yang sama yaitu aplikasi *telemedicine Halodoc* menggunakan machine learning *Naïve Bayes* mendapat akurasi 81,68%	(Hendra & Fitriyani, 2021)
5	Analisis sentimen masyarakat terhadap layanan konsultasi dokter menggunakan Algoritma Naive Bayes	*Analisis sentimen, twitter, algoritma naive bayes*	Pada penelitian ini juga menggunakan machine learning *Naïve Bayes* dari data twitter, aplikasi tele *telemedicine* yang dianalisis yaitu halodoc, alodokter dan klikdokter.	(Wardani & Erfina, 2021)
6	Implementasi Algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbors Untuk Analisis Sentimen Aplikasi Halodoc	*Analysis Sentiment, Classification, Naive Bayes, SVM*	Penelitian ini melakukan komparasi algoritma machine learning untuk analisis sentimen aplikasi *telemedicine Halodoc*	(Indrayuni et al., 2021)

Tabel 2.1 Menunjukan penelitian terdahulu yang menggunakan dan melakukan komparasi model *machine learning* dan *deep learning*, *Lexicon* dan model *deep learning* LSTM telah banyak digunakan dalam melakukan analisis sentimen. Tabel 2.2 Menunjukan prediksi menggunakan model BiLSTM memiliki kinerja yang lebih baik dari pada LSTM tradisional. Tabel 2.3 Menunjukan penelitian yang dilakukan pada domain yang sama menggunakan *machine learning* dalam melakukan analisis sentimen.

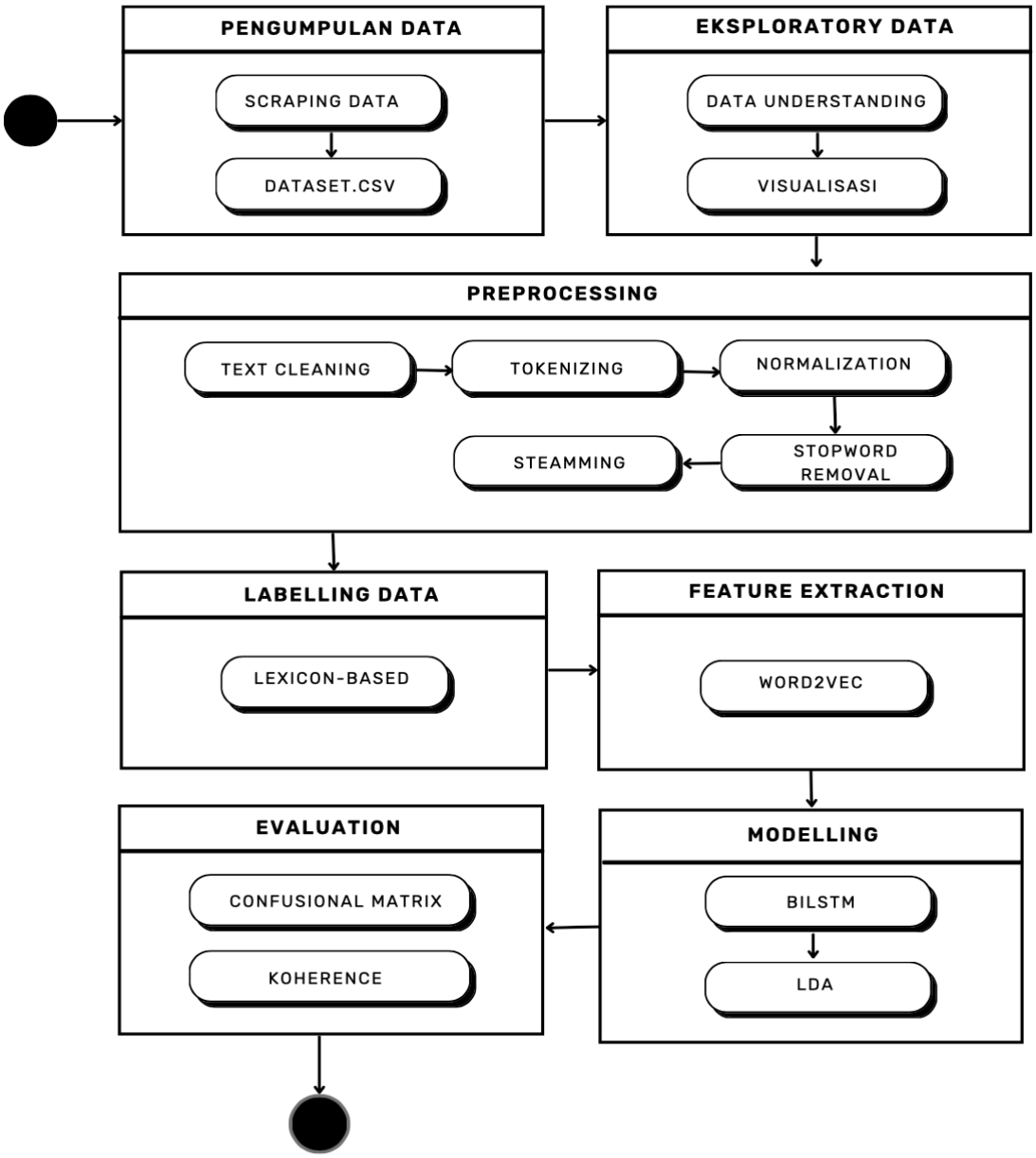
Berdasarkan penelitian sebelumnya yang telah dilakukan dalam analisis sentimen, penelitian ini menggunakan pendekatan *hybrid* dengan model *deep learning.* Hal ini untuk melakukan prediksi sentimen yang lebih baik dan analisis lebih mendalam pada data yang besar dan kompleks, seperti yang disebutkan pada saran penelitian (Ali et al., 2020). Pendekatan *hybrid* menggunakan kamus *lexicon* sebagai *feature* data untuk labeling data yang tidak berlabel agar tidak membutuhkan waktu dalam proses pelabelan, terutama pada data yang cukup besar.

Penelitian dalam domain yang sama masih terbatas pada penggunaan *machine learning* maupun *deep learning* LSTM saja. Penelitian ini menggunakan model BiLSTM karena memiliki kinerja yang baik, serta mampu menangkap konteks informasi pada dua arah. Kemudian menerapkan pemodelan topik untuk dapat mendeskripsikan topik pada sentimen untuk memperkaya hasil penelitian dan mengeksplorasi *feedback* pengguna android sehingga dapat meningkatkan kualitas layanan aplikasi serta menganalisis area yang perlu ditingkatkan menjadi lebih baik.

BAB 3
Metodologi

3.1 Tahapan Penelitian

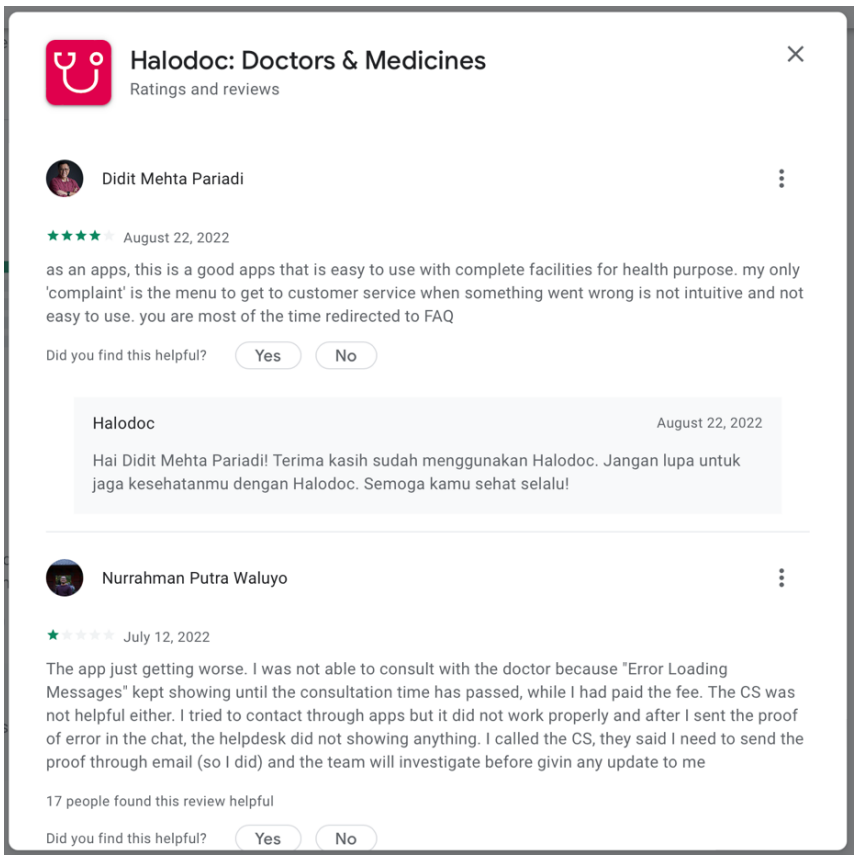
Penelitian ini menggunakan pendekatan *hybrid* yaitu *lexicon* untuk labeling data dan model *deep learning* BiLSTM, kemudian melakukan pemodelan topik pada polaritas sentimen. Analisis sentimen dan pemodelan topik dilakukan pada beberapa aplikasi *telemedicine* platform android. Penelitian ini memiliki beberapa tahapan dalam pemrosesannya, tahapan-tahapan yang akan diterapkan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Alur Penelitian

3.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan *scraping* data pada aplikasi *telemedicine* google play store menggunakan bahasa pemrograman python dan *library* google play scraper. Gambar 3.2 merupakan contoh *feedback* yang ditinggalkan pengguna mengenai aplikasi *telemedicine*. Terdapat informasi waktu ulasan, username, ulasan Pengguna, *score*, jumlah suka ulasan, balasan ulasan dari pengembang dan waktu balasan pengembang. Tabel 3.1 menyajikan *feedback* aplikasi *telemedicine* yang dikumpulkan yaitu Alodokter, KlikDokter, YesDok, SehatQ dan Halodoc dan id masing-masing aplikasi.



Gambar 3.2 Feedback Aplikasi Telemedicine

Tabel 3.1 Id Aplikasi Telemedicine

No	Telemedicine	Id Aplikasi
1	Alodokter	com.alodokter.android
2	Halodoc	com.linkdokter.halodoc.android
3	KlikDokter	id.codigo.klikdokter
4	SehatQ	com.she.sehatq
5	YesDok	com.yesdok.mobile.app

Tabel 3.1 Menunjukan id masing-masing aplikasi yang akan digunakan untuk melakukan *scraping feedback* pengguna. *Scraping* dilakukan untuk mendapatkan data dengan kompleksitas yang dihasilkan *real-time,* karena data merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi kinerja model. *Feedback* yang didapatkan, di-*filter* untuk dipilih hanya yang dituliskan dalam bahasa indonesia, hal ini dilakukan untuk mendeskripsikan pengguna domestik. Gambar 3.3 merupakan kode *python* yang diterapkan untuk melakukan *scraping feedback* pada aplikasi *telemedicine* google play store.

```
import pandas as pd
import numpy as np
from google_play_scraper import Sort, reviews_all

result = reviews_all(
    'com.yesdok.mobile.app'   #id app
    sleep_milliseconds = 0, # defaults to 0
    lang='in', # defaults to 'in'
    country='id', # defaults to 'id'
    sort=Sort.MOST_RELEVANT, # defaults to Sort.MOST_RELEVANT
    filter_score_with = None # defaults to None(means all score)
)
```

Gambar 3.3 Kode Python untuk Scrapping

3.3 Exploratory Data

Pada tahap ini dilakukan untuk memahami data yang telah dikumpulkan. Analisis data dilakukan menggunakan visualisasi yang dapat menunjukkan representasi data dengan jelas. Visualisasi data dilakukan untuk memahami dan mengidentifikasi keadaan data yang dimiliki seperti distribusi populasi data, kelengkapan data dan multivariate antar variabel data, sebelum kemudian dijadikan bahan pertimbangan pada proses preprocessing data. Luaran pada proses ini yaitu visualisasi yang mendeskripsikan data yang telah dikumpulkan.

3.4 Preprocessing

Preprocessing merupakan proses yang dilakukan untuk mempersiapkan data sehingga dapat digunakan pada modelling. Tahap ini mengubah data mentah menjadi bentuk yang dapat dipahami untuk memudahkan *machine* dalam memproses data. Preprocessing dalam penelitian menggunakan bahasa pemrograman *python* dan *packages open source python*. Preprocessing digunakan untuk mengekstrak kalimat yang tidak terstruktur menjadi bentuk formal atau standar. Adapun langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini yaitu:

1. *Text Cleaning*: Tahap ini berguna untuk membersihkan data seperti *emoticon*, tanda baca, angka, *mention, link/URL, hashtag, double tab, new line, back slice, punctuation, single char, case folding* atau menyamakan semua huruf dalam data menjadi *lawer case* (huruf kecil).

2. *Text Tokenizing*: Tahap ini berfungsi untuk memotong kalimat dalam *feedback* menjadi kata-kata yang terpisah, *tokenizing* memisahkan setiap kata dalam kalimat *feedback* menggunakan karakter spasi.
3. *Text Normalization*: Sebelum melakukan *stopword* sebelumnya dilakukan pengecekan distribusi singkatan kata. Kemudian selanjutnya normalisasi kata dengan menggubah kata slang dan singkatan menjadi kata dasar menggunakan kamus slang.
4. *Stopword Removal*: Stopword yaitu menghapus kata-kata yang berukuran besar atau kata yang sering berulang dan tidak memiliki makna. *Stopword removal* indonesia menggunakan package nltk.corpus python.
5. *Stemming*: Tahap ini berfungsi untuk mereduksi kata dari *feedback* menghapus awalan dan akhiran kata atau imbuhan ke dalam bentuk lebih formal, stemming menggunakan Sastrawi *package*.

3.5 Labeling Data

Kalimat dalam *feedback* yang sudah di *preprocessing* dan sudah dalam bentuk token kata tahap selanjutnya yaitu melakukan pelabelan menggunakan *lexicon*. Token kata yang dihasilkan *preprocessing* akan dicocokan dengan serangkaian kata pada kamus *lexicon*, kemudian mengekstrak point dari *feedback* berdasarkan kamus *lexicon* untuk mendapatkan skor pada *feedback* tersebut. Skor polarity yang dihasilkan akan menentukan label sentimen, jika kata tidak ditemukan terdapat pada *lexicon* maka dianggap skor polarity sama dengan 0 (Kolchyna et al., 2015).

Pada penelitian ini melakukan labeling sentimen menjadi tiga kelas berdasarkan nilai polaritas yaitu kelas positif dengan nilai sama atau lebih dari 1, negatif dengan nilai dibawah -1 dan neutral dengan nilai sama dengan 0. Tabel 3.2 merupakan contoh kata positif dan negatif pada kamus indonesia sentimen lexicon InSet yang akan digunakan untuk pelabelan pada *feedback* yang dikumpulkan.

Tabel 3.2 Contoh Dictionary lexicon

Lexicon Positive	**Lexicon Negative**
terimakasih, bantu, santun, akses, makasih, detailnya, merespon, terawat, antusias, terbaik, alhamdulillah, asa, muas, muncul, normal, membantu, memudahkan, meringankan	sesal, maaf, mulu, ngga, seandainya, malas, mending, ilang, akibaatt, aduh, masalah, ubah, cacat, susah, repot, becus, error, kelemahan, kejelekan, astaghfirullah, gapaham, lama, asal-asalan

3.6 Feature Extraction

Pada tahap ini menerapkan *feature extraction* atau *word embedding* yang akan menjadi inputan pada *training* model. Penelitian ini menerapkan Word2Vec sebagai *word embedding*, *word embedding* yaitu representasi vektor yang berguna sebagai *features* sintaksis dan hubungan antar kata, kemudian kata yang memiliki kesamaan konteks, mirip atau relatif mirip akan dikelompokkan ke dalam *vector space* yang sama (Royyan & Setiawan, 2022). Word2Vec diperlukan oleh model *deep learning* karena *deep learning* tidak dapat mengolah data teks secara langsung sehingga teks terlebih dahulu akan diubah menjadi bentuk representasi vektor (Windjatika & Maharani, 2022). Word2vec dikembangkan oleh (Mikolov et al., 2013), Mikolov et al dalam penelitiannya menjelaskan bagaimana bagaimana Word2Vec bekerja dalam *word embedding.* Proses pertama merumuskan model Word2Vec yaitu membuat kosakata dari data input, kemudian Word2Vec akan mempelajari representasi vektor dari kata tersebut (Muhammad et al., 2021).

3.7 Modelling

Setelah melakukan pelabelan data serta penerapan *feature extraction word embedding,* tahapan selanjutnya yang dilakukan yaitu modelling. Terdapat dua modelling pada penelitian ini yaitu pemodelan sentimen dan pemodelan topik. Pemodelan analisis sentimen dalam bahasa indonesia menggunakan algoritma BiLSTM. Luaran pada proses pemodelan sentimen berupa model prediksi sentimen. Pemodelan topik sentimen menggunakan algoritma LDA. Luaran pada proses pemodelan topik adalah topik-topik yang mewakili konteks bahasan dari masing-masing sentimen.

3.7.1 Pemodelan Sentimen

Sebelum melakukan pemodelan analisis sentimen, data sebelumnya akan dibagi menjadi data *training* untuk keperluan training model dan data *testing* untuk prediksi kinerja model yang dibangun. Penggunaan algoritma deep learning membutuhkan data *training* yang besar untuk mencapai kinerja model yang lebih akurat, oleh karena itu pembagian dataset dibagi dengan beberapa skenario berbeda yaitu skenario 1 serta komparasi dataset lexicon dan pengecekan manual, skenario 2 dan skenario 3. Percobaan tambahan untuk mengkonfirmasi hasil prediksi model yang dibangun, Tabel 3.3 menunjukan distribusi data skenario.

