MOODIFY: SISTEM DETEKSI KECEMASAN DAN STRESS BERBASIS DEEP LEARNING DISERTAI ASISTEN PENDUKUNG

Akmal Muzakki Bakir
Fakultas Informatika
Telkom University Bandung, Indonesia
akmalmzkki@student.telkomuniversity.ac.id

Alya Selynindya
Fakultas Informatika
Telkom University Bandung, Indonesia
alyaselyn@student.telkomuniversity.ac.id

Aliya Millati Risphi
Fakultas Informatika
Telkom University Bandung, Indonesia
aliyamillatirisphi@student.telkomuniversity.ac.id

Abstrak: Penelitian ini mengembangkan sebuah aplikasi berbasis web yang memanfaatkan teknologi Artificial Intelligence (AI) untuk membantu pengguna dalam mengelola stres dan kecemasan mereka. Aplikasi ini menggunakan model-model AI seperti Ensemble Gradient Boosting dan Stacked Bi-Directional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) untuk memprediksi tingkat stres dan memberikan rekomendasi treatment berdasarkan data yang dimasukkan oleh pengguna. Dataset yang digunakan terdiri dari data tabular sintetis dan teks yang relevan, yang diambil dari platform Kaggle. Setelah melalui proses preprocessing, dataset ini digunakan untuk melatih model AI. Aplikasi ini juga dilengkapi dengan model AI Generative yang dapat menjawab pertanyaan pengguna mengenai kesehatan mental dan memberikan solusi yang relevan berdasarkan referensi dari ArXiv. Pengguna dapat berinteraksi dengan aplikasi ini melalui antarmuka yang dikembangkan menggunakan Streamlit, yang memungkinkan deteksi emosi pengguna dan pemberian rekomendasi berbasis data secara real-time. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa aplikasi ini mampu memberikan respons yang akurat dan bermanfaat, dengan tingkat akurasi yang tinggi dalam prediksi tingkat stres dan rekomendasi treatment.

Kata Kunci: Stress, Kecemasan, Kesehatan Mental, Deep Learning, Ensemble Gradient Boosting, Generative AI

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Masalah mental health khususnya dalam mengatasi stres dan kecemasan menjadi perhatian utama bagi mereka yang berada di usia 15-40 tahun [1]. Rentang usia ini berada pada fase perubahan lingkungan yang berubah dengan cepat dan situasi yang berpotensi menimbulkan stres dan kecemasan. Pada masa remaja, orang akan mulai mengalami tekanan dan tantangan akademis, sosial, serta identitas yang meningkatkan tingkat stres. Sebagaimana dijelaskan oleh WHO dalam artikel Kesehatan Mental Health, "Masa remaia merupakan masa transisi yang penuh dengan perubahan fisik, emosional, dan sosial. Perubahan ini dapat menyebabkan stres dan kecemasan" [2]. Transisi ke fase dewasa seringkali disertai dengan perubahan penting seperti memasuki dunia kerja, membangun hubungan interpersonal yang stabil, dan menghadapi tantangan keuangan yang tidak terduga. Kemudian pada fase persiapan untuk memulai keluarga atau memulai karir profesional merupakan faktor yang dapat meningkatkan ambang kecemasan. Selain itu, kemajuan teknologi dan media sosial sangat berpengaruh bagi kehidupan individu di era baru ini. Teknologi yang terus berkembang dapat menciptakan kecerdasan buatan di bidang interaksi sosial, daya saing, dan ekspektasi yang tidak realistis. Sementara itu, media sosial

menyediakan forum untuk perbandingan sosial dan ekspresi diri, yang seringkali berdampak negatif terhadap persepsi dan harga diri seseorang, sehingga meningkatkan risiko stres dan kecemasan [3].

Dalam konteks ini, penting untuk dipahami bahwa stres dan kecemasan dapat berdampak signifikan terhadap kesehatan mental dan fisik seseorang. Stres kronis dapat menyebabkan gangguan kesehatan fisik seperti sindrom jantung, gangguan pencernaan, dan gangguan pada sistem saluran kemih. Kecemasan yang tidak terselesaikan berpotensi berdampak negatif pada hubungan sosial, kinerja akademik, pekerjaan, dan kualitas hidup secara keseluruhan. Oleh karena itu, pengembangan sumber daya dan intervensi yang sesuai untuk membantu seseorang dalam mengatasi stres dan kecemasan menjadi sangat penting.

