

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan mental telah menjadi isu penting dalam masyarakat global yang memengaruhi kualitas hidup individu dan produktivitas sosial. Gangguan mental seperti depresi, kecemasan, dan stres pascatrauma (PTSD) adalah kondisi yang sering terjadi. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) mencatat bahwa sekitar satu dari delapan orang di dunia mengalami masalah kesehatan mental. Di Indonesia, masalah kesehatan mental yang menghimpit juga membuat banyak orang merasa khawatir. Berdasarkan survei Indonesia-National Adolescent Mental Health Survey (I-NAMHS) yang dilakukan pada tahun 2022, ditemukan bahwa satu dari tiga remaja Indonesia usia 10-17 tahun memiliki masalah kesehatan mental, dengan gangguan kecemasan sebagai yang paling umum (3,7%), diikuti oleh depresi mayor (1,0%) dan gangguan perilaku (0,9%) [1]. Lebih mengejutkan lagi, hanya 2,6% remaja yang mengalami masalah kesehatan mental yang menggunakan layanan konseling atau bantuan dari profesional [2]. Keseriusan masalah ini diperparah oleh adanya stigma sosial, kurangnya pengetahuan tentang kesehatan mental, ketakutan akan stigma negatif dari masyarakat, serta jarak yang jauh dari lokasi layanan kesehatan mental [3]. Akibatnya, banyak orang yang mengalami gangguan mental tidak terdiagnosis dan tidak mendapatkan perlakuan yang cukup.

Di tengah berbagai tantangan tersebut, perkembangan pesat media sosial memberikan kesempatan baru dalam mendeteksi masalah kesehatan mental lebih awal. Platform seperti Twitter/X menjadi sarana utama masyarakat untuk menyampaikan pandangan, perasaan, dan respons terhadap berbagai peristiwa aktual, mulai dari isu sosial-politik hingga peristiwa pribadi [4]. Informasi berharga mengenai kondisi psikologis seseorang bisa diperoleh dari teks yang dibuat oleh pengguna. Media sosial seperti Twitter menyediakan kumpulan data teks yang sangat dinamis dan mencerminkan kondisi emosional masyarakat secara real-time [5]. Hal ini membuat media sosial menjadi sumber data yang banyak dan bisa

dimanfaatkan untuk membangun sistem skrining kesehatan mental berbasis teknologi. Dengan mendeteksi pengguna yang mungkin mengalami gangguan depresi atau kecemasan melalui data berupa teks, mereka bisa diberi bantuan lebih cepat [6].

Perkembangan cepat di bidang pemrosesan bahasa alami (NLP) dan pembelajaran mendalam memungkinkan analisis teks yang lebih dalam dan lebih tepat. Berbagai metode pembelajaran mesin telah diaplikasikan untuk mendeteksi indikasi gangguan mental dari teks. Penelitian awal sering kali menggunakan algoritma klasik seperti Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, dan Decision Tree dengan proses ekstraksi fitur berbasis TF-IDF. Namun, metode ini memiliki keterbatasan. Pendekatan tradisional seperti Support Vector Machine (SVM) dan Multi Layer Perceptron (MLP) menghasilkan akurasi antara 65-74%. Namun, metode ini masih menghadapi kesulitan dalam memahami konteks dan urutan kata (sequential information) yang sangat penting dalam penjelasan makna dan nuansa Bahasa [6].

Untuk mengatasi kelemahan tersebut, arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Berulang (RNN), khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), muncul sebagai Solusi yang sangat baik. LSTM adalah pengembangan dari RNN yang dibuat untuk mengatasi masalah gradien menghilang dan mampu belajar pola ketergantungan jangka panjang dalam data berurutan seperti teks [2]. Kemampuan ini menjadikan LSTM sangat efektif dalam memahami konteks kalimat dan sentiment yang kompleks. Penelitian yang dilakukan Zakariya dan timnya pada tahun 2024 dalam pengembangan chatbot untuk kesehatan mental menunjukkan bahwa model LSTM berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 93%. Penelitian lain oleh Afrisia dan timnya juga mengonfirmasi hal ini, dengan model LSTM mencapai akurasi 98% untuk chatbot kesehatan mental mahasiswa.

Seiring berjalannya waktu, muncul berbagai jenis LSTM yang bertujuan untuk meningkatkan kemampuan dalam mengklasifikasikan data. Bidirectional LSTM (BiLSTM) memproses teks dari dua arah sekaligus, sehingga mampu menangkap informasi kontekstual secara lebih lengkap [6]. Nugroho dan timnya

menunjukkan bahwa model BiLSTM mencapai akurasi sebesar 94,12%.