Tabel 3.3 Pembagian data

No	Skenario	Training	Testing
1	Skenario 1 (95% : 5%)	224.467	11.815
2	Skenario 2 (85% : 15%)	200.839	35.443
3	Skenario 3 (75% : 25%)	177.211	59.071
4	Percobaan tambahan	189.890	4.159

Menerapkan pembagian data dengan beberapa skenario berbeda dapat membantu meningkatkan performa model, serta mengurangi resiko *overfitting* pada model dan dapat memastikan model yang dibangun mampu menggeneralisasi data baru dengan baik. Serta menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan dapat digunakan pada situasi dunia nyata. Pemodelan analisis sentimen menggunakan bahasa pemrograman python dan package Tensorflow.Keras. *Hyperparameter* yang ditetapkan pada model BiLSTM seperti:

a) Lapisan embedding, mengubah input teks menjadi representasi vektor.
b) 2-layer BiLSTM, memiliki kemampuan untuk dapat mempelajari fitur lebih kompleks dari feedback pengguna yang diproses.
c) Jumlah unit BiLSTM (100), menghitung proses setiap waktu pada input.
d) Dropout (0.3), fungsi yang digunakan untuk mencegah overfitting model.
e) Lapisan Conv1D, digunakan untuk mengekstrak fitur atau pola tersembunyi dari input teks pada feedback sehingga dapat mengenali kata kunci dari sentimen positif dan negatif, sehingga dapat meningkatkan akurasi model.
f) Lapisan GlobalMaxPool1D, mencari nilai maksimal dari setiap dimensi data sehingga menghasilkan dimensi yang lebih kecil dan hanya terdiri dari nilai maksimum yang telah dipilih dari setiap dimensi data yang diproses, membantu mengurangi dimensi data dan meningkatkan efisiensi pemprosesan data
g) Lapisan dense unit (3) menghasilkan output 3 neuron menuju output layer, nilai unit merupakan jumlah kelas pada data yaitu 3 kelas.
h) Optimizer Adam, berfungsi untuk menyesuaikan learning rate pada training model.
i) epoch hingga 10 agar model dapat beradaptasi dengan data training yang cukup kompleks dan dapat memberikan performa yang lebih baik pada data test. Semakin banyak epoch yang digunakan maka banyak kesempatan model untuk dapat mempelajari pola dan prediksi lebih akurat, namun seiring waktu kestabilan performa model dapat memburuk sehingga dengan menerapkan epoch hingga 10 dapat membantu memperbaiki stabilitas.

j) Batch size (100), jumlah sampel data yang melewati jaringan pada satu waktu.
k) Fungsi callback yang digunakan yaitu ReduceLROnPlateau dan EarlyStopping, ReduceLROnPlateau mengurangi kecepatan proses training saat matriks val_loss tidak memiliki perkembangan selama 5 iterasi dan EarlyStopping menghentikan proses training matriks val_accuracy tidak mengalami perubahan selama 5 iterasi.
l) Sparse categorical crossentropy, fungsi yang digunakan untuk klasifikasi multi-kelas.

3.7.2 Pemodelan Topik

Tahap selanjutnya setelah melakukan pemodelan sentimen yaitu melakukan pemodelan topik pada sentimen positif, neutral dan negatif. Tahapan pemodelan topik, pertama menentukan jumlah topik yang akan digunakan pada setiap kelas sentimen. Parameter yang akan diterapkan pada pemodelan topik yaitu:

a) *num_topics* (20), jumlah topik yang akan dihasilkan model dari feedback.
b) *chunksize* (500), jumlah dokumen yang diproses sekaligus pada setiap iterasi.
c) *passes* (20), jumlah kali pemodelan yang dilakukan pada seluruh corpus.
d) *iterations* (400), jumlah iterasi model.
e) *alpha* (auto), parameter kontrol yang menentukan distribusi topik per-dokumen.
f) *random state* (0), memastikan hasil pemodelan topik konsisten.

3.8 Evaluation

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja dari model deep learning BiLSTM dalam memprediksi sentimen pengguna dan model LDA terhadap aplikasi telemedicine. (Gunawan et al., 2018) dan beberapa penelitian menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung nilai akurasi, *precision* dan *recall* model sentimen yang dibangun. Visualisasi dalam bentuk grafik split validation training dan testing akan digunakan untuk melihat kemungkinan terjadinya *overfitting* dan *underfitting* model.

Penelitian ini melakukan evaluasi pemodelan topik menggunakan nilai *coherence* untuk menentukan jumlah topik yang tepat pada masing-masing kelas sentimen. Mencari nilai *coherence* topik pada model menggunakan library python gensim yang paling banyak digunakan yaitu *coherence measure* C_V dan UMASS. Tahap pemodelan topik membuat dictionary dari input text, kemudian menentukan jumlah topik. Penelitian ini menggunakan rentang topik dengan jumlah 1 hingga 20 untuk menentukan jumlah topik terbaik yang akan digunakan pada setiap kelas sentimen.

BAB 4
Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan metodologi penelitian maka pada bagian ini membahas hasil yang didapatkan pada tahapan-tahapan penelitian.

4.1 Hasil Pengumpulan Data

Hasil pengumpulan *feedback* aplikasi yang dilakukan pada 14 agustus 2022, total keseluruhan *feedback* yang didapatkan berjumlah 244.098 record data dan disimpan dalam format file CSV. Pada Gambar 4.1 menyajikan *feedback* yang dikumpulkan pada google play store. Data yang dikumpulkan berisi "reviewId: Id review", "username: nama pengguna yang menulis ulasan", "content: ulasan pengguna yang berisi opini dan masukan dari pengguna", "*score*: rating aplikasi dalam bentuk poin 1 hingga 5", "thumbsUpCount: jumlah suka pada ulasan", "reviewCreatedVersion: versi aplikasi pada saat ulasan", "at: waktu ulasan seperti tahun-bulan-tanggal", "replyContent: balasan ulasan dari pihak pengembang aplikasi", "replidAt: waktu balasan dari pihak pengembang aplikasi".

	reviewId	userName	userImage	content	score	thumb…	review…	at	replyCont…	repliedAt
1	99f2a3d…	Voni Katr…	https://pl…	Ketiga kalinya pake …	2	747	4.4.0	2022-06-2…		
2	6fe265a…	Erianto S…	https://pl…	Aplikasi penipuan... …	1	37	4.5.1	2022-08-0…	ALO Eria…	2022-08-07 01:03:…
3	57a82a…	Junny Kr…	https://pl…	Bru download kmre…	1	380	4.4.0	2022-07-0…		
4	05cbd3…	Sri Yani …	https://pl…	Ada promo 8k an un…	1	540	4.4.0	2022-06-2…		
5	e26cf8d…	Pajak20…	https://pl…	Terimakasih fast res…	4	244	4.4.0	2022-06-1…		
6	82e907f…	Sandy S…	https://pl…	Pelayanan bagus d…	5	126	4.5.1	2022-07-3…	Alo, Sand…	2022-07-30 04:43:…
7	09244d…	Ang Eeng	https://pl…	Sangat.. Sangat me…	5	9	4.4.0	2022-07-2…	Alo, Ang …	2022-07-23 01:02:…
8	649d9c…	Rifa Fauzia	https://pl…	Pelayanan dokter y…	5	241	4.4.0	2022-06-0…	Alo, Rifa …	2022-06-08 04:43:…
9	1e2dd2…	Melisa M…	https://pl…	Kecewa padahal lag…	1	8	4.5.1	2022-07-2…		
10	545ba6f…	Anfie Sy…	https://pl…	Pelayanan dari dokt…	5	3	4.5.1	2022-08-0…	Alo, Anfie …	2022-08-03 02:03:…

Gambar 4.1 Sample Dataset

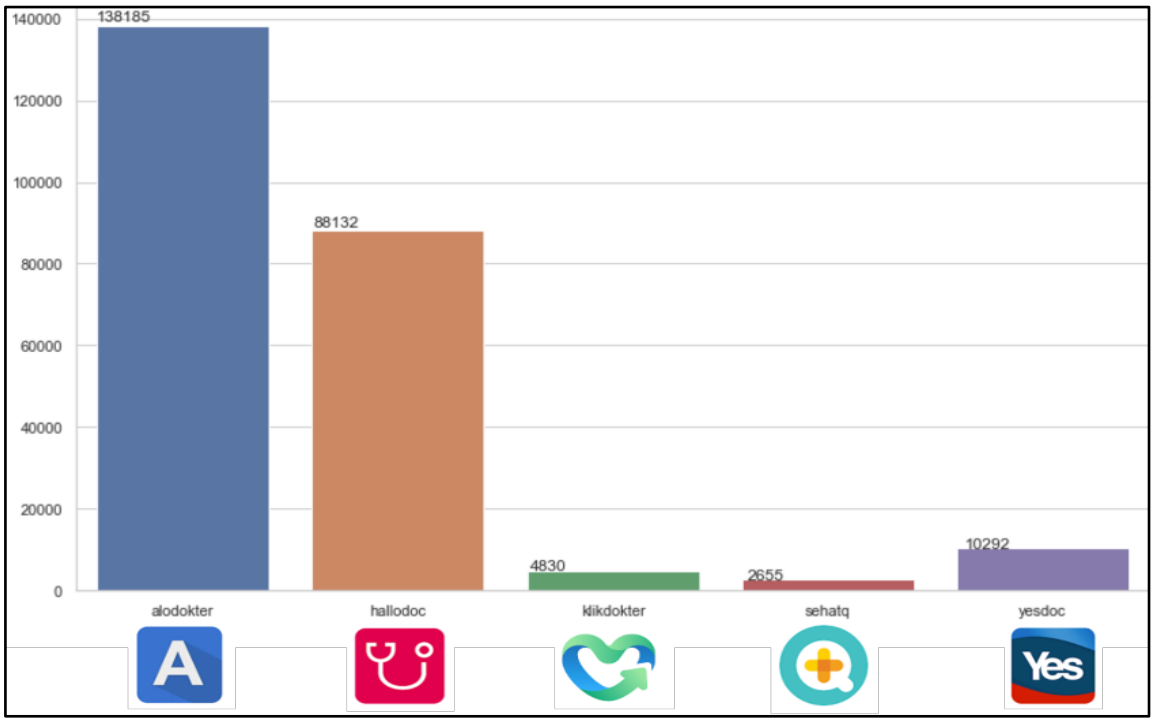
4.2 Hasil Exploratory Data

Exploratory dilakukan untuk memahami data seperti distribusi dan menyajikan data secara visual untuk mendeskripsikan data yang terkumpul agar dapat dipahami. Jumlah data yang dikumpulkan adalah 244.098, namun terdapat data kosong pada "*content*" seperti yang ditunjukan pada Gambar 4.2. Oleh karena itu dilakukan penghapusan data kosong, yang kemudian mengisahkan 244.095 record data. Gambar 4.3 menyajikan distribusi data yang dikumpulkan pada kelima aplikasi *telemedicine*, bar chart menunjukan bahwa sebagian besar data merupakan *feedback* dari aplikasi Alodokter yaitu 138.185 atau 51.6%, Halodoc 36.6%, KlikDokter 7.1%, SehatQ 3.3% dan YesDoc 1.5%.

```
data.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 244098 entries, 0 to 10291
Data columns (total 11 columns):
 #   Column                Non-Null Count   Dtype
---  ------                --------------   -----
 0   reviewId              244098 non-null  object
 1   userName              244097 non-null  object
 2   userImage             244098 non-null  object
 3   content               244095 non-null  object
 4   score                 244098 non-null  int64
 5   thumbsUpCount         244098 non-null  int64
 6   reviewCreatedVersion  215764 non-null  object
 7   at                    244098 non-null  object
 8   replyContent          116205 non-null  object
 9   repliedAt             116205 non-null  object
 10  Telemedis             244098 non-null  object
dtypes: int64(2), object(9)
memory usage: 30.4+ MB
```

Gambar 4.2 Informasi Data



Gambar 4.3 Distribusi Data Aplikasi

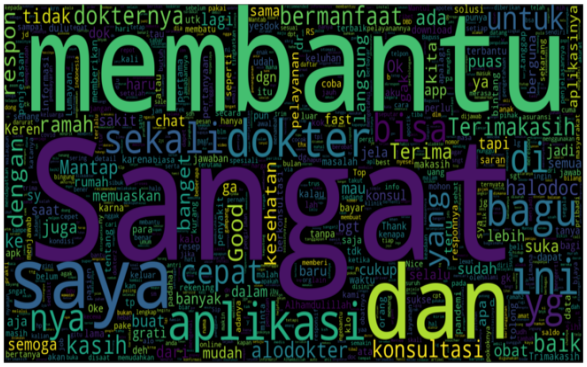
4.3 Hasil Preprocessing

Pada *preprocessing* memiliki beberapa tahapan yang dilakukan dalam memproses *feedback* yaitu *Text Cleaning*, *Text Tokenizing*, *Text Normalization*, *Stopword Removal*, *Stemming*. Tahapan-tahapan tersebut dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data sebelum dilakukan pemodelan sentimen dan pemodelan topik. *Preprocessing* diterapkan pada teks *feedback* "content" pengguna, Tabel 4.1 menunjukan hasil *preprocessing* dan perubahan *feedback* pengguna pada setiap prosesnya yaitu sebelum dan setelah penerapan *Text Cleaning*, *Text Tokenizing*, *Text Normalization*, *Stopword Removal*, *Stemming.*

Tabel 4.1 Hasil Preprocessing Feedback

No	Tahapan	Preprocessing
1	Sebelum	Respon dari para dokter baik, dan penjelasannya mudah untuk dimengert□☺️, tapi saya baru menggunakan aplikasi ini... tunggu kelanjutannya apakah akan lebih baik lagi..!!!!!!!
2	*Text Cleaning*	respon dari para dokter baik dan penjelasannya mudah untuk dimengerti tapi saya baru menggunakan aplikasi ini tunggu kelanjutannya apakah akan lebih baik lagi
3	*Text Tokenizing*	['respon', 'dari', 'para', 'dokter', 'baik', 'dan', 'penjelasannya', 'mudah', 'untuk', 'dimengerti', 'tapi', 'saya', 'baru', 'menggunakan', 'aplikasi', 'ini', 'tunggu', 'kelanjutannya', 'apakah', 'akan', 'lebih', 'baik', 'lagi']
4	*Text Normalization*	['respon', 'dari', 'para', 'dokter', 'baik', 'dan', 'penjelasannya', 'mudah', 'untuk', 'dimengerti', 'tapi', 'saya', 'baru', 'menggunakan', 'aplikasi', 'ini', 'tunggu', 'kelanjutannya', 'apakah', 'akan', 'lebih', 'baik', 'lagi']
5	*Stopword Removal*	['respon', 'dokter', 'penjelasannya', 'mudah', 'dimengerti', 'aplikasi', 'tunggu', 'kelanjutannya']
6	*Stemming*	['respon', 'dokter', 'jelas', 'mudah', 'erti', 'aplikasi', 'tunggu', 'lanjut']

Gambar 4.4 dan Gambar 4.5 menyajikan *wordcloud* kata sebelum dan setelah *preprocessing*, sebelum dilakukan *preprocessing* terdapat kata-kata seperti "saya", "di", "dan", "yang", "dengan" dan belum dilakukan pemotongan atau *stopword removal*. Setelah diterapkan *preprocessing* kata-kata tersebut dihilangkan dan dilakukan pemotongan pada beberapa kata seperti "membantu" menjadi "bantu" dan "bermanfaat" menjadi "manfaat".



Gambar 4.4 Sebelum Preprocessing



Gambar 4.5 Setelah Preprocessing

Setelah tahapan *preprocessing*, dilakukan pengecekan kembali terhadap *feedback* hasil *preprocessing* untuk memastikan kualitas data yang akan digunakan. Tinjauan terhadap data untuk memeriksa adanya data kosong, duplikat, atau derau dalam *feedback* hasil *preprocessing*. Sehingga data kosong atau derau akan dihapus, jumlah *feedback* yang semula 244.095 dikurangi menjadi 236.282 record data yang lebih akurat dan valid.

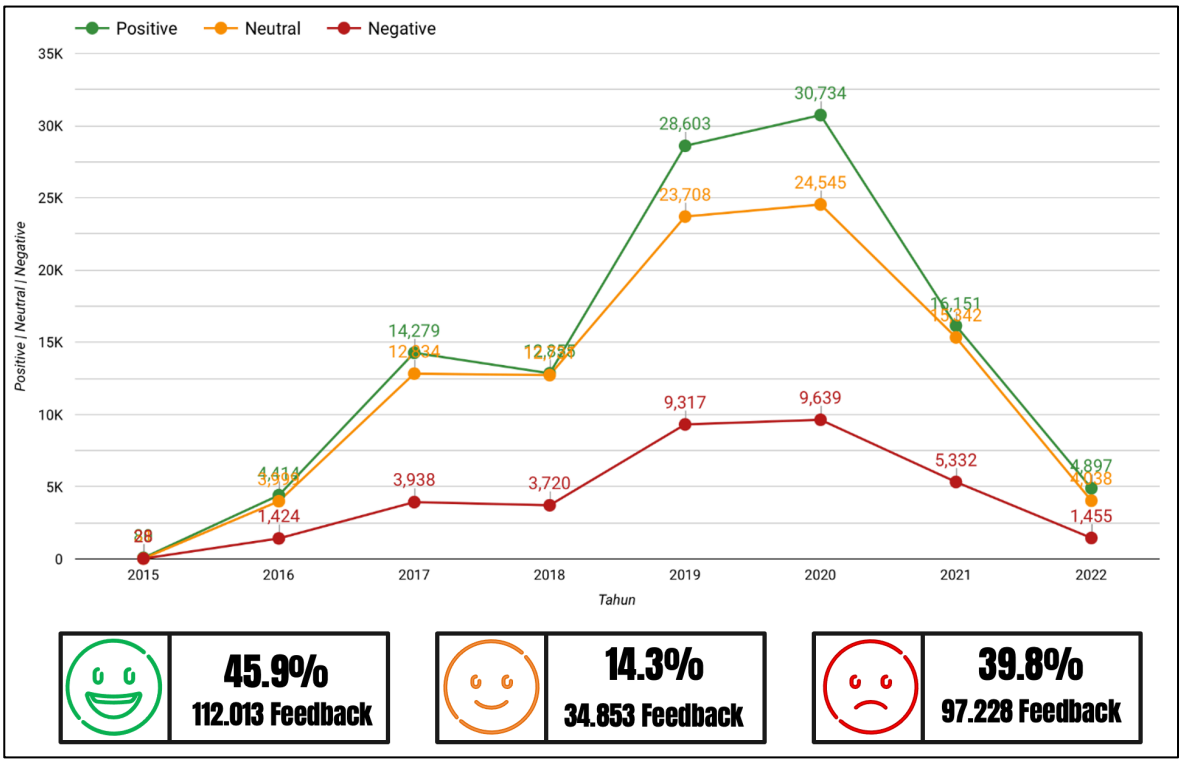
4.4 Hasil Labeling Data

Hasil labeling menggunakan kamus indonesia sentimen lexicon InSet terhadap *feedback* yang sebelumnya telah di *preprocessing*, labeling sentimen menjadi tiga kelas yaitu sentimen positif, neutral dan negatif. Tabel 4.2 menunjukan penerapan hasil penerapan kamus *lexicon* berupa skor polaritas dan sentimen dari *feedback* tersebut. Skor polaritas pada tabel merupakan acuan untuk menentukan polaritas sentimen pengguna pada *feedback*.

Tabel 4.2 Labeling Data

No	Preprocessing	Skor	Sentimen
1	['aplikasi', 'bantu', 'orang', 'konsultasi', 'dokter', 'situasi', 'pandemi', 'covid', 'orang', 'riskan', 'rumah sakit']	8	Positive
2	['dokter', 'terang', 'sabar', 'terimakasih', 'dokter']	13	Positive
3	['first', 'time', 'gunain', 'kecewa', 'banget', 'aplikasi', 'resep', 'even', 'konsultasi', 'kali', 'dokter', 'beda', 'kasih', 'resep', 'dokter', 'buang', 'buang', 'duit', 'konsultasi', 'resep', 'buruk', 'beli', 'obat', 'banget', 'paham', 'beli', 'obat', 'otomatis', 'orang', 'sakit', 'butuh', 'banget', 'tangan', 'hari']	-15	Negative
4	['telepon', 'tawar', 'asuransi', 'dll', 'tau', 'email', 'alamat', 'polos', 'kasih', 'alamat', 'bilang', 'klaim', 'asuransi', 'bilang', 'claim', 'paksa', 'daftar', 'suka', 'tengah', 'putus', 'rek', 'nik', 'jelas', 'asuransi', 'claim', 'tuju', 'tolong', 'hapus']	-23	Negative
5	['coba', 'bagus', 'bintang']	0	Neutral

Distribusi sentimen yang dihasilkan pada labeling menggunakan *lexicon* disajikan dalam line chart, dan dikelompokkan berdasarkan tahun *feedback* pada Gambar 4.6. Visualisasi distribusi sentimen per-tahunnya dilakukan untuk dapat menganalisis tren dan perkembangan sentimen pengguna dari waktu ke waktu. Serta menunjukan perubahan signifikan sentimen, sehingga dapat meningkatkan strategi untuk meningkatkan service aplikasi *telemedicine*.