Dari sudut pandang teknologi, pengembangan sistem yang dapat menentukan respons emosional individu menjadi semakin penting. Melalui analisis data algoritma, sistem dapat menentukan apakah respons emosional seseorang akan berubah ke arah negatif atau positif saat menghadapi berbagai situasi kehidupan. Selain itu, sistem juga dapat memprediksi tingkat stres yang mungkin dialami seseorang berdasarkan respons emosional mereka [4]. Output keluaran yang dihasilkan oleh sistem ini tidak hanya memberikan pemahaman yang lebih baik tentang kondisi mental setiap orang, namun juga memberikan nasihat yang membantu. Ketika terdeteksi adanya tingkat stres dan kecemasan yang sangat tinggi, sistem akan secara otomatis merekomendasikan pengguna untuk berkonsultasi dengan ahli kesehatan mental atau pakar terkait lainnya [5]. Sistem ini bertujuan untuk memastikan bahwa orang yang mengalami stres dan kecemasan menerima dukungan yang tepat pada waktu yang tepat, sehingga mereka dapat meningkatkan kualitas hidup mereka secara keseluruhan dan mencegah masalah kesehatan mental [6]. Dengan integrasi teknologi dengan pendekatan holistik terhadap kesehatan mental, kita dapat menciptakan lingkungan yang lebih menguntungkan bagi individu berusia antara 15-40 tahun untuk membantu mereka mengatasi stres dan kecemasan serta meningkatkan kesehatan mental mereka.

B. Rumusan Masalah

Tingkat stres dan kecemasan di kalangan individu usia 15-40 tahun mengalami peningkatan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir [1]. Fenomena ini menimbulkan keprihatinan karena dapat berdampak negatif pada kesehatan mental dan kualitas hidup mereka. Kurangnya akses terhadap layanan kesehatan mental dan kesadaran akan pentingnya perawatan menyebabkan banyak individu tidak mendapatkan dukungan yang diperlukan. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan sistem prediktif yang dapat mengidentifikasi risiko stres dan kecemasan serta memberikan saran atau bantuan yang tepat

untuk mencegah atau mengelola masalah kesehatan mental dengan efektif.

C. Tujuan

Dengan memahami permasalahan diatas, tujuan yang ingin dicapai adalah untuk mengembangkan model prediktif yang dapat mengidentifikasi dan memprediksi risiko stres dan kecemasan pada rentang usia 15-50 tahun dengan akurasi yang memadai. Serta memberikan saran atau bantuan yang tepat kepada individu yang berisiko tinggi mengalami stres dan kecemasan atau kepada individu yang memerlukan penanganan khusus dikarenakan mengalami stres dan kecemasan. Dengan dapat mengidentifikasi dan menyediakan rekomendasi yang tepat, diharapkan dapat mengurangi dampak negatif stres dan kecemasan pada kesehatan mental dan kualitas hidup secara keseluruhan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terkait

Penelitian terkait deteksi stres yang dilakukan oleh Roberto Sánchez-Reolid et al. dengan paper yang berjudul "Machine Learning for Stress Detection from Electrodermal Activity: A Scoping Review' [16]. Dalam paper tersebut membahas mengenai penggunaan sinyal fisiologi seperti aktivitas elektrodermal (EDA) dan teknik Machine Learning yang meliputi Support Vector Machines (SVM), Artificial Neural Networks (ANN), Discriminant Analysis, Decision Tree, Naive Bayes, K-medoids, dan Self-Organising Maps. Metode Machine Learning dalam paper ini memiliki peran penting dalam prediksi stres berdasarkan analisis sinyal fisiologis seperti aktivitas elektrodermal (EDA) yang merekam respons kulit terhadap rangsangan emosional. Peningkatan aktivitas EDA berpengaruh pada tingkat stres yang lebih tinggi, sehingga dalam paper tersebut sinyal EDA menjadi indikator penting dalam deteksi stres. Metode Machine Learning seperti Support Vector Machines (SVM) dan Artificial Neural Networks (ANN) juga digunakan untuk menganalisis pola sinyal fisiologis dan memprediksi tingkat stres dengan akurat. Dalam menganalisis pola sinyal, dilakukan preprocessing terlebih dahulu untuk menghilangkan noise. Setelah itu, dilakukan proses pengolahan sinyal yang akan digunakan untuk analisis lebih lanjut dan menghasilkan prediksi tingkat stres dengan akurasi yang diukur dengan F1-score, Area Under the Curve (AUC), precision, dan recall. Akurasi yang dihasilkan dengan metode Machine Learning khusunya Support Vector Machines (SVM) adalah sebesar 55.64%-85.26%.