Salah satu varian yang populer adalah Bidirectional LSTM (BiLSTM). Berbeda dengan LSTM biasa yang hanya membaca urutan teks dari satu arah, yaitu dari masa lalu ke masa depan, BiLSTM mampu membaca teks dari dua arah sekaligus, baik maju maupun mundur. Dengan cara ini, BiLSTM dapat memahami konteks dan makna kalimat secara lebih lengkap, tanpa melewatkan informasi yang ada di dalamnya [6]. Pengujian yang dilakukan oleh Nugroho dkk dalam penelitiannya tentang deteksi depresi dan kecemasan pengguna Twitter menunjukkan keunggulan model BiLSTM, dengan mencapai akurasi sebesar 94,12%, yang lebih tinggi dibandingkan dengan model LSTM standar yang hanya mencapai akurasi 84,1%. Penelitian yang dilakukan oleh Wangsajaya dan timnya pada tahun 2025 juga menggunakan BiLSTM untuk mendeteksi keenam emosi dasar dalam teks berbahasa Indonesia dan berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 86,3%.

Selain kemampuan dua arah, penambahan mekanisme attention juga memberikan dampak besar dalam meningkatkan kemampuan model. Mekanisme attention memungkinkan model memberikan bobot lebih besar pada kata-kata atau bagian kalimat yang paling penting dan sesuai dengan konteks [7]. Dalam analisis sentiment, Huang dkk menciptakan model AEC-LSTM yang menggabungkan mekanisme attention dan modul emosi, serta menemukan bahwa model yang menggunakan mekanisme attention bisa memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode terkini lainnya.

Lebih lanjut, Multi-Head Attention yang diadopsi di arsitektur Transformer memungkinkan model memiliki beberapa "kepala" attention yang bekerja secara parallel, sehingga dapat menangkap berbagai jenis hubungan antara kata secara simultan. Meskipun desain ini sudah terbukti efektif dalam berbagai pekerjaan NLPP, penggunaannya untuk mendeteksi mental masih belum begitu banyak digunakan dan memerlukan penelitian lebih lanjut.

Meski begitu, masih ada celanya penelitian yang menarik untuk diteliti lebih lanjut. Mayoritas studi yang ada cenderung membandingkan LSTM dengan

BiLSTM [4] [6], atau BiLSMT dengan BiLSTM+Attention, atau melakukan benchmarking antara LSTM dengan metode tradisional [2]. Masih belum banyak penelitian yang membandingkan secara mendalam dan terstruktur keempat jenis arsitektur tersebut (LSTM biasa, BiLSTM, LSTM dengan Attention, dan LSTM dengan MultiHead) semua dalam satu kerangka kerja yang sama untuk tugas memprediksi Kesehatan mental berdasarkan teks. Perbandingan langsung ini penting agar kita bisa memahami secara nyata bagaimana setiap bagian dari struktur system berkontribusi pada peningkatan keakuratan prediksi.

Oleh karena itu, penelitian ini diusulkan untuk mengisi celah tersebut dengan melakukan analisis perbandingan terhadap kinerja empat model deep learning: LSTM, BiLSTM, LSTM+Attention, dan LSTM+MultiHead. Model-model tersebut akan dibuat dan dicek secara terus menerus menggunakan data teks dari media sosial. Semoga penelitian ini tidak hanya bisa menemukan model yang paling baik untuk memprediksi kesehatan mental pengguna, tetapi juga memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai bagaimana mekanisme bidireksional, perhatian, dan perhatian multi-head berperan dalam mengambil fitur-fitur psikologis dari data berbentuk teks.

1.2 Rumusan Masalah

Berikut adalah rumusan masalah penelitian ini berdasarkan latar belakang:

1. Bagaimana kemampuan model Long Short-Term Memory (LSTM)?
2. Bagaimana kinerja model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dalam memprediksi kondisi mental pengguna berdasarkan data teks?
3. Bagaimana kinerja model LSTM dengan mekanisme perhatian (LSTM+Attention) dalam memprediksi kondisi mental pengguna berdasarkan data teks?

4. Bagaimana model LSTM dengan perhatian Multi-Head (LSTM+MultiHead) bekerja dalam memprediksi kondisi mental pengguna berdasarkan teks?
5. Bagaimana membandingkan tingkat akurasi, presisi, recall, skor F1, dan AUC-ROC dari keempat model yaitu LSTM, BiLSTM, LSTM dengan Attention, dan LSTM dengan MultiHead untuk mengetahui model mana yang paling tepat digunakan dalam tugas memprediksi kesehatan mental dari teks?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian lebih terfokus dan tidak meluas, ditetapkan batasan masalah sebagai berikut:

1. **Dataset:** Penelitian menggunakan Mental Health Corpus, yang diakses melalui platform Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/reihanenamdari/mental-health-corpus>), terdiri dari 27.977 sampel teks berbahasa Inggris dengan dua kelas label: 0 menunjukkan bahwa ada atau tidak ada indikasi masalah kesehatan mental. Data sudah siap untuk digunakan setelah proses pembersihan nilai kosong (*dropna()*) telah dilakukan.
2. **Metode:** penelitian ini hanya berfokus pada pengembangan dan perbandingan empat arsitektur deep learning, yaitu LSTM, BiLSTM, LSTM+Attention, dan LSTM+MultiHead. Tidak menggunakan penggabungan dengan arsitektur lain seperti CNN atau model transformer secara murni sebagai acuan utama.
3. **Focus Prediksi:** prediksi ini adalah jenis klasifikasi dua kategori yang digunakan untuk mengelompokkan teks ke dalam indikasi kondisi mental tertentu, dan bukan bertujuan untuk mendiagnosisi gangguan mental secara medis.
4. **Lingkungan Pengembangan:** implementasi dan pengujian model dilakukan pada platform Kaggle Notebook dengan spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang telah ditentukan.

5. Penelitian ini menggunakan embeddings kata yang telah dilatih sebelumnya, yaitu Dolma 300D, yang diunduh dari situs resmi proyek Glove, Standord NLP.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah yang sudah dijelaskan, tujuan dari penelitian ini adalah:

- o Untuk menerapkan dan mengecek bagaimana baiknya model Long Short-Term Memory (LSTM) dalam memperkirakan kondisi mental pengguna berdasarkan data teks.
- o Mengimplementasikan dan mengevaluasi kinerja model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dalam memprediksi kondisi mental pengguna dari data teks.
- o Menggunakan model LSTM yang dilengkapi dengan mekanisme attention untuk melatih dan mengevaluasi kemampuannya dalam memprediksi kondisi mental pengguna berdasarkan data teks.
- o Menggunakan model LSTM yang dilengkapi dengan multi-head attention untuk memprediksi kondisi mental pengguna berdasarkan data teks, lalu mengimplementasikannya dan mengevaluasi seberapa baik model tersebut bekerja.
- o Untuk mengevaluasi dan membandingkan hasil dari keempat model tersebut, kita perlu menentukan arsitektur yang paling baik berdasarkan beberapa metrik seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, dan AUC-ROC.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

- Manfaat Teoritis: Penelitian ini membantu memajukan ilmu pengetahuan, terutama di bidang Pemrosesan Bahasa Alami(NLP) dan informatika Kesehatan, dengan memberikan bukti nyata

mengenai perbandingan hasil dari empat jenis arsitektur LSTM, yaitu LSTM standar, BiLSTM, LSTM dengan Attention, dan LSTM dengan MultiHead, dalam menganalisis data teks terkait Kesehatan mental. Hasil penelitian ini dapat menjadi acuan bagi peneliti lain yang ingin menggali lebih lanjut mengenai deteksi dini gangguan mental.

- **Manfaat Praktis:** Hasil penelitian ini bisa menjadi dasar awal untuk membuat system atau aplikasi berbasis artificial intelligence yang mampu melakukan pemeriksaan awal terhadap Kesehatan mental. System ini bisa digunakan oleh pribadi, kelompok, atau Lembaga Kesehatan sebagai bantuan untuk mengenali pengguna media sosial yang mungkin membutuhkan bantuan atau Tindakan dari professional, sehingga Upaya pencegahan bisa dilakukan secepat mungkin.

1.6 Sistematika Penulisan

Skripsi ini dibagi menjadi lima bagian dengan susunan penulisan seperti berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini mencakup latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penyusunan. Bab ini menjelaskan secara umum tentang latar belakang, pentingnya, dan tujuan dari penelitian yang dilakukan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan teori-teori yang menjadi dasar penelitian, meskipun konsep Kesehatan mental, proses pengolahan teks, serta Natural Language Pocessing (NLP), teori dasar tentang jaringan saraf tiruan, penjelasan secara rinci mengenai arsitektur LSTM, BiLSTM, mekanisme Attention, dan Multi-Head Attention. Selain itu, bab ini juga mengulas hasil penelitian sebelumnya yang terkait dengan topik penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan secara lengkap langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian. Cakupannya mencakup objek penelitian, alur penelitian yang ditampilkan dalam diagram alur, serta alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian, seperti data yang digunakan, model embedding yang sudah dilatih sebelumnya, spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak, serta parameter yang digunakan dalam penelitian. Arsitektur keempat model dijelaskan secara rinci dalam sub-bab terpisah.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan hasil yang diperoleh dari beberapa eksperimen yang telah dilakukan. Isi bab ini mencakup hasil analisis data, grafik proses pelatihan keempat model, pengevaluasian kinerja (termasuk metrik dan matriks kebingungan), serta pembahasan yang mendalam tentang perbandingan keempat model tersebut dan hubungannya dengan teori serta penelitian sebelumnya.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi rangkuman dari seluruh proses penelitian yang telah dilakukan untuk menjawab permasalahan yang telah ditentukan. Selain itu, bab ini juga memberikan saran-saran untuk pengembangan penelitian serupa di masa depan.