Gambar 4.6 Hasil Labeling Lexicon

Pada Gambar 4.6, line hijau mewakili sentimen positif, line kuning sentimen neutral dan line merah merupakan sentimen negatif. Terlihat line chart mengalami fluktuasi, pada tahun 2015, 2016 dan 2017 mengalami kenaikan kemudian pada tahun 2018 mengalami penurunan dan kembali meningkat pada tahun 2019 dan 2020 namun kembali menurun pada tahun 2021 dan 2022. Pada line chart hasil *feedback* yang dikumpulkan selama 8 tahun terakhir memiliki distribusi terbanyak pada tahun 2020 dan 2019. Sentimen positif memiliki distribusi terbanyak yaitu 45.9% dari total keseluruhan *feedback* yang terkumpul.

Pelabelan menggunakan lexicon memiliki beberapa kekurangan seperti keterbatasan kata/frasa, serta kurang dapat mengidentifikasi makna sesuai dengan konteks kalimat. Sehingga tidak dapat mendeskripsikan topik sesuai kelas sentimen dengan tepat. Tabel 4.3 dan Tabel 4.4 menyajikan contoh kesalahan dalam pelabelan *lexicon* dan hasil topik.

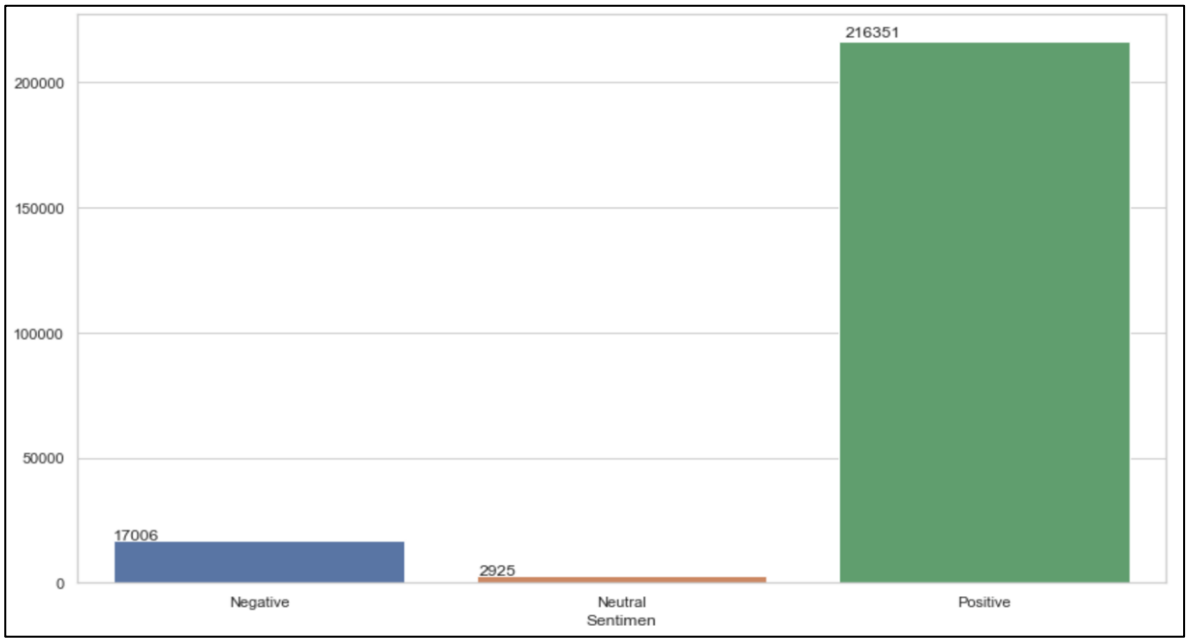
Tabel 4.3 Contoh Kesalahan Pelabelan Lexicon

No	Feedback	Preprocessing	Skor	Sentimen
271	Sangat membantu sekali	['bantu']	-1	Negative
224	Aplikasi apa ini ..... Kenapa bagus sekali . Sangat membantu pula . Fast respon . Dokternya baik . Mantaplah.	['aplikasi', 'bagus', 'bantu', 'fast', 'respon', 'dokter', 'mantap']	0	Neutral

Tabel 4.4 Contoh Kesalahan Topik Sentimen Negatif

Feedback	Topik
Konsultasi beli obat langsung cepat dan dokter mudah bangat	**5**
Bermanfaat untuk orang tua yang takut pandemi covid	**7**

Pada Tabel 4.4 menunjukan hasil topik sentimen negatif yang seharusnya merupakan topik yang mewakili sentimen positif, kesalahan tersebut dikarenakan kekeliruan dalam pelabelan data sehingga menghasilkan topik yang kurang tepat. Pelabelan menggunakan *lexicon* kemudian dilakukan pengecekan kembali secara manual untuk memastikan label data. Beberapa perubahan dilakukan karena kamus *lexicon* kurang dapat mengenali kata-kata pendek pada *feedback* setelah penerapan *preprocessing*. Label data dikelompokkan berdasarkan rating yang diberikan pengguna 1 dan 2, 3 dan 4, 5 kemudian dilakukan pengecekan secara manual terhadap kelompok label tersebut. Gambar 4.7 menampilkan distribusi sentimen dengan pengecekan manual.



Gambar 4.7 Distribusi Sentimen Lexicon+Manual

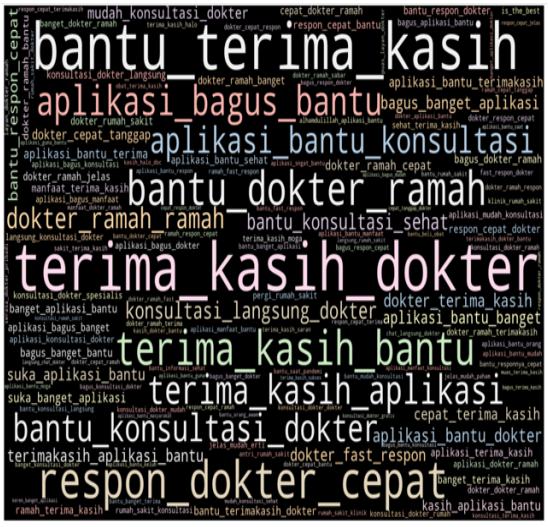
Gambar 4.7 menunjukkan ketiga kelas sentimen dari *feedback* dikumpulkan mengalami *imbalance,* dimana sentimen positif memiliki distribusi terbanyak yaitu 216.352 (91.6%) dan distribusi paling sedikit pada sentimen neutral yaitu hanya 2.925 (1.2%). Visualisasi *wordcloud* 4.4.1 hingga 4.4.3 menunjukan hasil labeling sentimen positif, neutral dan negatif. Visualisasi kata pada *wordcloud* menggunakan bigram dan trigram untuk memahami dan memberi gambaran lengkap konteks serta frekuensi kata dalam *feedback,* sehingga dapat mengidentifikasi makna tersembunyi dari frasa.

4.4.1 Hasil Label Sentimen Positif

Pada visualisasi *wordcloud* Gambar 4.8 dan Gambar 4.9 merupakan visualisasi kata yang sering muncul pada sentimen positif *bigram* dan *trigram*. Terlihat pada *wordcloud bigram* terdapat lima kata yang muncul yaitu: "dokter ramah", "terima kasih", "aplikasi bagus", "respon cepat", "aplikasi bantu" dan pada *wordcloud trigram* terdapat kata "terima kasih dokter", "bantu dokter ramah", "respon dokter cepat", "aplikasi bantu konsultasi", "aplikasi bagus bantu". Pada kedua visualisasi *wordcloud bigram* dan *trigram* menggambarkan kepuasan pengguna terhadap aplikasi dan pelayanan konsultasi dokter pada ke-lima aplikasi *telemedicine*.



Gambar 4.8 *Wordcloud Bigram* Sentimen Positif



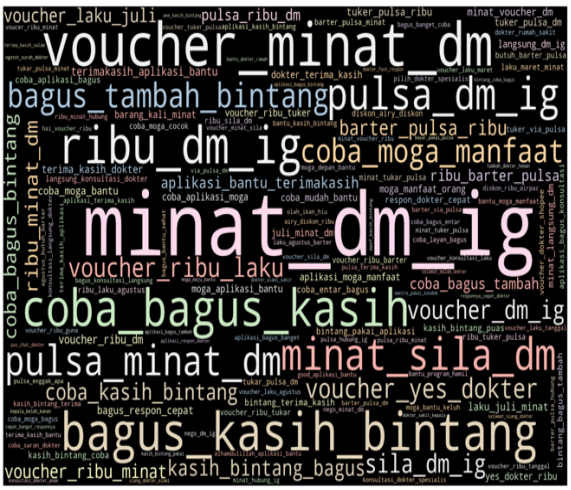
Gambar 4.9 *Wordcloud Trigram* Sentimen Positif

4.4.2 Hasil Label Sentimen Neutral

Pada visualisasi *wordcloud* Gambar 4.10 dan Gambar 4.11 merupakan visualisasi kata yang sering muncul pada sentimen neutral *bigram* dan *trigram*. Terlihat pada *wordcloud bigram* terdapat lima kata yang muncul yaitu: "kasih bintang", "moga manfaat", "coba bagus", "voucher ribu", "moga bagus" dan pada *wordcloud trigram* terdapat kata "voucher minat dm", "bagus tambah bintang", "coba moga manfaat", "pulsa minat dm", "coba kasih bintang". Pada kedua visualisasi *wordcloud bigram* dan *trigram* sentimen neutral feedback pengguna terdapat broadcast mengenai penukaran voucher aplikasi *telemedicine* dan pengguna baru mencoba aplikasi serta harapan terhadap aplikasi.



Gambar 4.10 *Wordcloud Bigram* Sentimen Neutral



Gambar 4.11 *Wordcloud Trigram* Sentimen Neutral

4.4.3 Hasil Label Sentimen Negatif

Pada visualisasi *wordcloud* Gambar 4.12 dan Gambar 4.13 merupakan visualisasi kata yang sering muncul pada sentimen negatif *bigram* dan *trigram*. Terlihat pada *wordcloud bigram* terdapat lima kata yang muncul yaitu: "nomor rekening", "aplikasi tipu", "beli obat", "henti langgan", "hapus data" dan pada *wordcloud trigram* terdapat kata "chat dokter bayar", "telpon tawar asuransi", "saldo atm potong", "tolong hapus data", "coba kasih bintang". Pada kedua visualisasi *wordcloud bigram* dan *trigram* sentimen negatif terlihat *feedback* pengguna memiliki beberapa keluhan terhadap aplikasi seperti pada pelayanan pembelian obat dan mengenai kebocoran data sehingga pengguna mendapat telepon penawaran asuransi dan penipuan setelah menggunakan aplikasi *telemedicine*.



Gambar 4.12 *Wordcloud Bigram* Sentimen Negatif



Gambar 4.13 *Wordcloud Trigram* Sentimen Negatif

4.5 Feature Extraction

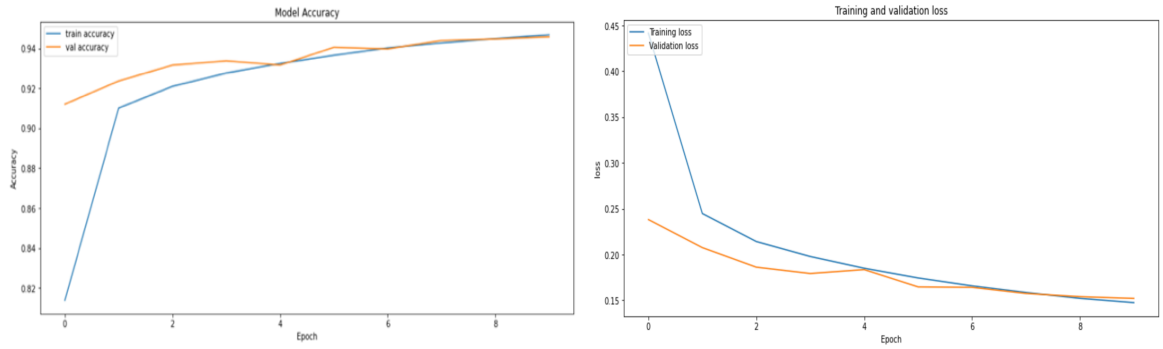
Sebelum melakukan pemodelan analisis sentimen, terlebih dahulu menerapkan Word2Vec sebagai *word embedding*, *word embedding* digunakan untuk menghasilkan representasi vektor untuk kata-kata pada *feedback* yang akan digunakan untuk melakukan pemodelan. Paramater-parameter yang akan diterapkan pada Word2Vec sebagai berikut: embedding dim = 200, workers = 8, min_count = 5, input_length = 60, vocab_length= 60000.

4.6 Hasil Pemodelan Sentimen

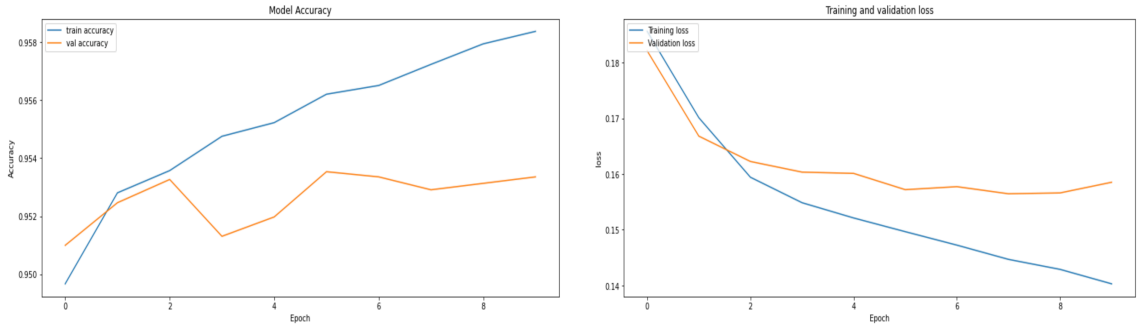
Pemodelan BiLSTM untuk menganalisis sentimen *feedback* pengguna aplikasi *telemedicine* sebelumnya diperlukan untuk melakukan *training* model, kemudian hasil *training* dievaluasi untuk memperhatikan terjadinya *underfitting* dan *overfitting* pada model. Pemodelan analisis sentimen menggunakan *hyperparameter* yang sama. Proses pemodelan menggunakan dataset *training*, penelitian ini melakukan percobaan dengan membagi data berdasarkan beberapa skenario yaitu skenario 1, skenario 2, skenario 3 dan percobaan tambahan.

4.6.1 Hasil Skenario 1

Pada skenario 1, penelitian ini mencoba membandingkan kedua dataset dengan pelabelan berbeda yaitu pelabelan menggunakan kamus *lexicon* dan lexicon+manual. Gambar 4.14 dan Gambar 4.15 menyajikan hasil *training* kedua dataset. Gambar 4.14 Hasil *training* dataset *lexicon* menunjukkan hasil kinerja yang baik, hal ini dapat terlihat dimana nilai akurasi dan *loss* pada *training* dan validasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang stabil meningkat pada setiap *epoch* dan pada *loss* yang cenderung mengalami penurunan. Akurasi validasi *training* tertinggi pada *epoch* = 10 yaitu 94.58% dengan *loss* 0.1520 atau 15%. Gambar 4.15 dataset lexicon+manual memiliki akurasi *training* rata-rata 95% dan akurasi terbaik pada *epoch* 10 yaitu 95.84%, namun pada validasi terbaik ada pada *epoch* 6 dan tidak jauh berbeda menurun 0.01% dari *epoch* 10 yaitu 94.34% dengan *loss* 0.1403. Grafik menunjukan akurasi *training* cenderung meningkat dan *validation* cenderung fluktuatif.

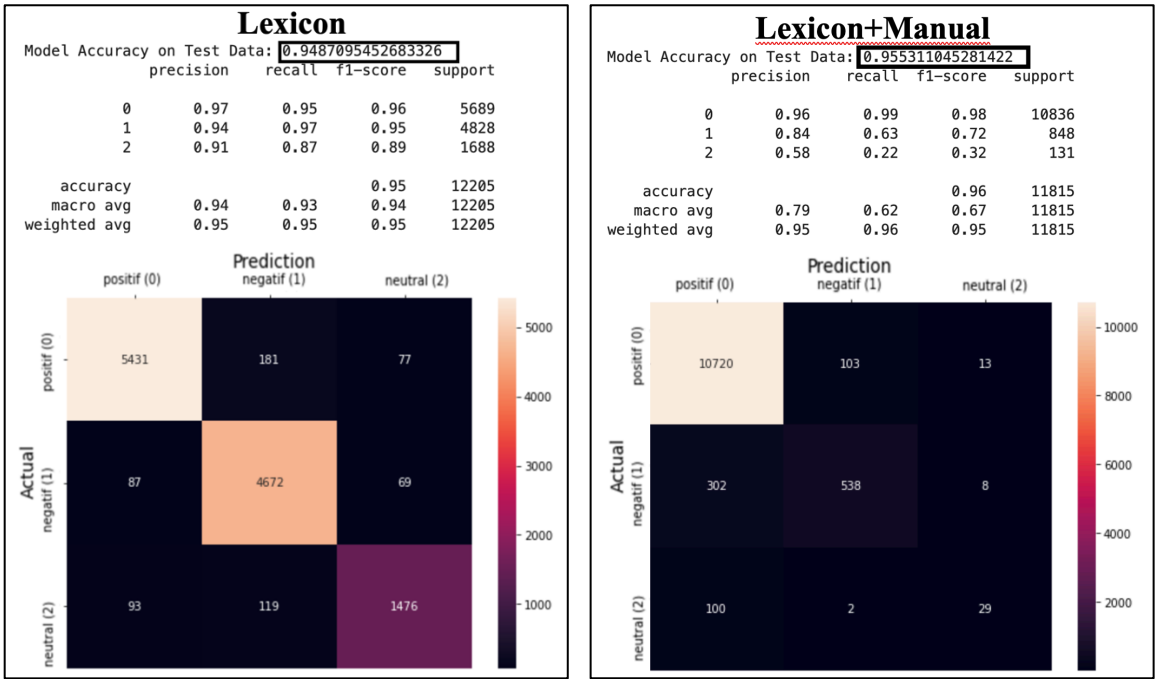


Gambar 4.14 Hasil *Training* Skenario 1 (Lexicon)



Gambar 4.15 Hasil *Training* Skenario 1 (Lexicon + Manual)

Gambar 4.16 menyajikan *confusion matrix* prediksi dari kedua dataset tersebut, prediksi menggunakan data *testing*. Pelabelan lexicon memiliki akurasi 94.87% sedangkan pelabelan lexicon+manual memiliki akurasi 95.53%. Pada dataset dengan pelabelan *lexicon* terlihat bahwa model mampu memprediksi setiap kelas sentimen dengan baik. Pelabelan lexicon+manual hanya dapat memprediksi kelas positif dan negatif dengan baik namun tidak pada kelas neutral, hal tersebut karena dataset kelas neutral mengalami *imbalance* yaitu 1.2% dari total data. Sehingga model hanya dapat mengenali kelas mayoritas dengan baik dari pada kelas minoritas.