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Permana, G., & Prasetio, B. H. berjudul "Rancang Bangun Sistem Deteksi Emosi Stres menggunakan Metode Spectral Contrast berbasis Android" [18] menggabungkan analisis spektral dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengatasi minimnya kesadaran dan perhatian terhadap gejala stres di Indonesia. Metode penelitian ini menggunakan analisis spektral, khususnya metode Spectral Contrast, yang membandingkan amplitudo tertinggi dan terendah dalam data suara masukan. Algoritma CNN digunakan untuk pembelajaran mesin. Sistem deteksi stres dikembangkan untuk perangkat berbasis Android, memanfaatkan analisis spektral untuk memberikan penilaian stres yang lebih akurat. Tingkat akurasi model mencapai 87,5% dengan waktu komputasi rata-rata 2-3 detik. Sistem ini menawarkan fungsionalitas real-time dan fitur yang mudah digunakan melalui aplikasi khusus yang terhubung ke basis data online.

B. Definisi dan Konsep

1. Stacked Bi-LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis arsitektur jaringan saraf rekuren yang sangat cocok untuk klasifikasi teks. Teks

seringkali memiliki struktur urutan, seperti kalimat dalam paragraf atau kata-kata dalam dokumen. LSTM dirancang khusus untuk mengatasi masalah dalam urutan data. Dengan unit memori internal yang kompleks, LSTM dapat memahami konteks dan hubungan antara kata-kata dalam urutan tersebut. Ini memungkinkan model untuk mengenali pola dan dependensi yang lebih kompleks, seperti hubungan antara subjek dan predikat dalam kalimat. Selain itu, LSTM memiliki kemampuan untuk menyimpan informasi jangka panjang [10]. Dalam tugas klasifikasi teks, ini berarti model dapat mengingat informasi yang relevan dari awal hingga akhir teks. Misalnya, ketika mengklasifikasikan ulasan produk, model perlu mempertimbangkan seluruh konteks ulasan sebelum membuat keputusan. LSTM memungkinkan kita untuk mengatasi tantangan ini dengan efisien. Selain itu, masalah gradien yang menghilang (vanishing gradient) sering terjadi pada jaringan rekuren biasa [10]. Ini terjadi ketika gradien yang diperlukan untuk memperbarui bobot selama pelatihan menjadi sangat kecil, sehingga model gagal belajar dengan baik. LSTM mengatasi masalah ini dengan menggunakan gerbang (gate) khusus yang mengatur aliran informasi dan gradien. Dengan demikian, LSTM memungkinkan model untuk belajar dari urutan data yang lebih panjang tanpa mengalami kendala gradien yang menghilang. Terakhir, fleksibilitas LSTM memungkinkan penggunaan model ini dalam berbagai tugas klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen, deteksi topik, kategorisasi teks, dan banyak lagi. Dalam penelitian dan implementasi praktis, LSTM telah menghasilkan akurasi yang baik dalam berbagai tugas klasifikasi teks. Dengan memahami konteks, mengatasi masalah gradien yang menghilang, dan memiliki kapasitas memori jangka panjang, LSTM tetap menjadi salah satu pilihan yang kuat dalam dunia pemrosesan bahasa alami.

Dalam konteks ini, metode Stacked Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) digunakan untuk memprediksi persentase tingkat emosional mental pengguna. Model ini menerima teks sebagai input dan menghasilkan persentase yang mencerminkan tingkat emosi pengguna berdasarkan kata-kata yang digunakan.