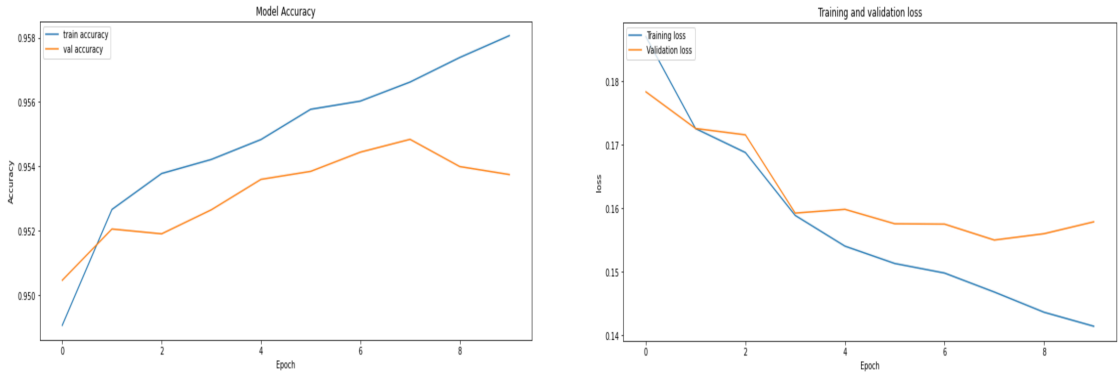
Gambar 4.16 Hasil Prediksi Skenario 1

Lexicon sangat membantu mengurangi beban dalam pelabelan data namun hasil pelabelan kurang akurat, pada beberapa kasus seperti kalimat terlalu pendek atau terlalu panjang setelah menerapkan *preprocessing*. Pelabelan menggunakan *lexicon* memiliki keterbatasan dalam mengidentifikasi makna kata yang tepat dengan konteks pada kalimat

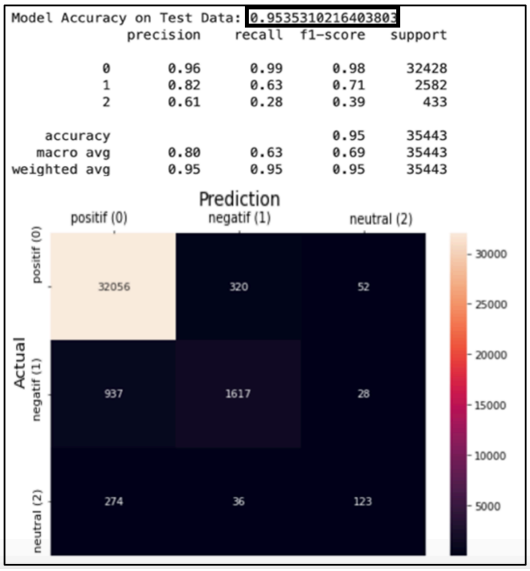
dan tidak mencakup semua frasa atau kata. Oleh karena itu pelabelan *lexicon* dengan pengecekan manual akan lebih akurat karena mampu menyesuaikan konteks penggunaan kata dalam kalimat lebih luas dan spesifik. Sehingga dapat menghasilkan data yang lebih akurat dan valid serta dapat mendeskripsikan topik pada masing-masing sentimen. Penelitian ini menggunakan dataset hasil pelabelan *lexicon*+manual, dataset dengan pelabelan lexicon+manual memiliki akurasi yang baik meskipun mengalami *imbalance* antar kelas sentimen. Pada pemodelan sentimen skenario 2 dan skenario 3 menggunakan dataset lexicon+manual.

4.6.2 Hasil Skenario 2

Pada skenario 2, pemodelan menggunakan pembagian dataset (85% : 15%). Percobaan dilakukan untuk melihat variasi akurasi menggunakan proporsi dataset yang berbeda dengan penerapan *hyperparameter* yang sama. Gambar 4.17 menyajikan hasil *training* model skenario 2, terlihat pada grafik menunjukan proses training model terjadi *overfitting*. Grafik menunjukan akurasi *training* cenderung meningkat dan validation cenderung *fluktuatif* meningkat dan diakhir epoch cenderung menurun, namun memiliki akurasi rata-rata 95% dan selisih akurasi yang dihasilkan tidak jauh berbeda. Gambar 4.18 menunjukan hasil prediksi berupa *confusion matrix* menggunakan data test, terlihat pada *confusion matrix* skenario 2 model memiliki akurasi 95.35% dan *recall* dan *precision* 95%. Namun akurasi pada masing-masing kelas mengalami perbedaan yang jauh yaitu pada positif 96%, negatif 82% dan akurasi terkecil pada kelas neutral yaitu 61%.



Gambar 4.17 Hasil *Training* Skenario 2

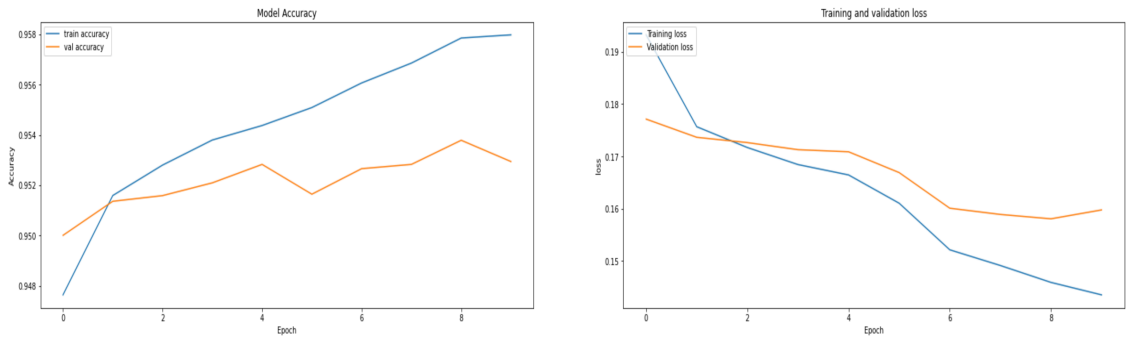


Gambar 4.18 Hasil Prediksi Skenario 2

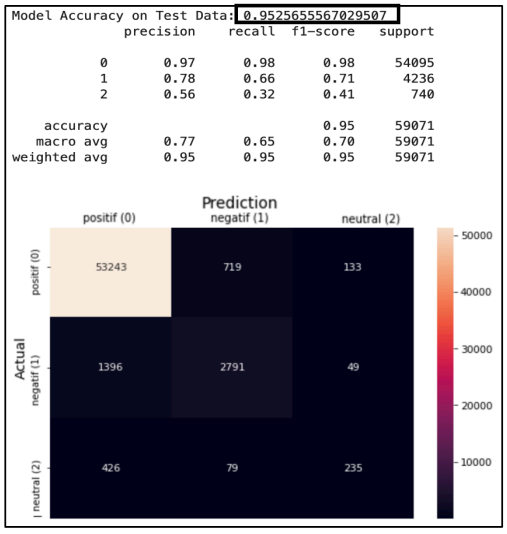
4.6.3 Hasil Skenario 3

Pada skenario 3, pemodelan menggunakan pembagian dataset (75% : 25%). Percobaan dilakukan untuk melihat variasi akurasi menggunakan proporsi dataset yang berbeda dengan penerapan *hyperparameter* yang sama. Gambar 4.19 menyajikan hasil training model skenario 3, terlihat pada grafik menunjukan proses *training* model terjadi *overfitting*. Grafik menunjukan akurasi training cenderung meningkat dan validation cenderung *fluktuatif* naik turun meningkat dan diakhir epoch cenderung menurun, namun memiliki akurasi rata-rata 95% dan selisih akurasi yang dihasilkan tidak jauh berbeda.

Gambar 4.20 menunjukan hasil prediksi berupa *confusion matrix* menggunakan data test, terlihat pada *confusion matrix* skenario 3 model memiliki akurasi 95.25% turun 0.10% dari skenario 2 dan *recall* dan *precision* 95%. Namun akurasi pada masing-masing kelas mengalami penurunan yaitu pada positif 97%, negatif 78% dan akurasi terkecil pada kelas neutral yaitu 56%.



Gambar 4.19 Hasil *Training* Skenario 3



Gambar 4.20 Hasil Prediksi Skenario 3

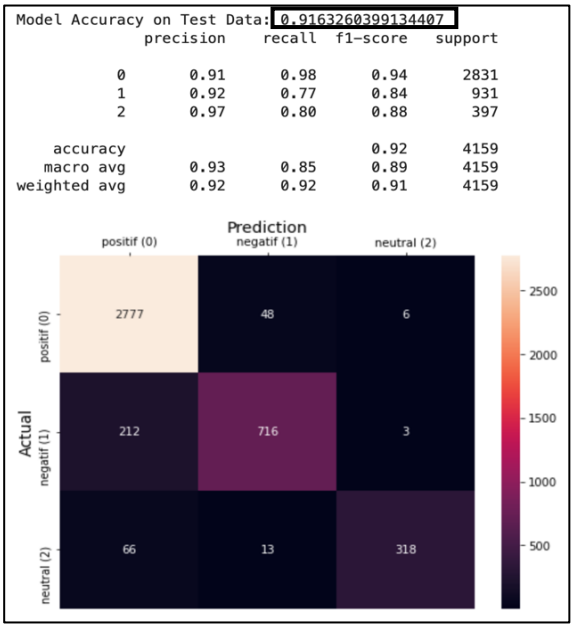
4.6.4 Percobaan Tambahan

Pada skenario 3 model yang dibangun mengalami penurunan akurasi dari skenario 1 dan skenario 2, model mengalami overfitting dan hanya dapat mengenali kelas mayoritas atau kelas positif dan negatif dengan baik namun kurang dapat mengenali kelas neutral dengan baik. Gambar 4.21 menyajikan hasil prediksi model dan label actual pada data test, Hasil tersebut menunjukan bahwa model yang dibangun mampu memprediksi dengan benar data pada kelas neutral yang sesungguhnya kelas positif. Hal tersebut juga dapat dikarena model yang dibangun sudah cukup baik dalam mengenali pola dalam data terutama dari kelas sentimen positif, sehingga dapat memprediksi dengan benar kelas pada positif yang keliru dilabeli kelas neutral.

	stemm	Actual	Prediction
14	['bagus']	neutral	Positif
15	['bantu', 'terima', 'kasih']	neutral	Positif
16	['bantu', 'jam', 'jam', 'genting']	neutral	Positif
17	['good']	neutral	Positif
18	['bantu']	neutral	Positif
19	['bantu']	neutral	Positif
20	['manfaat']	neutral	Positif
21	['suka', 'aplikasi', 'bantu', 'terimakasih', 'aplikasi']	neutral	Positif
22	['bantu', 'fast', 'respon']	neutral	Positif
23	['bantu']	neutral	Positif
24	['bantu', 'terimakasih']	neutral	Positif
25	['sampai', 'nyaman', 'terima kasih']	neutral	Positif
26	['bantu']	neutral	Positif
27	['bantu', 'sukses']	neutral	Positif

Gambar 4.21 Data Prediksi Model

Percobaan tambahan dilakukan untuk memastikan performa model, memeriksa model yang dibangun dapat mengenali atau memprediksi label yang sebenarnya. Percobaan tambahan menggunakan parameter yang sama, dengan proporsi data training 189.890 dan data testing 4.159. Data test yang digunakan merupakan hasil pemeriksaan ulang pada label, sehingga label yang digunakan akurat. Pada Gambar 4.22 hasil prediksi menunjukan model yang dibangun mampu mengenali kelas minoritas yaitu kelas neutral dan negatif dengan baik. Hasil akurasi yang dihasilkan yaitu 91.63% namun *precision* pada ke-3 kelas lebih baik dengan rata-rata 93% dan *recall* 85%. Hal ini menunjukan bahwa model yang dibangun sudah cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen pada data dengan kelas *imbalance.*



Gambar 4.22 Hasil Prediksi Percobaan Tambahan

4.7 Hasil Pemodelan Topik

Pada pemodelan topik menggunakan nilai *coherence* untuk menentukan jumlah topik dari masing-masing sentimen untuk mendapatkan representasi kelompok topik yang tepat. Dataset dibagi berdasarkan sentimen pengguna, sentimen positif = 216.345, neutral = 2.925 dan negatif = 16.155. Tabel 4.5. menyajikan nilai *coherence* C_V topik 1 hingga topik 20, nilai *coherence* yang tinggi menunjukan jumlah topik baik pada kelas sentimen. Berdasarkan tabel tersebut nilai koherensi tertinggi pada kelas sentimen positif yaitu topik berjumlah 11 dengan nilai (**0.57523**), kelas sentimen neutral terbaik berjumlah 4 dengan nilai (**0.58446**) dan kelas sentimen negatif terbaik berjumlah 12 dengan nilai (**0.80309**). Tabel 4.6 menyajikan nilai *coherence* menggunakan C_V dan UMASS pada masing-masing sentimen dengan jumlah topik pada topik 11, 4 dan 12. Nilai C_V semakin tinggi dan positif maka

akan semakin baik interpretasi topik yang dihasilkan, sedangkan nilai UMASS semakin kecil dan negatif maka semakin baik interpretasi topik. Nilai yang disajikan pada Tabel 4.6 merupakan hasil evaluasi model dengan nilai *coherence* topik terbaik.

Tabel 4.5 Nilai *Coherence* Topik

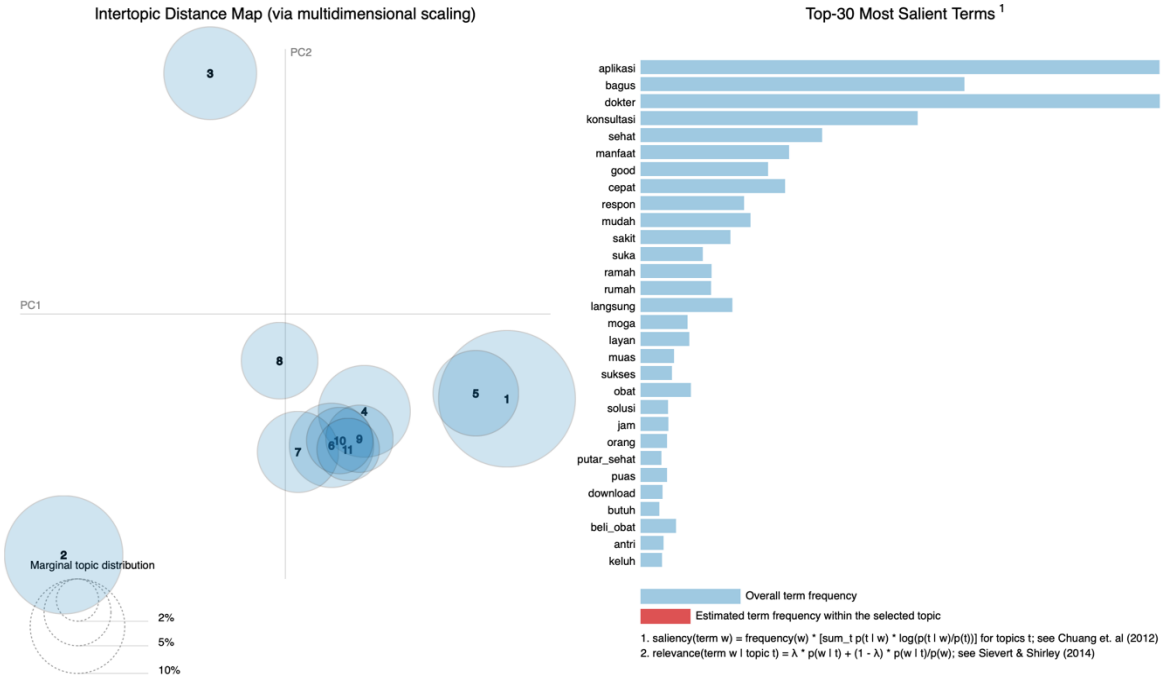
Topik	Koherence Topik		
	Positive	**Neutral**	**Negative**
1	0.41661	0.53107	0.41447
2	0.33836	0.43630	0.41018
3	0.39786	0.30467	0.36059
4	0.39091	**0.58446**	0.36237
5	0.32977	0.45143	0.30288
6	0.40672	0.41757	0.40433
7	0.36612	0.41767	0.33029
8	0.51942	0.41680	0.39862
9	0.38833	0.45487	0.33783
10	0.33565	0.36232	0.50571
11	**0.57523**	0.50989	0.30249
12	0.30121	0.47386	**0.80309**
13	0.34760	0.42021	0.41411
14	0.28837	0.44758	0.32537
15	0.36067	0.51692	0.39467
16	0.43421	0.46516	0.39922
17	0.28884	0.44585	0.38707
18	0.39773	0.37049	0.41317
19	0.39303	0.43730	0.34954
20	0.44502	0.51226	0.41208

Tabel 4.6 *Coherence* Sentimen

No	Sentimen	Topik Terbaik	C_V	UMASS
1	Positive	11	0.38608	-9.04916
2	Neutral	4	0.44883	-11.63067
3	Negative	12	0.40140	-10.28968

4.7.1 Hasil Topik Sentimen Positif

Hasil pemodelan topik LDA sentimen positif pada *feedback* telemedicine dengan jumlah 11 topik. Gambar 4.23 visualisasi *Intertopic Distance Map* pyLDAvis yang menunjukan jarak topik satu sama lain, terlihat dari visualisasi Topik 5 dan Topik 1 saling beririsan kemudian Topik 4, Topik 6, Topik 7, Topik 9, Topik 10, Topik 11 berada pada *cluster* yang sama.



Gambar 4.23 Visualisasi PyLDAvis Topik Positif

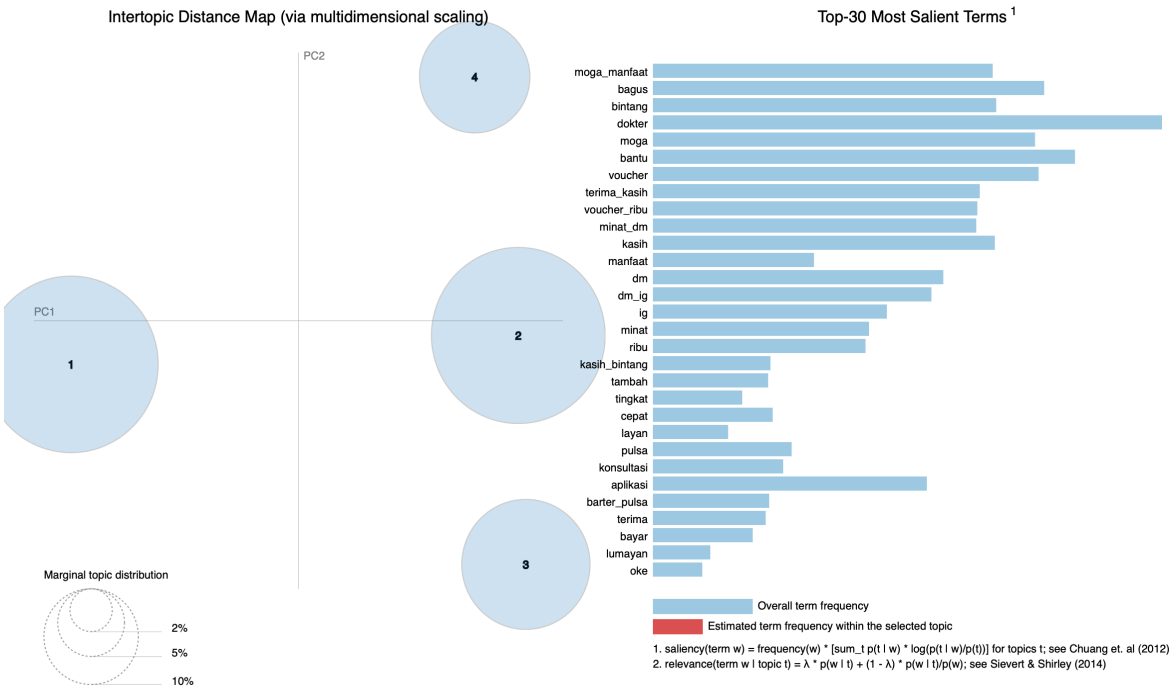
Tabel 4.7 menyajikan hasil topik 1 hingga topik 11 sentimen positif, pada ke-11 topik sentimen tersebut membicarakan mengenai kelebihan dan manfaat aplikasi *telemedicine*. Pada Topik 1: layanan *telemedicine* yang dibutuhkan untuk mendapatkan informasi dan saran dimasa pandemi covid. Topik 2: layanan konsultasi mudah harga murah sangat menolong saat mengalami keadaan darurat dan sibuk. Topik 3: (simple) layanan konsultasi mudah tidak ribet dan aplikasi dapat melakukan konsultasi online dengan vidio call dan profesional. Topik 4: rekomendasi download aplikasi karena bermanfaat kondisi mendesak dan terjangkau. Topik 5: layanan memuaskan membantu mengetahui hasil diagnosa gejala. Topik 6: layanan konsultasi lengkap, chat dokter akan langsung direkomendasikan obat. Topik 7: layanan mudah dan cepat dalam menjawab keluhan melalui telepon dan video. Topik 8: layanan memiliki fitur yang berkualitas dan memberikan respon solusi yang cepat. Topik 9: layanan "praktis" sehingga perlu repot untuk langsung dan mengantri ke rumah sakit atau klinik. Topik 10: layanan "informatif" memberikan ilmu dan informasi seputar kesehatan melalui artikelnya. Topik 11: layanan arahan dokter bagus dan detail.

Tabel 4.7 Topik Sentimen Positif

Topik	*Word Distribution*
Topik 1	0.069*"butuh", 0.056*"informasi", 0.050*"artikel", 0.050*"pandemi", 0.039*"saran", 0.038*"baca_artikel", 0.033*"ahli", 0.032*"cocok", 0.030*"covid", 0.026*"live_chat"
Topik 2	0.533*"konsultasi", 0.211*"mudah", 0.051*"puas", 0.015*"tolong", 0.014*"paham", 0.012*"alami", 0.012*"sibuk", 0.010*"murah", 0.009*"harga", 0.008*"darurat"
Topik 3	0.614*"aplikasi", 0.031*"video_call", 0.029*"pakai", 0.023*"online", 0.022*"gratis", 0.014*"anak", 0.014*"call", 0.013*"ribet", 0.011*"pergi", 0.010*"profesional"
Topik 4	0.373*"manfaat", 0.118*"moga", 0.067*"orang", 0.056*"download", 0.025*"bintang", 0.023*"recomended", 0.020*"kondisi", 0.015*"wajib_download", 0.014*"takut", 0.012*"jangkau"
Topik 5	0.264*"suka", 0.143*"muas", 0.133*"sukses", 0.044*"maju", 0.038*"super", 0.037*"tangan", 0.035*"gejala", 0.026*"sahabat", 0.025*"hasil", 0.022*"bikin"
Topik 6	0.460*"dokter", 0.081*"langsung", 0.045*"obat", 0.031*"beli_obat", 0.023*"chat", 0.017*"masyarakat", 0.016*"keluarga", 0.013*"info", 0.013*"rekomendasi", 0.013*"lengkap"
Topik 7	0.411*"sehat", 0.110*"layan", 0.063*"jam", 0.049*"keluh", 0.036*"fast" 0.033*"video", 0.026*"gampang", 0.024*"tinggal", 0.015*"pilih", 0.011*"telepon"
Topik 8	0.336*"cepat", 0.241*"respon", 0.064*"solusi", 0.041*"fitur", 0.029*"kembang", 0.029*"teman", 0.026*"habis", 0.021*"kualitas", 0.020*"teman_teman", 0.017*"untung"
Topik 9	0.176*"sakit", 0.140*"ramah", 0.138*"rumah", 0.045*"antri", 0.035*"repot", 0.026*"klinik", 0.025*"repot_repot", 0.020*"cari", 0.019*"sesal_download", 0.016*"tatap_muka"
Topik 10	0.478*"good", 0.078*"putar_sehat", 0.046*"tarik", 0.030*"putar", 0.029*"very", 0.027*"via", 0.023*"lumayan", 0.019*"baca", 0.015*"ilmu", 0.014*"aplication"
Topik 11	0.913*"bagus", 0.036*"hidup", 0.009*"detail", 0.008*"sembuh", 0.004*"inovatif", 0.003*"aplilasi", 0.003*"kunjung", 0.002*"arah", 0.002*"far", 0.002*"lekas_sembuh"

4.7.2 Hasil Topik Sentimen Neutral

Hasil pemodelan topik LDA sentimen neutral pada feedback telemedicine dengan jumlah 4 topik. Gambar 4.24 visualisasi *Intertopic Distance Map* pyLDAvis yang menunjukan jarak topik satu sama lain. Terlihat dari visualisasi Topik 1 hingga Topik 4 tidak saling beririsan satu sama lainnya. Distribusi kata yang terkandung dalam topik 1 hingga topik 4 hasil pemodelan topik sentimen neutral disajikan pada Tabel 4.8.



Gambar 4.24 Visualisasi PyLDAvis Topik Neutral

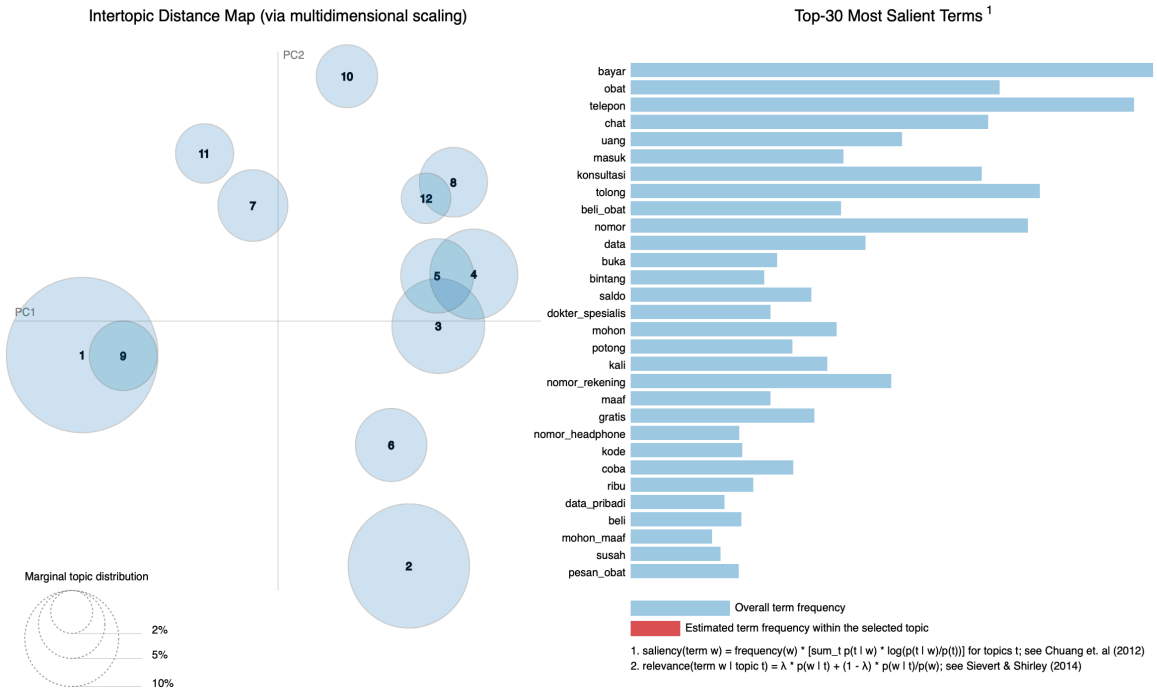
Tabel 4.8 menyajikan topik sentimen neutral, pada ke-4 topik feedback pengguna aplikasi telemedicine tersebut cenderung bersifat neutral berupa harapan dan komentar pengguna baru. Pada Topik 1 Coba-coba untuk melakukan konsultasi dan harapan untuk dapat membantu kedepannya, Topik 2 Harapan semoga bermanfaat dan memberikan informasi serta terus meningkatkan layanan, Topik 3 Broadcast penukaran voucher layanan, Topik 4 Coba-coba aplikasi dan akan memberi rating tambahan jika layanannya bagus dan cepat.

Tabel 4.8 Topik Sentimen Neutral

Topik	***Word Distribution***
Topik 1	0.136*"dokter", 0.113*"bantu", 0.087*"terima_kasih", 0.056*"aplikasi", 0.041*"moga", 0.035*"konsultasi", 0.034*"kasih", 0.030*"terima", 0.027*"bayar", 0.019*"obat"
Topik 2	0.225*"moga_manfaat", 0.152*"moga", 0.107*"manfaat", 0.059*"tingkat", 0.050*"layan", 0.026*"guna", 0.025*"tolong", 0.020*"pilih", 0.019*"info", 0.017*"tau"
Topik 3	0.103*"voucher", 0.086*"voucher_ribu", 0.086*"minat_dm", 0.077*"dm", 0.074*"dm_ig", 0.062*"ig", 0.057*"minat", 0.057*"ribu", 0.037*"pulsa", 0.031*"barter_pulsa"
Topik 4	0.192*"bagus", 0.168*"bintang", 0.106*"kasih", 0.057*"kasih_bintang", 0.056*"tambah", 0.048*"cepat", 0.028*"lumayan", 0.027*"aplikasi", 0.024*"oke", 0.023*"respon"

4.7.3 Hasil Topik Sentimen Negatif

Hasil pemodelan topik LDA sentimen negatif pada feedback telemedicine dengan jumlah 13 topik. Gambar 4.25 visualisasi *Intertopic Distance Map* pyLDAvis yang menunjukan jarak topik satu sama lain. Terlihat dari visualisasi Topik 1, Topik 9 dan Topik 8, Topik 12 saling beririsan kemudian Topik 3, Topik 4 dan Topik 5 berada pada *cluster* yang sama. Distribusi kata yang terkandung dalam topik 1 hingga topik 13 hasil pemodelan topik sentimen negatif disajikan pada Tabel 4.9.



Gambar 4.25 Visualisasi PyLDAvis Topik Negatif

Pada Tabel 4.9 menyajikan topik sentimen negatif, pada ke-12 topik sentimen tersebut membicarakan mengenai keluhan pengguna terkait aplikasi: Topik 1 layanan sistem pembayaran yang bermasalah sehingga pengguna yang telah membayar namun tidak dapat melakukan konsultasi dengan dokter. Topik 2 mengenai koneksi internet yang bermasalah saat mengakses aplikasi. Topik 3 mengenai permintaan peningkatan layanan karena tidak memberikan solusi terhadap keluhan pengguna. Topik 4 mengenai kesulitan pengguna dalam membuka aplikasi. Topik 5 mengenai layanan pembelian obat yang bermasalah. Topik 6 mengenai dugaan kebocoran data pribadi pengguna. Topik 7 mengenai kode verifikasi yang tidak muncul. Topik 8 mengenai tidak adanya konfirmasi pemotongan saldo. Topik 9 mengenai pembicaraan berhenti berlangganan aplikasi. Topik 10 mengenai keluhan pelayanan dokter spesialis. Topik 11 mengenai potongan saldo "autodebit" langganan. Topik 12 Broadcast telepon penipuan permintaan data pribadi seperti nomor rekening.

Tabel 4.9 Topik Sentimen Negatif

Topik	*Word Distribution*
Topik 1	0.120*"bayar", 0.082*"chat", 0.081*"konsultasi", 0.045*"kali", 0.042*"gratis", 0.037*"coba", 0.033*"kirim", 0.033*"kecewa", 0.029*"respon", 0.025*"tunggu"
Topik 2	0.057*"hubung", 0.038*"kerja", 0.037*"instal", 0.034*"mulu", 0.033*"buruk", 0.032*"koneksi", 0.031*"tawar_asuransi", '0.027*"koneksi_internet", 0.024*"customer" , 0.023*"uninstal"
Topik 3	0.120*"bintang", 0.067*"kayak", 0.046*"parah", 0.045*"solusi", 0.043*"muas", 0.038*"lumayan", 0.033*"ribet", 0.030*"jaring", 0.029*"kadang", 0.029*"mahal"
Topik 4	0.156*"masuk", 0.107*"buka", 0.066*"susah", 0.054*"aplikasi", 0.038*"harga", 0.035*"pasien", 0.031*"metode_bayar", 0.030*"selesai", 0.029*"muncul", 0.029*"refund"
Topik 5	0.161*"obat", 0.092*"beli_obat", 0.048*"beli", 0.047*"pesan_obat", 0.046*"pesan", 0.025*"driver", 0.025*"resep", 0.024*"apotik", 0.023*"order", 0.023*"apotek"
Topik 6	0.080*"nomor_headphone", 0.069*"data_pribadi", 0.058*"data", 0.057*"headphone", 0.055*"login", 0.046*"sehat", 0.039*"hapus_data", 0.037*"pribadi", 0.034*"telepon_mengatasnamakan", 0.030*"info"
Topik 7	0.074*"kode", 0.043*"verifikasi", 0.039*"kode_verifikasi", 0.037*"baca", 0.034*"live_chat", 0.031*"hati", 0.028*"sesal" ,0.027*"sms", 0.023*"hati_hati", 0.023*"sesal_download"
Topik 8	0.082*"mohon_maaf", 0.071*"maaf", 0.064*"konfirmasi", 0.042*"mohon", 0.040*"janji", 0.036*"saldo_atm", 0.034*"lambat", 0.031*"antri", 0.029*"erti", 0.023*"darah"
Topik 9	0.068*"henti_langgan", 0.066*"beda", 0.054*"henti", 0.047*"vaksin", 0.043*"barang", 0.042*"anak", 0.039*"jadwal", 0.038*"install", 0.036*"bingung", 0.032*"langgan"
Topik 10	0.089*"dokter_spesialis", 0.045*"update", 0.039*"cari", 0.038*"spesialis", 0.031*"duit", 0.031*"proses", 0.030*"tutup", 0.030*"keluh", 0.027*"sistem", 0.026*"butuh"
Topik 11	0.106*"uang", 0.071*"saldo", 0.064*"potong", 0.048*"ribu", 0.032*"biaya", 0.032*"saldo_potong", 0.028*"jelek", 0.022*"otomatis", 0.022*"kena", 0.017*"atm"
Topik 12	0.074*"telepon", 0.060*"tolong", 0.056*"nomor", 0.038*"nomor_rekening", 0.029*"rekening", 0.028*"orang", 0.026*"download", 0.026*"daftar", 0.025*"tipu", 0.024*"mohon"

4.8 Diskusi Hasil Pemodelan Topik

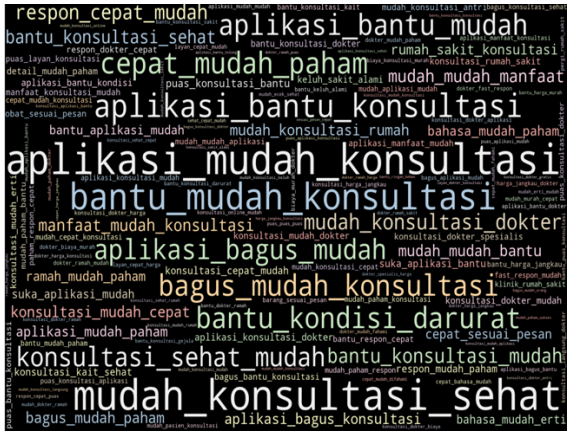
Analisis dilakukan menggunakan hasil dari pemodelan topik yang sudah diperoleh berupa kumpulan topik yang belum memiliki makna. Makna topik tersebut dianalisis dengan menggunakan visualisasi kata atau *wordcloud,* hal tersebut dilakukan untuk memahami dan meningkatkan kepercayaan pada hasil topik yang diperoleh dengan memvalidasi kesesuaian topik dari *feedback* pengguna.

4.8.1 Hasil Topik Sentimen Positif

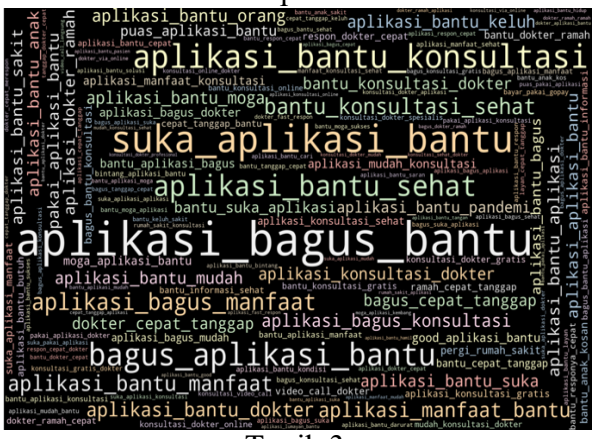
Pada diskusi hasil topik sentimen positif ini bertujuan untuk memahami dan memperkuat *brand awareness* serta mengetahui topik yang sering dibahas secara positif oleh penyedia layanan untuk dapat menjadi sebuah cerminan fungsionalitas yang patut dipertahankan serta dikembangkan. Gambar 2.26 dan Gambar 4.27 menyajikan distribusi kata pada masing-masing topik sentimen positif menggunakan visualisasi *wordcloud*.