2. Ensemble Gradient Boosting

Ensemble Gradient Boosting adalah teknik ensemble yang membangun model prediksi secara bertahap dengan menggabungkan beberapa model lemah. Ide utama di baliknya adalah memperbaiki kesalahan prediksi model sebelumnya dengan memperkenalkan model berikutnya. Setiap model baru yang ditambahkan fokus pada kesalahan yang belum diperbaiki oleh model sebelumnya. Ini dilakukan dengan meminimalkan gradien dari fungsi kerugian menggunakan teknik penurunan gradien. (Jerome H.Friedman, 1999) [19].

Dalam konteks ini, juga menerapkan metode Ensemble Gradient Boosting berbasis Categorical Boosting untuk memprediksi apakah seorang pengguna direkomendasikan untuk mencari perawatan kecemasan dan stress atau belum. Pendekatan ini dilakukan melalui beberapa pertanyaan mendasar yang berfokus pada deteksi stres dan kecemasan mental dalam ruang lingkup pekerjaan, keluarga, dan masyarakat. Model menerima input berupa serangkaian pertanyaan dari beberapa opsi tertentu, dan memberikan rekomendasi untuk berkonsultasi dengan dokter terkait kesehatan mental sebagai output.

3. Pretrained Model Text-Bison

Text-bison@001 adalah model dasar yang berbasis PaLM-2 dan telah mengalami penyetelan lebih lanjut untuk mengikuti instruksi bahasa alami. Model ini cocok untuk berbagai tugas bahasa dan memiliki jumlah token maksimum sebesar 32.760 untuk input dan output. Dengan data pelatihan hingga Februari 2023, model ini tidak melibatkan supervised learning, reinforcement learning from human feedback (RLHF), atau distilasi [11]. Model ini dapat digunakan

untuk menghasilkan teks berdasarkan instruksi atau permintaan

4. Pretrained Model Llama2-13B

Llama2-13B adalah bagian dari keluarga model bahasa besar yang disebut Llama 2. Model ini telah di-pretrain dan di-fine-tune untuk menghasilkan teks secara generatif. Dengan jumlah parameter sebesar 13 miliar, Llama2-13B menggunakan arsitektur transformer yang dioptimalkan. Model ini dapat menghasilkan teks berdasarkan instruksi atau permintaan tertentu. Pelatihan model Llama2-13B dilakukan antara Januari 2023 hingga Juli 2023. Model ini bersifat statis dan dilatih pada dataset offline. Penggunaan model ini diatur oleh lisensi Meta. Model ini dapat diakses dengan mengunjungi situs web Meta dan menerima persyaratan lisensi mereka. Llama 2 memiliki variasi berdasarkan ukuran parameter (7B, 13B, dan 70B) serta variasi pretrain dan fine-tune. Model ini dioptimalkan untuk kasus penggunaan dialog dan telah menunjukkan kinerja yang baik dalam evaluasi manusia terkait kebermanfaatan dan keamanan [12].

5. Pretrained Model Gemma-7B

Gemma-7B adalah bagian dari keluarga model bahasa ringan dan terkini dari Google, yang dibangun dengan teknologi yang sama seperti model Gemini. Model ini berbasis text-to-text dan hanya menggunakan decoder, serta tersedia dalam bahasa Inggris dengan berbagai varian bobot terbuka dan versi yang dioptimalkan melalui instruksi [8]. Gemma-7B cocok untuk berbagai tugas generasi teks, termasuk jawaban pertanyaan, ringkasan, dan penalaran. Ukurannya yang relatif kecil memungkinkan penerapannya di lingkungan dengan sumber daya terbatas, seperti laptop, desktop, atau infrastruktur cloud pribadi, sehingga mengakses model AI terkini semakin mudah dan mendorong inovasi bagi semua orang.

Gemma dilatih hingga 6 triliun token teks dari dokumen web, matematika, dan kode. Pelatihan model Gemma berlangsung dari Februari 2023 hingga Juli 2023 [13]. Model ini tersedia dalam dua varian ukuran: 2 miliar parameter, yang dioptimalkan untuk penerapan pada perangkat, dan 7 miliar parameter, yang lebih besar dan dirancang untuk penggunaan pada GPU/TPU. Gemma memanfaatkan arsitektur berbasis transformator dan metodologi pelatihan yang serupa dengan model Gemini terkemuka dari DeepMind Google [14].

6. Arxiv Computer Science Retrieval-Augmented Generation

Retrieval-Augmented Generation (RAG) adalah paradigma yang baru-baru ini muncul untuk mengatasi tantangan dalam konten yang dihasilkan oleh Kecerdasan Buatan (AIGC) [20]. Dalam konteks ini, RAG memperkenalkan proses retrieval informasi, yang meningkatkan hasil AIGC dengan mengambil objek yang relevan dari basis data yang tersedia. Pendekatan ini meningkatkan akurasi dan ketahanan model, terutama untuk tugas yang memerlukan pengetahuan yang kaya dan spesifik. RAG memungkinkan integrasi pengetahuan yang terus-menerus dan informasi domain-spesifik, serta mengatasi risiko kebocoran data dan biaya tinggi yang terkait dengan pelatihan dan inferensi [20].

Dalam konteks ini, juga menerapkan Arxiv-CS-RAG untuk membuat rekomendasi artikel berdasarkan konteks teks yang diinputkan oleh pengguna. Model ini menggabungkan retrieval information dan text generator, memungkinkan pengambilan objek yang relevan dari basis data yang tersedia untuk meningkatkan hasil generasi teks.

7. Deep-L Translator

Deep-L Translator adalah sebuah alat penerjemah bahasa yang menggunakan Artificial Intelligence untuk menerjemahkan teks dari satu bahasa ke bahasa lainnya. Alat ini dikembangkan untuk

membantu dalam berkomunikasi dengan lebih efektif, terutama dalam situasi yang memerlukan penerjemahan cepat dan akurat [21].

Deep-L Translator bekerja dengan cara menganalisis struktur kalimat dan konteksnya, lalu menggunakan database besar yang berisi kata dalam berbagai bahasa untuk mencari terjemahan yang tepat [21]. Dengan demikian, hasil terjemahan yang dihasilkan oleh Deep-L Translator dapat lebih akurat dan alami dibandingkan dengan penerjemah lainnya. Selain itu, Deep-L Translator juga dapat belajar dari data yang tersedia dan meningkatkan kemampuan terjemahannya.

III. METODE

A. Dataset

Dataset yang digunakan relevan dengan konteks yang diangkat, yaitu deteksi stres dan kecemasan dalam kesehatan mental. Peneliti mengunduh lima dataset dari Kaggle, dengan satu dataset berbentuk data tabular yang dibuat secara sintetis dan empat dataset lainnya berbentuk teks. Keempat dataset teks tersebut kemudian digabungkan menjadi satu dataset setelah proses pra-pemrosesan. Akhirnya, peneliti memiliki dua dataset utuh. Data pertama terdiri dari 27 kolom dan 1259 baris, sementara data kedua terdiri dari 2 kolom dan 37517 baris. Dari data pertama, peneliti hanya menggunakan 16 kolom yang dianggap paling penting.

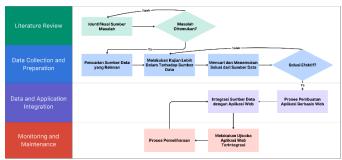
Tabel 1. Dataset Mental Health Survey

	Iental Health Survey Dataset		
Kolom	Deskripsi		
Family History	Merujuk pada apakah memiliki riwayat		
	gangguan kesehatan mental dalam keluarga		
	mereka.		
Work Interfere	Merujuk pada seberapa sering memiliki		
	gangguan kesehatan mental di pekerjaan.		
Benefits	Merujuk pada apakah mengetahui manfaat		
	kesehatan mental.		
Care Options	Merujuk pada apakah menginginkan opsi		
_	perawatan kesehatan mental.		
Wellness	Merujuk pada apakah mengetahui program		
Program	kesehatan mental.		
Seek Help	Merujuk pada apakah pernah mencari bantuan		
	kesehatan mental.		
Anonymity	Merujuk pada privasi identitas saat		
	mengungkap masalah kesehatan mental.		
Leave	Merujuk pada apakah terdapat kemudahan		
	dalam mengambil cuti kesehatan mental.		
Mental Health	Merujuk pada apakah pernah terdampak		
Consequence	kesehatan mental pada pekerjaan.		
Physics Health	Merujuk pada apakah pernah terdampak		
Consequence	kesehatan fisik pada pekerjaan.		
Coworkers	Merujuk pada apakah rekan kerja paham		
	terhadap masalah kesehatan mental.		
Supervisor	Merujuk pada apakah atasan paham terhadap		
	masalah kesehatan mental.		
Mental Health	Merujuk pada kenyamanan membicarakan		
interview	masalah kesehatan mental saat wawancara.		
Physics Health	Merujuk pada kenyamanan membicarakan		
Interview	masalah kesehatan fisik saat wawancara.		
Mental vs	Merujuk pada apakah mengetahui kesehatan		
Physical	mental dan fisik.		
Obs	Merujuk pada apakah pernah terdampak		
Consequence	masalah kesehatan mental pada karir.		