Topik 1



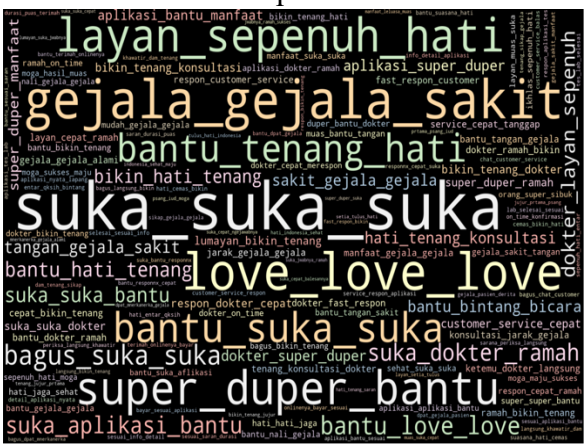
Topik 2



Topik 3



Topik 4



Topik 5



Topik 6

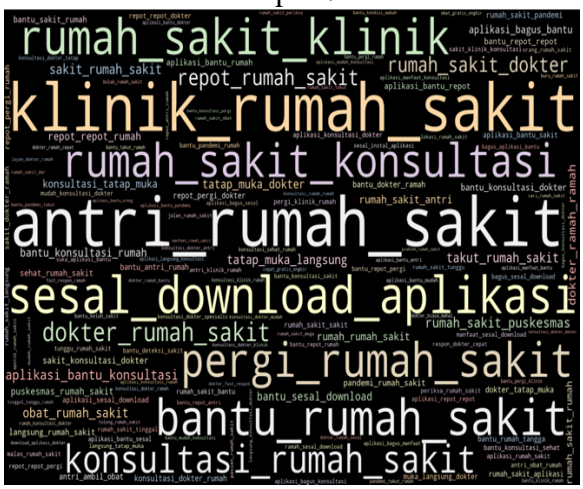
Gambar 4.26 *Wordcloud* Topik 1-4 Sentimen Positif



Topik 7



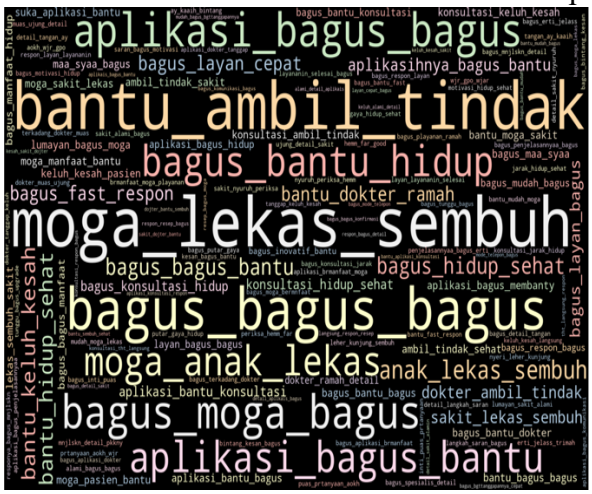
Topik 8



Topik 9



Topik 10



Topik 11

Gambar 4.27 *Wordcloud* Topik 5-11 Sentimen Positif

Insight pada *wordcloud* topik 1 hingga topik 11 sentimen positif disajikan berdasarkan *feedback* pengguna pada masing-masing topik pada Tabel 4.10 hingga Tabel 4.20. Tabel menyajikan *feedback* pengguna pada hasil pemodelan topik sentimen positif dan nomor *feedback* pada dataset.

Tabel 4.10 Feedback Topik 1 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Sangat membantu. Apalagi di masa pandemi ini, sulit untuk ke RS dg leluasa. Alodokter solusi yg paling mudah. Dokternya keren-keren. Aplikasi mudah digunakan.	23.411
2	Tertolong banget dengan adanya app ini apalagi di jaman Covid ini agak takut ke rumah sakit...bahkan bisa juga lho konsultasi utk hewan peliharaan kita, konsultasi gigi dll...pokoknya tertolong sekali...terima kasih halodoc	124.510

Berdasarkan *wordcloud* topik 1 distribusi kata terbanyak pada topik 1 yaitu "bantu kondisi pandami", "pandemi" dan Tabel 4.10 menyajikan *feedback* topik 1 aplikasi telemedicine membantu di masa pandemi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 1 mengenai layanan *telemedicine* yang dibutuhkan untuk mendapatkan informasi dan saran di masa pandemi covid untuk konsultasi via live chat.

Tabel 4.11 Feedback Topik 2 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	aplikasi ini sangat membantu terutama lokasi yg jauh dari tempat berobat atau dlm keadaan darurat.	124.941
2	sy butuh konsultasi ke dokter hewan, ini sngt membantu. harganya si lebih murah di puskeswan, trus bisa lngsg di periksa jg. tpi, setelah ke puskeswan bisa konsultasi disini, biar g bolak-balik n tau perkembanganny gmna. karna ini hewan, biasany ada penyakit baru lgi, jdi tinggal nanya2 aj kesini.	125.090

Berdasarkan *wordcloud* topik 2 distribusi kata terbanyak pada topik 2 yaitu "aplikasi mudah konsultasi", "paham" dan Tabel 4.11 menyajikan *feedback* topik 2 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 2 mengenai layanan konsultasi mudah harga murah sangat menolong saat mengalami keadaan darurat dan sibuk.

Tabel 4.12 Feedback Topik 3 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Aplikasinya bagus bisa bertanya sama dokter, lebih bagus bisa vidio call sama dokternya biar bisa komunikasi langsung terima kasih banyak developer	2.555
2	Wahh menariikkkk sekali,,,,!!!! Konsultasi dengan dokter sekarang lebih gampang dan gk ribet lagi,,, kerenny aplikasi ini bisa vidio call jd bisa langsung tatap muka,,, benaran aplikasi mantul,,,,	22.904

Berdasarkan *wordcloud* topik 3 distribusi kata terbanyak pada topik 3 yaitu video call dokter", "aplikasi" dan Tabel 4.12 menyajikan *feedback* topik 3 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 3 mengenai layanan konsultasi mudah tidak ribet dan aplikasi dapat dipakai melakukan konsultasi online dengan video call dan profesional.

Tabel 4.13 Feedback Topik 4 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	aplikasi andalan saat kebingungan tentang kondisi kesehatan..terima kasih alodokter	28.976
2	Sangat membantu sekali dalam kondisi mendesak	72.699

Berdasarkan *wordcloud* topik 4 distribusi kata terbanyak pada topik 4 yaitu "moga aplikasi manfaat", "download" dan Tabel 4.13 menyajikan *feedback* topik 4 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 4 mengenai rekomendasi download aplikasi karena bermanfaat kondisi mendesak dan terjangkau.

Tabel 4.14 Feedback Topik 5 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Sangat membantu, kadang suka kpikiran kok gini2. Dgn aplikasi ini bisa tau dan lebih tenang menghadapi setiap gejala.	22.848
2	Sangat membantu sekali untuk mengetahui diagnosa awal gejala gejala yang sering dirasakan, lebih mudah dan simpel	24.128

Berdasarkan wordcloud topik 5 distribusi kata terbanyak pada topik 5 yaitu "gejala-gejala sakit", "suka" dan Tabel 4.14 menyajikan feedback topik 5 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 5 mengenai layanan memuaskan membantu mengetahui hasil diagnosa gejala yang dialami.

Tabel 4.15 Feedback Topik 6 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Respon cepet, baik, ramah, bahasa mudah di pahami saat berkonsultasi, langsung di rekomendasikan obat dan tindakan yg harus segera dilakukan.. Puass	16.460
2	barusan sy sdh mencoba konsultasi langsung app Halodoc (langsung Chat dengan pilihan Dokternya yg sy pilih dari menu app) ternyata... Halodoc memang benar2 nyata... luarbiasa ...gratis lagi konsultasi nya... 👍👍👍👍....jempol 4 dulu lain kali sy mau konsultasi lagi.. benar2 memuaskan langsung sy kasih bintang 5.. ok makasih Halodoc...	16.478

Berdasarkan wordcloud topik 6 distribusi kata terbanyak pada topik 6 yaitu "bantu dokter ramah", "bantu" dan Tabel 4.15 menyajikan feedback topik 6 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 6 mengenai layanan konsultasi lengkap, chat dokter akan langsung direkomendasikan obat.

Tabel 4.16 Feedback Topik 7 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Saya suka dengan adanya aplikasi alodokter lebih gampang untuk bertanya2 tentang kesehatan dan dll. . .	26.228
2	sangat membantu untuk konsultasi jadi lebih cepat dan mudah. bisa kirim gambar juga jadi dokter nya bisa tahu langsung keluhan yang dihadapi.	118.365

Berdasarkan wordcloud topik 7 distribusi kata terbanyak pada topik 7 yaitu "bantu keluh sehat", "gampang" dan Tabel 4.16 menyajikan feedback topik 7 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 7 mengenai layanan mudah dan cepat dalam menjawab keluhan melalui telpon dan vidio.

Tabel 4.17 Feedback Topik 8 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Cepat respon dan lngsung dikasih solusi	18.387
2	jawaban pertanyaan nya cepat. solusi yang diberikan mudah ditangkap dan dimengerti. terima kasih.	24.134

Berdasarkan wordcloud topik 8 distribusi kata terbanyak pada topik 8 yaitu "respon cepat bantu", "cepat" dan Tabel 4.17 menyajikan feedback topik 8 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 8 mengenai layanan memiliki fitur yang berkualitas dan memberikan respon solusi yang cepat.

Tabel 4.18 Feedback Topik 9 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Pelayanan dokter2nya ramah dan luar biasa😊😊😇 Penjelasannya juga mudah untuk dimengerti dan yg lebih penting lagi tidak perlu untuk repot2 antri di puskesmas maupun dokter praktek... Terimakasih alodokter🙏🙏	3.556
2	aplikasi ini sangat membantu sekali, tdk perlu susah2 antri di Rs, apalg bagi kita yg punya bayi, jadi ga repot deh mau tanya masalah kesehatan.😊😊	3.695

Berdasarkan wordcloud topik 9 distribusi kata terbanyak pada topik 9 yaitu "antri rumah sakit", "rumah sakit" dan Tabel 4.18 menyajikan feedback topik 9 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 9 mengenai layanan "praktis" sehingga perlu repot untuk langsung dan mengantri ke rumah sakit atau klinik.

Tabel 4.19 Feedback Topik 10 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Aplikasi ini sangat membantu untuk kita yang ingin memperoleh informasi seputar kesehatan yang kita keluhkan 3848	97.233
2	sangat membantu banget untuk menanyakan seputar tentang kesehatan , walaupun publik tapi itu tidak mengapa jadi banyak tau tentanf kesehaatan dan jawaban² lainnya dan baca² pertanyaan dan jawaban mereka . terima kasih👍👍👍👍 109913	97.903

Berdasarkan wordcloud topik 10 distribusi kata terbanyak pada topik 10 yaitu "informasi putar sehat", "sehat" dan Tabel 4.19 menyajikan feedback topik 10 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 10 mengenai layanan "informatif" memberikan ilmu dan informasi seputar kesehatan melalui artikelnya.

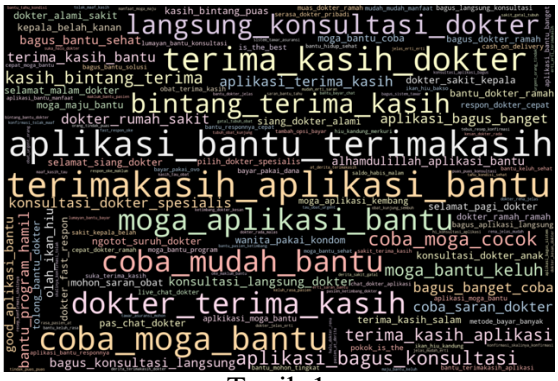
Tabel 4.20 Feedback Topik 11 Sentimen Positif

No	Feedback	Nomor
1	Penjelasannya detail, ada langkah2nya juga, sarannya bagus, dan nambah motivasi untuk hidup sehat.	16.494
2	banyak bantu bener apk ini, saya jadinya bisa konsul, dan respon nya juga bagus, dijelaskan juga secara detail. dan kita jadi tau sakit apa yng sedang dialamin, trimakasih 23946	121.800

Berdasarkan wordcloud topik 11 distribusi kata terbanyak pada topik 11 yaitu " bantu ambil tindak", "sembuh" dan Tabel 4.20 menyajikan feedback topik 11 aplikasi telemedicine. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 11 mengenai layanan arahan dokter bagus dan detail.

4.8.2 Hasil Topik Sentimen Neutral

Pada diskusi pemodelan topik sentimen neutral ini bertujuan untuk menganalisis hasil topik sentimen negatif lebih detail. Hal ini dilakukan untuk membantu memahami masukan yang muncul pada topik sentimen neutral aplikasi *telemedicine*. Gambar 4.28 menyajikan distribusi kata pada masing-masing topik sentimen neutral menggunakan visualisasi *wordcloud*.



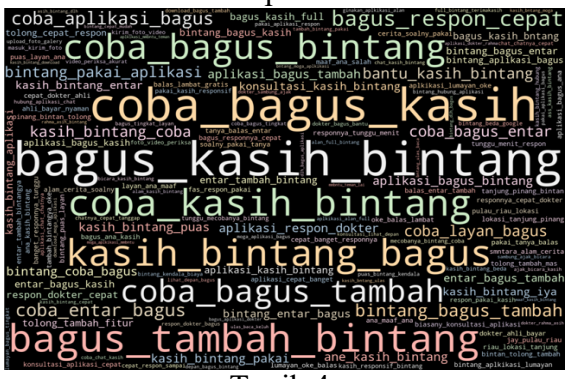
Topik 1



Topik 2



Topik 3



Topik 4

Gambar 4.28 *Wordcloud* Topik 1-4 Sentimen Neutral

Insight pada *wordcloud* topik 1 hingga topik 4 sentimen neutral yang disajikan berdasarkan *feedback* pengguna pada masing-masing topik pada Tabel 4.21 hingga Tabel 4.24. Tabel menyajikan *feedback* pengguna pada hasil pemodelan topik sentimen neutral dan nomor *feedback* pada dataset.

Tabel 4.21 Feedback Topik 1 Sentimen Neutral

No	Feedback	Nomor
1	Terimakasih, semoga aplikasi ini dapat membantu orang banyak.....	74
2	Di coba dulu ya, saya baru mengunakan hari ini untuk berkonsultasi umum. Semoga kedepannya bisa membantu. Terimakasih	119

Berdasarkan *wordcloud* topik 1 distribusi kata terbanyak pada topik 1 yaitu "coba", "moga aplikasi bantu" dan Tabel 4.21 menyajikan *feedback* topik 1 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 1 mengenai layanan *telemedicine* "coba-coba untuk melakukan konsultasi dan harapan untuk dapat membantu kedepannya".

Tabel 4.22 Feedback Topik 2 Sentimen Neutral

No	Feedback	Nomor
1	Tingkatkan teruss	386
2	Tingkatkan lagi saran" nya agar bisa membantu pasien yg sedang membutuhkan informasi teraktual dan terkini	400

Berdasarkan *wordcloud* topik 2 distribusi kata terbanyak pada topik 2 yaitu "moga", "coba moga manfaat" dan Tabel 4.22 menyajikan *feedback* topik 2 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 2 mengenai layanan *telemedicine* "harapan semoga bermanfaat dan memberikan informasi serta terus meningkatkan layanan".

Tabel 4.23 Feedback Topik 3 Sentimen Neutral

No	Feedback	Nomor
1	Aku punya voucher 200rb ada yg mau tuker sama pulsa 50rb..DM ig ku Enny_0711	1.272
2	saya punya voucher 200rb ,ada yg mau barter dengan pulsa 50rb	1.276

Berdasarkan *wordcloud* topik 3 distribusi kata terbanyak pada topik 3 yaitu "voucher", "minat dm ig" dan Tabel 4.23 menyajikan *feedback* topik 3 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 3 mengenai layanan *telemedicine* "broadcast penukaran voucher layanan".

Tabel 4.24 Feedback Topik 4 Sentimen Neutral

No	Feedback	Nomor
1	Coba dulu, kelihatannya bagus ntar puas baru nambah bintangnya	2.023
2	Baru coba.. Kalu Bagus aku Kasih Bintang 5 😄😄😄 2053	2.053

Berdasarkan *wordcloud* topik 4 distribusi kata terbanyak pada topik 4 yaitu "voucher", "minat dm ig" dan Tabel 4.24 menyajikan *feedback* topik 4 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 4 mengenai layanan *telemedicine* "coba-coba aplikasi dan akan memberi rating tambahan jika layanannya bagus dan cepat".

4.8.3 Hasil Topik Sentimen Negatif

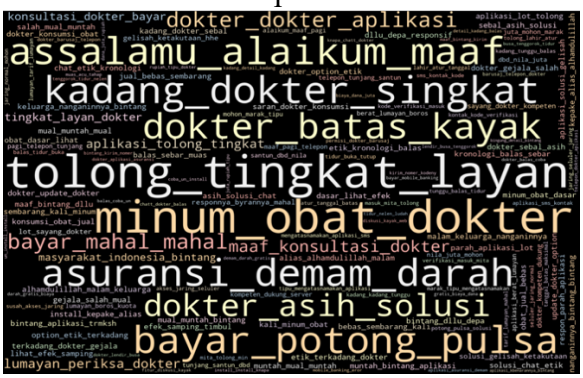
Pada diskusi topik sentimen negatif ini bertujuan untuk menjawab Rumusan Masalah dan Tujuan Penelitian, menganalisis topik sentimen negatif lebih detail penting untuk membantu memahami sentimen dan masukan yang muncul pada topik sentimen negatif aplikasi *telemedicine*. Topik sentimen negatif dapat digunakan untuk mengidentifikasi masalah atau sehingga pengembang aplikasi telemedicine dapat menggunakan informasi untuk dapat meningkatkan kualitas layanan dan mengatasi keluhan atau ketidakpuasan pengguna terhadap layanan. Gambar 4.29 dan Gambar 4.32 menyajikan distribusi kata setiap topik pada sentimen negatif.