Treatment	Solusi untuk user apakah diperlukannya
	dilakukan treatment kesehatan mental, atau
	belum perlu dilakukan treatment kesehatan
	mental.

Tabel 2. Dataset Stress Emotional			
Stress Emotional Dataset			
Kolom	Deskripsi		
Text	Kumpulan teks yang berisi kata kata yang berkaitan dengan kecemasan, depresi, dan stress.		
Label	Menyatakan apakah terindikasi emosi stress, emosi kecemasan, dan emosi depresi, atau tidak		

B. Tahap Pelaksanaan



Gambar 1. Tahap pelaksanaan

Gambar 1 mengilustrasikan tahapan proyek pelaksanaan, dimulai dengan identifikasi sumber masalah; jika masalah ditemukan, kita melanjutkan ke tahap berikutnya. Langkah kedua adalah mencari sumber data yang relevan untuk memahami masalah lebih baik. Tahap ketiga melibatkan kajian mendalam terhadap sumber data yang telah ditemukan untuk memahami konteks dan implikasi masalah. Selanjutnya, kita mencari dan mengimplementasikan solusi berdasarkan informasi dari sumber data tersebut. Setelah solusi diimplementasikan, kita menilai efektivitasnya. Jika solusi tidak efektif, kita kembali ke tahap pencarian dan implementasi solusi. Jika solusi efektif, masalah dianggap telah dipecahkan. Tahap keenam adalah integrasi sumber data ke dalam aplikasi web, memastikan akses ke informasi yang diperlukan. Kemudian, aplikasi web terintegrasi diuji untuk memastikan solusi berfungsi dengan baik. Tahap akhir adalah proses pemeliharaan, yang melibatkan tindakan perbaikan dan memastikan kinerja aplikasi web tetap optimal.

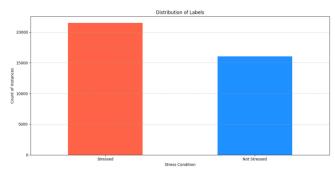
C. Tahap Pembangunan Arsitektur

1. Konfigurasi Generative AI

Integrasi konfigurasi pembangunan generative AI dalam proyek ini melibatkan penggabungan keempat model yang telah dilatih, yaitu Arxiv-RAG, Gemma, dan Llama dari HuggingFace [9], dan Gemini dari Google Cloud Platform. Beberapa parameter yang ditetapkan termasuk konfigurasi model yang sudah dilatih dengan menggunakan API key dari masing-masing model, penentuan temperatur, seed, max new token, top-p, repetition penalty, chat memory slider component, dan yang terakhir, prompt yang digunakan sesuai konteks proyek ini. Untuk memastikan generative AI beroperasi sesuai dengan instruksi pengguna, beberapa pretrained model ini mungkin tidak dapat memahami perintah dalam bahasa Indonesia. Sebagai alternatif, penggunaan Deep-L Translator dapat digunakan untuk menerjemahkan prompt dan hasilnya ke dalam bahasa Indonesia.