Topik 1



Topik 2



Topik 3

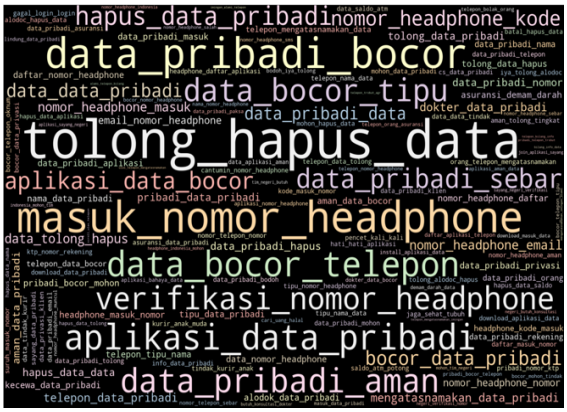


Topik 4

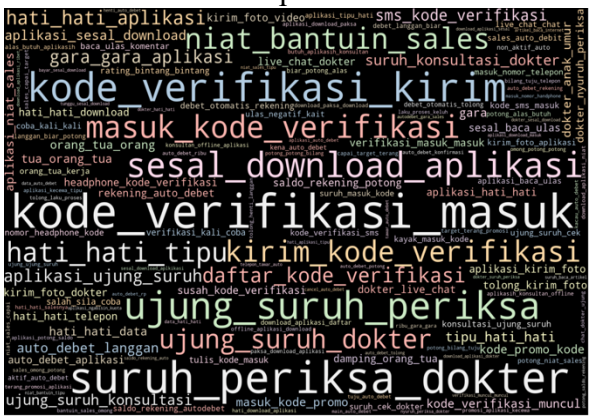
Gambar 4.29 *Wordcloud* Topik 1-4 Sentimen Negatif



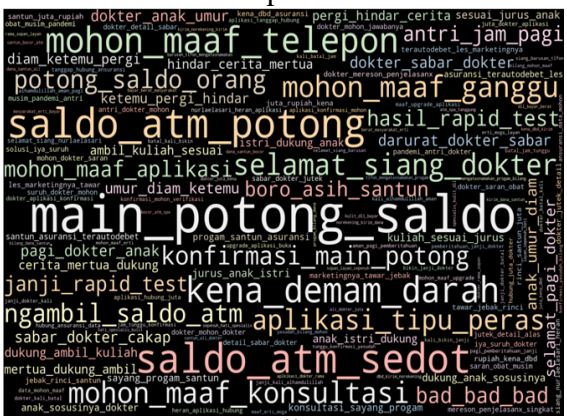
Topik 5



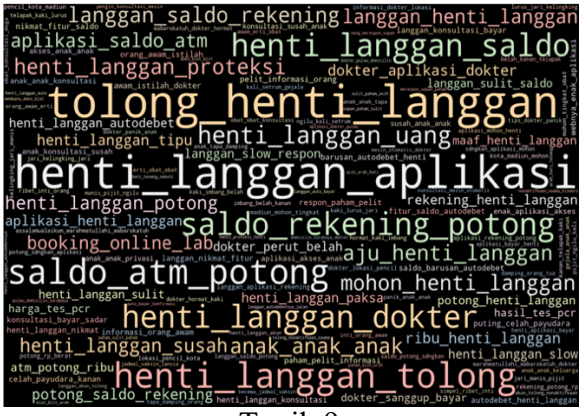
Topik 6



Topik 7



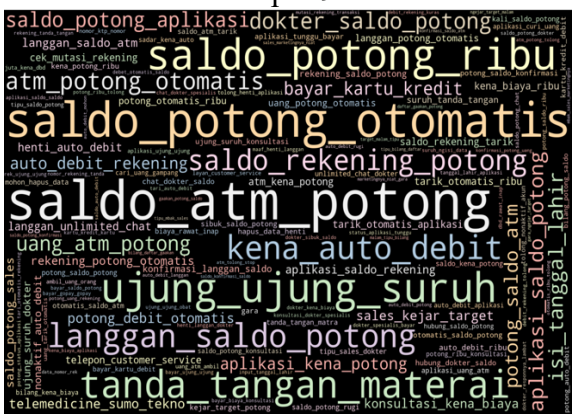
Topik 8



Topik 9



Topik 10



Topik 11



Topik 12

Gambar 4.30 *Wordcloud* Topik 3-10 Sentimen Negatif

Insight pada *wordcloud* topik 1 hingga topik 12 sentimen negatif yang disajikan berdasarkan *feedback* pengguna pada masing-masing topik pada Tabel 4.25 hingga Tabel 4.36. Tabel menyajikan *feedback* pengguna pada hasil pemodelan topik sentimen negatif dan nomor *feedback* pada dataset.

Tabel 4.25 Feedback Topik 1 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	sudah bayar dan belum konsul karna nggak sempet tpi diketerangannya dokter segera aktif lg pada jam 8 ditunggin nggak aktif sampe sekarang. Hmmmm dikirain udah bayar bisa buat ganti dokter lain ternyata enggak.	10
2	Sial banget sih 2 kali chat sama dokter udah bayar,chat gak nongol sama sekali,by telepon eror mulu,buang2 duit saja aplikasi ini 👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎👎	10378

Berdasarkan *wordcloud* topik 1 distribusi kata terbanyak pada topik 1 yaitu "dokter", "bayar" dan Tabel 4.25 menyajikan feedback topik 1 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 1 mengenai layanan sistem pembayaran yang bermasalah sehingga pengguna yang telah membayar namun tidak dapat melakukan konsultasi dengan dokter.

Tabel 4.26 Feedback Topik 2 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Koneksi internet gagal padahal sinyal bagus dan koneksi lancar2 aja	10069
2	Knp sy ssh buka aplikasi ini.dulu sy sering chat sm dokternya.tp skrg mau buka aja susah.periksa koneksi internet.sllu itu	10115

Berdasarkan *wordcloud* topik 2 distribusi kata terbanyak pada topik 2 yaitu "koneksi", "internet" dan Tabel 4.26 menyajikan *feedback* topik 2 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 2 mengenai koneksi internet yang bermasalah saat mengakses aplikasi.

Tabel 4.27 Feedback Topik 3 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Respon bagus cuma kurang cepat dan yg paling parah aplikasinya yg lemot bgt tolong di perbaiki	193
2	jelek bgt, ga bisa ngasih tau penyebab sakit knpa dan lebih burukx ga bisa ngasi solusi atw saran obat n pengobatan ap, tp ujungnya malah d suruh dateng lgsg k dokter..percuma..sama kaya ngobrol sama anak kecil yg dokterx cuma tanya2 doang tp ga ngasih solusi.	10040

Berdasarkan *wordcloud* topik 3 distribusi kata terbanyak pada topik 3 yaitu "solusi", "lemot" dan Tabel 4.27 menyajikan *feedback* topik 3 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 3 mengenai permintaan peningkatan layanan karena tidak memberikan solusi terhadap keluhan pengguna.

Tabel 4.28 Feedback Topik 4 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	lemot gabisa masuk	9500
2	Aplikasinya ngk bisa dibuka	9658

Berdasarkan *wordcloud* topik 4 distribusi kata terbanyak pada topik 4 yaitu "aplikasi", "buka" dan Tabel 4.28 menyajikan *feedback* topik 4 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 4 mengenai kesulitan pengguna dalam membuka aplikasi.

Tabel 4.29 Feedback Topik 5 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Chat dengan dokter sudah baik. Tapi pemilihat alamat ketika ingin beli resep tidak bisa digunakan	5
2	Kirain beli obat bisa langsung sampe kaya punya sebelah, pas udh order ditungguin kok lama bangettttttttt. Trus ngecek resi obatnya dari Bekasi, mana saya di Jogja kirain langsung ambil dari apotek terdekat. Tau gitu ga beli obat online, keburu sembuh adek saya hmmm, agak menyesal mengingat obatnya lumayan mahal. Ga lagi2 deh beli obat disini :') kalau konsultasi sih udh bagus, gercep dan informatif.	265

Berdasarkan *wordcloud* topik 5 distribusi kata terbanyak pada topik 5 yaitu "obat", "beli" dan Tabel 4.29 menyajikan *feedback* topik 5 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 5 mengenai layanan pembelian obat yang bermasalah.

Tabel 4.30 Feedback Topik 6 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Scroll ulasan kebawah ada yg di telepon mengatasnamakan dari pihak alodokter dgn imingan bla bla bla.. Hari ini sy jga mengalami hal yg sama. Saat d telepon, bapak" nya blg sy hrs menginfokan data pribadi sy d telepon trsbut agr data yg ada d app trsingkron scr bnr. Scr logika knp mesti mmbenarkan data melalui perantara ,sy sndiri kn bisa mrubah data sy d apps(krna ini brsifat pribadi). Jd fix kalau ada yg telepon jgn d ladeni dn jgn mudah percaya ya. Data itu bersifat pribadi dn hrs d lindungi.	18
2	Bagus sih sangat membantu Tapi ntah knpa stiap abis pake jasanya slu ada tlfon yg mengatas namakan apk ini utk dpt tunjangan dll Ntah penipuan ato engga, klo sampe penipuan sangat di sayangkan sih kok bsa data pribadi clien bsa kesebar 😌	148

Berdasarkan *wordcloud* topik 6 distribusi kata terbanyak pada topik 6 yaitu "data", "pribadi" dan Tabel 4.30 menyajikan feedback topik 6 aplikasi telemedicine. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 6 mengenai dugaan kebocoran data pribadi pengguna.

Tabel 4.31 Feedback Topik 7 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	pas buka aplikasinya trus suruh masukin nomor hp, pas lanjut lg minta kode verifikasi dr sms, tp gak ada smsnya. satu lg, tolong penjelasannya gak muat kayak "kamu telah memasukkan kode yang salah sebanyak 5 kali...", misalkan gak muat lebih baik kalimatnya diefektifkan lagi biar jelas apa yg mau disampaikan. terimakasih, maaf kata2 saya kepanjangan wkwkwk	1039
2	Masih ada bugs, dlm proses verifikasi, trus menerus mengirim kode otp saat klik verifikasi kode disaat mau live chat, minta login lagi tp terus menerus minta verifikasi tanpa bs masuk live chat	1552

Berdasarkan *wordcloud* topik 7 distribusi kata terbanyak pada topik 7 yaitu "kode", "verifikasi" dan Tabel 4.31 menyajikan *feedback* topik 7 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 7 mengenai kode verifikasi yang tidak muncul.

Tabel 4.32 Feedback Topik 8 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	APLIKASI PENIPUAN DAN PEMERASAN! Saldo ATM saya terpotong terus padahal saya tidak pernah menggunakannya lagi tanpa ada pemberitahuan atau apa pun tiba tiba saldo ATM saya di sedot, nyari duit gitu amat sih. Intinya jangan pernah download aplikasi sampah ini karena saldo ATM kalian akan tersedot tanpa konfirmasi terlebih dahulu. Aplikasi penyedot uang ini mah! Hati-hati aplikasi penipuan dan pemerasan!	3895
2	saya belum juga make udah main potong saldo aja, salesnya bilang mau konfirmasi via whatsapp tapi sampe sekarang gak ada. minta berhenti prosesnya lama.	4431

Berdasarkan *wordcloud* topik 8 distribusi kata terbanyak pada topik 8 yaitu "mohon", "konfirmasi" dan Tabel 4.32 menyajikan *feedback* topik 8 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 8 mengenai tidak adanya konfirmasi pemotongan saldo.

Tabel 4.33 Feedback Topik 9 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Gimana ya cara berhenti berlangganan sama alodokter. uang saya di potong t erus meskipun saya tdk pernah dapat tentang apa2 dari alokdokter.tolong dulu	6881
2	tolong berhentikan langganannya karna saya blm aktifkan tapi selesnya maksa, tau" udah ada laporan ajh pemotongan gimana ini	7148

Berdasarkan *wordcloud* topik 9 distribusi kata terbanyak pada topik 9 yaitu "henti", "langganan" dan Tabel 4.33 menyajikan *feedback* topik 9 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 9 mengenai berhenti berlanganan aplikasi.

Tabel 4.34 Feedback Topik 10 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Kenapa ga bisa chat sama dokter spesialis ya, setiap mau bayar selalu kode kadaluarsa, sudah diulang 3x tetap sama	349
2	kenapa setiap saya ingin konsultasi ke dokter spesialis susah ya? padahal sudah di notif (beritahu saya saat tersedia) dan sudah dapat notif (dr... tersedia) tapi tetap saja saya buka kembali masih bertuliaskan "beritahu saya saat tersedia" itu berulang kali. terutama yang spesialis kulit..itu bagaimana ya? mohon untuk pemberitahuan..terima kasih (sementara sya kasih bintang 3 dulu..untuk yg dokter umum sudah baik menurut sya)	1142

Berdasarkan *wordcloud* topik 10 distribusi kata terbanyak pada topik 10 yaitu "dokter", "spesialis" dan Tabel 4.34 menyajikan *feedback* topik 10 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 10 mengenai keluhan pelayanan dokter spesialis.

Tabel 4.35 Feedback Topik 11 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	Saya sagt kecewa ,,udah berbulan bulan ga ada konfirmasi buat pengaktifan aplikasinya ,,ehhh tiba tiba saldo di rekening saya auto debit ,ga ada konfirmasi ,,kesel jadinya ,,dan itu udah bbrpa bulan dari saya registrasi alodokter nya,,, knpa tiba tiba auto debit dari rekening saya , dan knpa auto debitnya satu bulan ,,knpa ga dari pas saya registrasi kmren2 ga jlsss	4192
2	Ini si parah banget ya, salesnya ga mau tanggung jawab udh kena auto debit begini, pihak alo dokter whatsapp ga direspon, telepon malah di lama lama in, sampe pulsanya abis, kaya gini gimana berentinya, bukan masalah 39rb nya, tapi cara nya kaya nipu gini, tolong dong jangan nyusahin orang lagi jaman begini, tolong yg ngerti berenti Iin nya gmana???	4317

Berdasarkan *wordcloud* topik 11 distribusi kata terbanyak Broadcast telepon penipuan permintaan data pribadi seperti nomor rekening, pada topik 11 yaitu "saldo", "atm" dan Tabel 4.35 menyajikan *feedback* topik 11 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 11 mengenai auto debit langganan.

Tabel 4.36 Feedback Topik 12 Sentimen Negatif

No	Feedback	Nomor
1	SANGAT MENYESAL MENDOWNLOAD APLIKASI INI !! sekali download dan mendaftarkan nomor telepon, berbagai macam asuransi menelepon. Data pengguna tidak dijaga kerahasiannya. Chat dokter juga tidak memberikan jawaban yang membantu. Sangat menyesal dan TIDAK DIREKOMENDASIKAN!	4403
2	Setelah mendownload aplikasi ini dan melakukan konsultasi berbayar, saya justru mendapat telepon dari alodokter berulang kali. Hidup saya malah jadi terganggu dan tidak tenang. Untung saya tidak menuliskan data diri dengan lengkap di aplikasi. Bagi yang tidak suka ditelpon lewat nomor pribadi seperti saya, mungkin bisa dipertimbangkan lagi ketika akan mendownload aplikasi ini.	4406

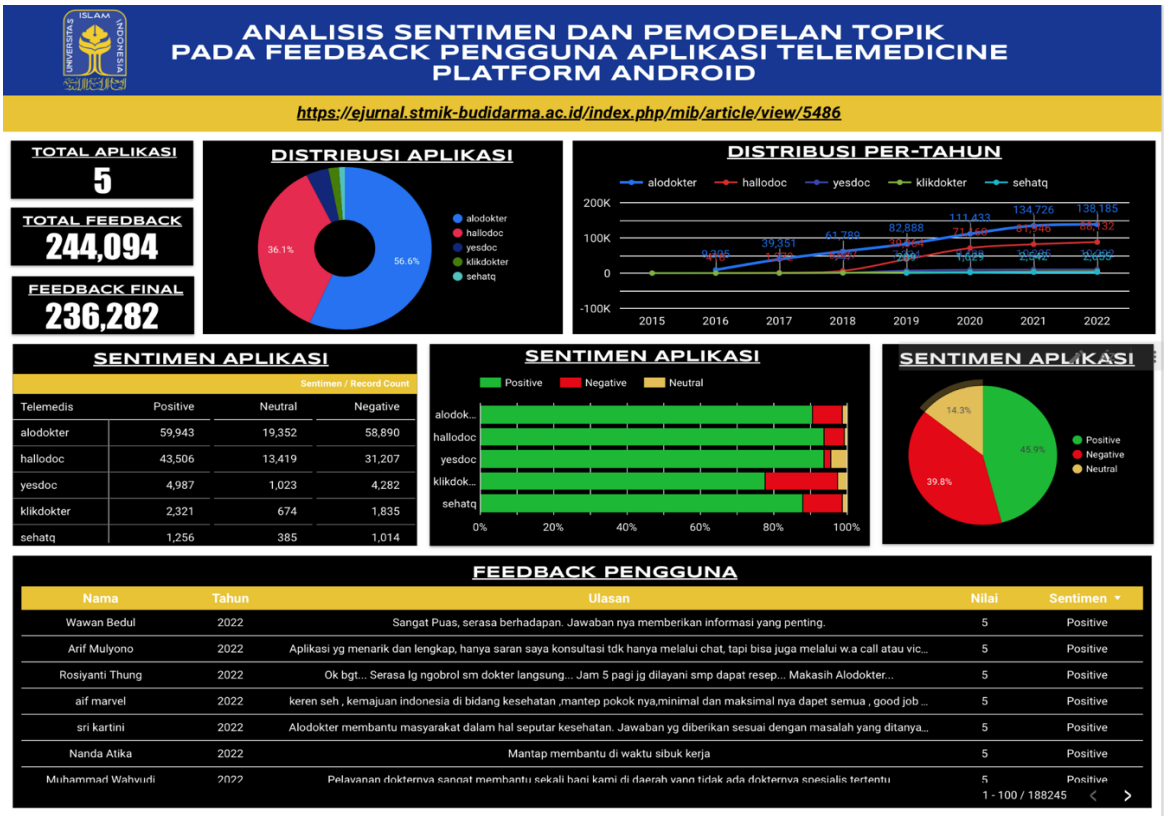
Berdasarkan *wordcloud* topik 12 distribusi kata terbanyak pada topik 12 yaitu "telepon", "nomor" dan Tabel 4.36 menyajikan *feedback* topik 12 aplikasi *telemedicine*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa topik 12 Broutcase telepon permintaan data pribadi.

4.9 Dashbording Hasil Penelitian

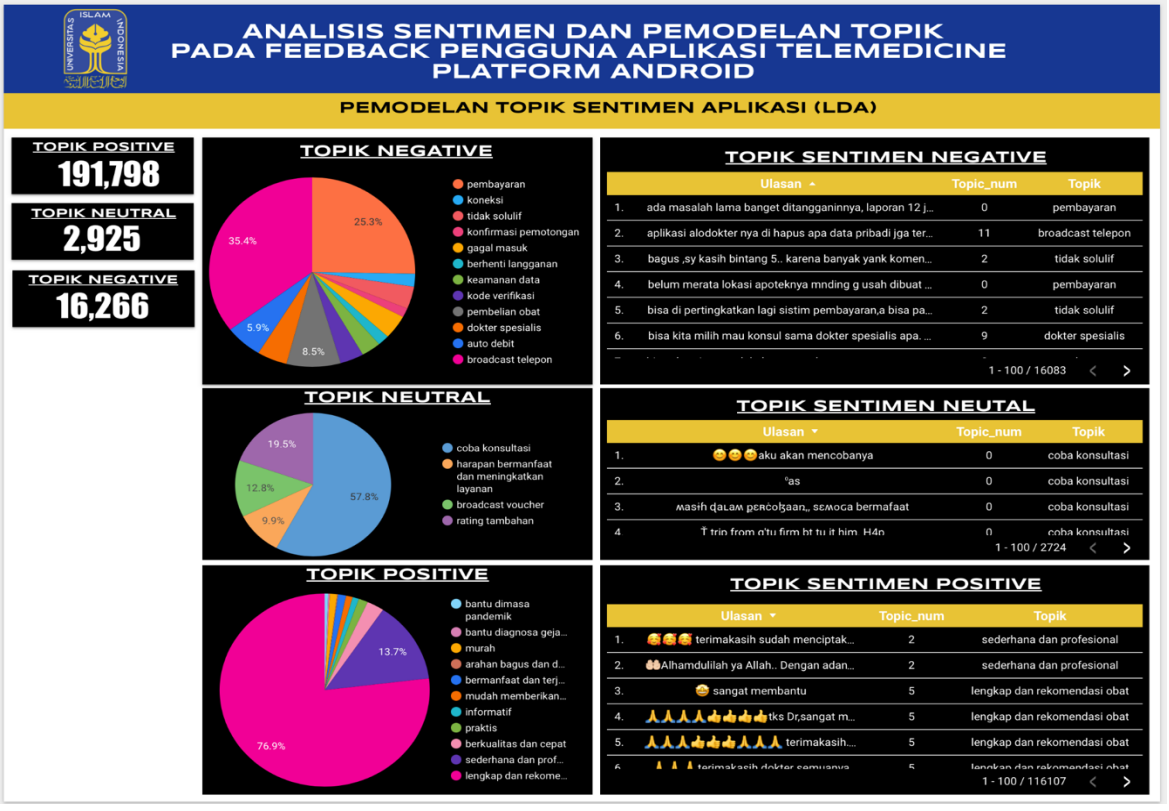
Setelah melakukan pemodelan sentimen dan pemodelan topik, kemudian membangun kontruksi visual yang merangkum hasil penelitian. Hal tersebut dilakukan untuk memvisualisasikan hasil analisis dari *feedback* pengguna aplikasi *telemedicine,* sehingga dapat dipakai oleh *stakeholder* untuk membuat keputudan strategis dalam perbaikan layanan aplikasi. Dashborh dapat memberikan informasi secara ringkas dan jelas dengan menampilkan grafik dan tabel sehingga memudah dipahami. Hasil penelitian dapat di akses secara publik pada halaman https://lookerstudio.google.com/u/0/reporting/23087d7c-fcb6-4f2c-b5ba-e80dd363a25d.

Dashbord memiliki 3 halaman, halaman pertama informasi hasil pengumpulan data dan pelabelan data yang disajikan pada Gambar 4.31. Halaman ke-dua menyajikan informasi pemodelan sentimen, informasi berupa akurasi yang di hasilkan model BiLSTM dan hasil prediksi model pada masing-masing skenario. Halaman ke-tiga menampilkan informasi hasil pemodelan topik pada kelompok sentimen, halaman disajikan pada Gambar 4.32. Dapat diperhatikan pada Gambar 4.32 diagram topik negatif, keluhan pengguna terbanyak yaitu mengenai broadcast telepon dan pembanyaran. Broadcast telepon setelah menggunakan

aplikasi ini membuat isu adanya kebocoran data pengguna, efek negatif dari hal tersebut membuat privasi pengguna terganggu dan meningkatkan resiko penipuan atau phising.



Gambar 4.31 Hasil Pengumpulan Data



Gambar 4.32 Hasil Pemodelan Kelompok Sentimen

BAB 5
Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan percobaan yang dihasilkan pada pemodelan analisis sentimen dan pemodelan topik *feedback* pengguna aplikasi *telemedicine* pada penelitian ini, dapat disimpulkan antara lainnya:

1. Sentimen pengguna pada *feedback* ke-5 aplikasi yang dikumpulkan lebih banyak positif yaitu 91.6%, 1.2% neutral dan 7.2% negatif.
2. Pemodelan sentimen menggunakan metode BiLSTM dengan beberapa skenario pembagian dataset, akurasi tertinggi yang dihasilkan model pada skenario 1 yaitu 95.55%.
3. Dataset yang digunakan mengalami *imbalance* yang cukup besar pada ketiga kelas sentimen. Pada percobaan tambahan menggunakan data test yang dilakukan pelabelan ulang, model yang dibangun memiliki kinerja yang baik yaitu: 91.63%. Dengan pelabelan yang baik model BiLSTM dapat mengenali kelas minoritas dengan baik pada dataset *imbalance.*
4. Pemodelan topik sentimen menggunakan LDA, jumlah topik terbaik dari nilai *coherence* yaitu positive =11 (0.57523), neutral=4 (0.58446) dan negative = 12 (0.80309).
5. Beberapa keluhan pengguna pada topik sentimen negatif yaitu Process: Topik 2 (koneksi internet), Topik 4 (Gagal masuk aplikasi), Topik 5 (pembelian obat), Topik 6 (keamanan data), Topik 7 (Kode Verifikasi), Topik 11 (Auto Debit). People: Topik 3 (Dokter tidak solutif), Topik 8 (CS tidak ada konfirmasi pemotongan), Topik 9 (CS kurang responsif mengenai berhenti layanan), Topik 10 (Dokter Spesialis). Price Topik 1 (Pembayaran berhasil namun tidak dapat menggunakan layanan) dan Promotion: Topik 12 (Broadcast telepon asuransi dan permintaan data pribadi).

5.2 Saran

Pada penelitian ini beberapa hal yang perlu diperbaiki yaitu proses pelabelan data sehingga dapat mengenai konteks kalimat dengan baik, terutama pada kalimat yang sangat pendek maupun sangat panjang. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan kamus lexicon yang lebih besar untuk pelabelan data sehingga tidak membutuhkan waktu yang panjang untuk melakukan pengecekan label secara manual. Menerapkan pendekatan hybrid, lexicon dan model deep learning meningkatkan akurasi model sentimen namun kurang dapat mendeskripsikan topik pada kelompok sentimen dengan baik. Sehingga perlu melakukan pengecekan kembali terhadap label sentimen untuk dapat menghasilkan topik yang dapat merepresentasikan kelompok sentimen pada pemodelan topik.

Pemodelan sentimen menggunakan BiLSTM memiliki akurasi yang baik pada data yang mengalami *imbalance,* namun pada pembagian data test semakin besar mengalami *overfitting*. Hal tersebut dapat dikarenakan data mengalami *imbalance* sehingga memiliki pertimbangan yang tidak seimbang antar kelompok data. Pada percobaan tambahan model BiLSTM dapat mengenali kelas minoritas dengan baik sehingga penelitian selanjutnya perlu melakukan beberapa percobaan pelabelan data sehingga menghasilkan model prediksi yang baik.

Daftar Pustaka

A, N. A. C., Citra, D. H., & Purnama, W. (2022). *The Implementation of Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store*. *2*(April), 47–54.

Ahmed, Joko, S. (2020). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Kesehatan (Telemedicine) Sebagai Pendukung Keputusan Dalam Meningkatkan Kualitas Aplikasi Kesehatan [UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA]. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 4, Issue 1). https://dspace.uii.ac.id/bitstream/handle/123456789/29681/16522054 Ahmed Joko Susilo.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Al-Thubaity, A., Alqahtani, Q., & Aljandal, A. (2018). Sentiment lexicon for sentiment analysis of Saudi dialect tweets. *Procedia Computer Science*, *142*, 301–307. https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.494

Ali, S., Wang, G., & Riaz, S. (2020). Aspect based sentiment analysis of ridesharing platform reviews for kansei engineering. *IEEE Access*, *8*, 173186–173196. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3025823

Almahmoud, M., Alzu'bi, D., & Yaseen, Q. (2021). Redroiddet: Android malware detection based on recurrent neural network. *Procedia Computer Science*, *184*, 841–846. https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.03.105

Ansari, M. Z., Aziz, M. B., Siddiqui, M. O., Mehra, H., & Singh, K. P. (2020). Analysis of Political Sentiment Orientations on Twitter. *Procedia Computer Science*, *167*, 1821–1828. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.201

Ardyles, A., & Ilyas, Y. (2022). Analisis Pengaruh Pandemi Covid-19 Sebagai Katalis Dalam Perkembangan Telemedicine Di Indonesia: Sebuah Narrative Review. *Jurnal Kesehatan Masyarakat (Undip)*, *10*(1), 31–37. https://doi.org/10.14710/jkm.v10i1.31609

Ario, R. timlo. ne. (2020). *Jumlah Unduhan Aplikasi di Google Play Capai 28 Miliar*. Timlo.Net. https://timlo.net/baca/115867/jumlah-unduhan-aplikasi-di-google-play-capai-28-miliar/

Astari, Y., & Wahib, R. (2021). Analisis Sentimen Multi-Class pada Sosial Media menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Linguistik Komputasional*, *4*(1), 8–12. http://inacl.id/journal/index.php/jlk/article/view/43

Bhowmik, N. R., Arifuzzaman, M., & Mondal, M. R. H. (2022). Sentiment analysis on Bangla text using extended lexicon dictionary and deep learning algorithms. *Array*, *13*, 100123. https://doi.org/10.1016/j.array.2021.100123

Bokaee Nezhad, Z., & Deihimi, M. A. (2022). Twitter sentiment analysis from Iran about COVID 19 vaccine. *Diabetes and Metabolic Syndrome: Clinical Research and Reviews*, *16*(1), 102367. https://doi.org/10.1016/j.dsx.2021.102367

Cahyaningtyas, S., Hatta Fudholi, D., & Fathan Hidayatullah, A. (2021). Deep Learning for Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Hotels Reviews. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, *4*(3). https://doi.org/10.22219/kinetik.v6i3.1300

Campbell, A. (2006). Introduction to Telemedicine Introduction to Telemedicine. In *Nursing Standard* (Vol. 20, Issue 46). https://doi.org/10.7748/ns2006.07.20.46.36.b496

Chairullah, N. (2020). Topic Modelling pada Sentimen terhadap Headline Berita Online Berbahasa Indonesia [Universitas Islam Indonesia]. In *universitas islam indonesia* (Vol. 2769). https://doi.org/10.4000/books.aaccademia.8940

Cleary, M. (2017). Deep Learning A Practioner's Approach. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53, Issue 9).

Gunawan, B., Pratiwi, H. S., & Pratama, E. E. (2018). Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, *4*(2), 113. https://doi.org/10.26418/jp.v4i2.27526

Hameed, Z., & Garcia-Zapirain, B. (2020). Sentiment Classification Using a Single-Layered BiLSTM Model. *IEEE Access*, *8*, 73992–74001. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2988550

Hendra, A., & Fitriyani, F. (2021). Analisis Sentimen Review Halodoc Menggunakan Naï ̈ve Bayes Classifier. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, *6*(2), 78–89. https://doi.org/10.14421/jiska.2021.6.2.78-89

Hidayatullah, A. F., Cahyaningtyas, S., & Hakim, A. M. (2021). Sentiment Analysis on Twitter using Neural Network: Indonesian Presidential Election 2019 Dataset. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, *1077*(1), 012001. https://doi.org/10.1088/1757-899x/1077/1/012001

Indrayuni, E., Nurhadi, A., & Kristiyanti, D. A. (2021). Implementasi Algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbors untuk Analisa Sentimen Aplikasi Halodoc. *Faktor Exacta*, *14*(2), 64. https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i2.9697

Janu Akrama Wardhana, & Yuliant Sibaroni. (2021). Aspect Level Sentiment Analysis on Zoom Cloud Meetings App Review Using LDA. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *5*(4), 631–638. https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3143

Kay, M., Santos, J., & Takane, M. (2010). Telemedicine: Opportunities and developments in Member States. *Observatory*, *2*, 96. http://www.who.int/goe/publications/goe_telemedicine_2010.pdf

KEMP, S. (2022). *DIGITAL 2022: GLOBAL OVERVIEW REPORT*. https://datareportal.com/reports/digital-2022-global-overview-report

Khan, K., Baharudin, B., Khan, A., & Ullah, A. (2014). Mining opinion components from unstructured reviews: A review. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *26*(3), 258–275. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2014.03.009

Kolchyna, O., Souza, T. T. P., Treleaven, P., & Aste, T. (2015). *Twitter Sentiment Analysis: Lexicon Method, Machine Learning Method and Their Combination*. http://arxiv.org/abs/1507.00955

Koto, F., & Rahmaningtyas, G. Y. (2018). Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs. *Proceedings of the 2017 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2017*, *2018-Janua*(December), 391–394. https://doi.org/10.1109/IALP.2017.8300625

Martínez-Pérez, B., De La Torre-Díez, I., & López-Coronado, M. (2013). Mobile health applications for the most prevalent conditions by the world health organization: Review and analysis. *Journal of Medical Internet Research*, *15*(6). https://doi.org/10.2196/jmir.2600

Martiraz, Y., Wibowo, A., & Fauzia, A. (2022). Systematic Review : Efektivitas Telemedicine pada Pelayanan Antenatal di Masa Pandemi COVID-19. *Jurnal Ilmu Kesehatan Masyarakat*, *11*(02), 111–118. https://doi.org/10.33221/jikm.v11i02.1256

Mifrah, S. (2020). Topic Modeling Coherence: A Comparative Study between LDA and NMF Models using COVID'19 Corpus. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, *9*(4), 5756–5761. https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/231942020

Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. *1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013 - Workshop Track Proceedings*, 1–12.

Muhammad, P. F., Kusumaningrum, R., & Wibowo, A. (2021). Sentiment Analysis Using Word2vec and Long Short-Term Memory (LSTM) for Indonesian Hotel Reviews.

Procedia Computer Science, *179*(2020), 728–735. https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.061

Nasreen Taj, M. B., & Girisha, G. S. (2021). Insights of strength and weakness of evolving methodologies of sentiment analysis. *Global Transitions Proceedings*, *2*(2), 157–162. https://doi.org/10.1016/j.gltp.2021.08.059

Naury, C. (2020). *Topic Modelling pada Sentimen terhadap Headline Berita Online Berbahasa Indonesia* (Vol. 2769) [Universitas Islam Indonesia]. https://doi.org/10.4000/books.aaccademia.8940

Nayoga, B. P., Adipradana, R., Suryadi, R., & Suhartono, D. (2021). Hoax Analyzer for Indonesian News Using Deep Learning Models. *Procedia Computer Science*, *179*(2020), 704–712. https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.059

Nuli, G., Hidayatullah, A. F., & Rahmadi, R. (2020). Komparasi Algoritma Machine Learning dan Deep Learning untuk Named Entity Recognition : Studi Kasus Data Kebencanaan. *Indonesian Journal of Applied Informatics*, *4*(2), 138. https://doi.org/10.20961/ijai.v4i2.41317

Nurvania, J., & Lhaksamana, K. M. (2021). Analisis Sentimen Pada Ulasan di TripAdvisor Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (LSTM). *E-Proceeding of Engineering*, *8*(4), 4124–4135.

Oyebode, O., Alqahtani, F., & Orji, R. (2020). Using Machine Learning and Thematic Analysis Methods to Evaluate Mental Health Apps Based on User Reviews. *IEEE Access*, *8*, 111141–111158. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3002176

Pai, R. R., & Alathur, S. (2018). Assessing mobile health applications with twitter analytics. *International Journal of Medical Informatics*, *113*(February), 72–84. https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2018.02.016

Prakosa, H. A., Riyanto, A. B., & Nasiroh, S. (2021). Analisis sentimen dan pemodelan topik pandemi Covid-19 pada media sosial Twitter menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Latent Dirichlet Allocation. *Jnanaloka*, 73–78. https://doi.org/10.36802/jnanaloka.2021.v2-no2-73-78

Putri., I. R., & Kusumaningrum, R. (2017). Latent Dirichlet Allocation (LDA) for Sentiment Analysis Toward Tourism Review in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, *755*(1). https://doi.org/10.1088/1742-6596/755/1/011001

Putu, N. L. P. M., Ahmad Zuli Amrullah, & Ismarmiaty. (2021). Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Pariwisata Lombok Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Latent Dirichlet Allocation. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*,

5(1), 123–131. https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2587

Ridhwanulah, D., & Fudholi, D. H. (2022). Pemodelan Topik pada Cuitan tentang Penyakit Tropis di Indonesia dengan Metode Latent Dirichlet Allocation. *Jurnal Ilmiah SINUS*, *20*(1), 11. https://doi.org/10.30646/sinus.v20i1.589

Royyan, A. R., & Setiawan, E. B. (2022). Feature Expansion Word2Vec for Sentiment Analysis of Public Policy in Twitter. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *6*(1), 78–84. https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3525

Salesika, Rico, Januar, S., & Rizma, Adlia, S. (2021). Penggunaan Telemedicine Sebagai Teknologi Informasi Dalam Rangka Solusi Alternatif Pencegahan Penyebaran COVID-19 : Literature Review. *MPPKI Media Publikasi Promosi Kesehatan Indonesia*, *4*(1), 56–61.

Sanagar, S., & Gupta, D. (2020). Unsupervised Genre-Based Multidomain Sentiment Lexicon Learning Using Corpus-Generated Polarity Seed Words. *IEEE Access*, *8*, 118050–118071. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3005242

Sarkar, D. (2019). Text Analytics with Python. In *Text Analytics with Python*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4354-1

Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Namin, A. S. (2019). The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series. *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2019*, 3285–3292. https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9005997

statcounter. (2022). *Mobile Operating System Market Share Indonesia june 2021-june 2022*. https://gs.statcounter.com/os-market-share/mobile/indonesia

Stevens, K., Kegelmeyer, P., Andrzejewski, D., & Buttler, D. (2012). Exploring topic coherence over many models and many topics. *EMNLP-CoNLL 2012 - 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning, Proceedings of the Conference*, *December*, 952–961.

Taj, M. B. N., & Girisha, G. S. (2021). Insights of strength and weakness of evolving methodologies of sentiment analysis. *Global Transitions Proceedings*, *2*(2), 157–162. https://doi.org/10.1016/j.gltp.2021.08.059

Ullah, M. A., Marium, S. M., Begum, S. A., & Dipa, N. S. (2020). An algorithm and method for sentiment analysis using the text and emoticon. *ICT Express*, *6*(4), 357–360. https://doi.org/10.1016/j.icte.2020.07.003

Wang, S., Lee, H. S., & Choi, W. (2021). A feature-oriented analysis of developers' descriptions and user reviews of top mHealth applications for diabetes and

hypertension. *International Journal of Medical Informatics*, *156*(September), 104598. https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2021.104598

Wardani, N. R., & Erfina, A. (2021). ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP LAYANAN KONSULTASI DOKTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. *SISMATIK (Seminar Nasional Sistem Informasi Dan Manajemen Informatika)*, 11–18.

Widayat, W. (2021). Analisis Sentimen Movie Review menggunakan Word2Vec dan metode LSTM Deep Learning. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, *5*(3), 1018. https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.3111

Windjatika, H. H., & Maharani, W. (2022). Depression Detection on Social Media Twitter Using Long Short- Term Memory. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, *6*, 7–14. https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4457

World Health Organization. (2020). Implementing telemedicine services during COVID-19: guiding principles and considerations for a stepwise approach. *Https://Www.Who.Int/Publications/i/Item/WPR-DSE-2020-032*, 1–25. https://apps.who.int/iris/handle/10665/336862

Wyatt, T. H., Bayless, A. K., Krauskopf, P., & Gaylord, N. (2021). Using mHealth Applications to Promote Self-Managed Health Behaviors Among Teens. *Journal of Pediatric Nursing*, *59*, 164–172. https://doi.org/10.1016/j.pedn.2021.04.025

Xu, G., Meng, Y., Qiu, X., Yu, Z., & Wu, X. (2019). Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM. *IEEE Access*, *7*, 51522–51532. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909919

Xu, G., Yu, Z., Yao, H., Li, F., Meng, Y., & Wu, X. (2019). Chinese Text Sentiment Analysis Based on Extended Sentiment Dictionary. *IEEE Access*, *7*, 43749–43762. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2907772

Yadav, A., Jha, C. K., Sharan, A., & Vaish, V. (2020). Sentiment analysis of financial news using unsupervised approach. *Procedia Computer Science*, *167*(2019), 589–598. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.325

Zhang, Y., & Zhang, L. (2022). Movie Recommendation Algorithm Based on Sentiment Analysis and LDA. *Procedia Computer Science*, *199*, 871–878. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.109

LAMPIRAN A

{Judul Lampiran}

{Isi lampiran, pastikan semua lampiran telah diacu di isi/body tesis. Perhatikan bahwa penomoran lampiran menggunakan huruf dan kemudian tercantum di dalam daftar isi}