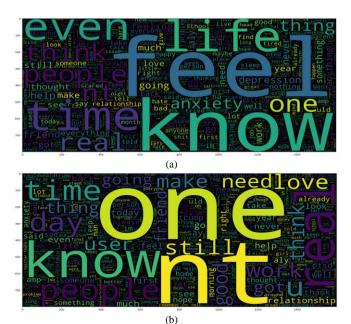
2. Pembangunan Model Analisis Sentimen Stress

Pembangunan model analisis sentimen stres melibatkan sistem pengembangan yang dapat mendeteksi dan menganalisis tingkat stres dari data teks atau suara, misalnya dari media sosial, jurnal pribadi, pesan teks, atau percakapan. Proses ini di awali dengan pengumpulan data sentimen, labeling data untuk analisis sentimen, dan terakhir pelatihan model sentimen.



Gambar 2. Visualisasi jumlah label stres dan not stres

Perancangan pembangunan model *machine learning* untuk analisis sentimen stres melibatkan beberapa tahap. Tahap pertama adalah persiapan dataset yang meliputi penggunaan teknik preprocess yang sesuai, seperti penghapusan *stopwords*, visualisasi *word cloud*, pengambilan *corpus*, dan visualisasi untuk mendapatkan teks teratas.



Gambar 3. Visualisasi word cloud, (a) label stres, (b) label not stres

Setelah semua teknik preprocessing data selesai dilakukan, langkah kedua adalah melanjutkan dengan pembuatan model menggunakan algoritma Stacked Bi-Directional LSTM. Arsitektur model dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Arsitektur Bi-Directional LSTM

Layer	Output Shape	Params
Embedding	(None, None, 128)	2.560.000
Bi-Directional	(None, None, 128)	98.816
Bi-Directional	(None, 128)	98.816
Dense	(None, 64)	8.256
Dropout	(None, 64)	0
Dense	(None, 1)	65

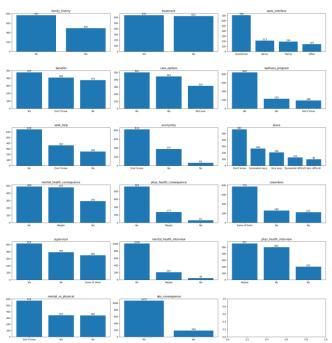
Setelah arsitektur model selesai dibuat, langkah ketiga adalah melatih model dengan 5 epoch. Selain itu, ditambahkan juga beberapa callbacks: early stopping dengan patience 3 dan verbose 1; learning rate scheduler dengan patience 5, verbose 1, factor 0.5, dan min lr 0.0001; csv logger untuk melihat hasil pelatihan dalam file csv. Selanjutnya, model akan dilatih, dan hasil dari proses pelatihan menunjukkan test loss sebesar 0.3205 dan akurasi test sebesar 0.8681.



Gambar 4. Visualisasi akurasi training dan testing di setiap epochs

Pembangunan Model Prediksi Stress

Implementasi Pembangunan Model Prediksi Stres melibatkan pemanfaatan berbagai teknik dan teknologi untuk memprediksi tingkat stres secara akurat. Dalam proses ini ada beberapa tahap, tahap pertama adalah pengumpulan data yang berkaitan dengan stres, tahap kedua adalah identifikasi fitur penting yang berkontribusi pada prediksi stres, dan tahap ketiga adalah pelatihan model prediksi.

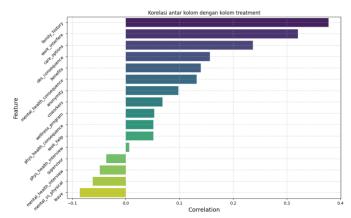


Gambar 5. Visualisasi value counts dari sejumlah fitur

Pada tahap awal ini, langkah yang dilakukan adalah persiapan dataset. Dataset ini kemudian akan diproses lebih lanjut untuk mengambil atribut-atribut yang diperlukan saja. Beberapa teknik preprocessing lainnya meliputi pengolahan nilai yang hilang, seleksi fitur, pengolahan kolom gender, dan pengkodean label. Selain itu,

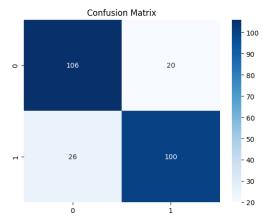
untuk atribut yang memiliki nilai null, dilakukan penggunaan KNN imputer. Dengan demikian, nilai-nilai null pada atribut tersebut dapat diisi dengan nilai yang diprediksi menggunakan algoritma KNN imputer.

Langkah kedua adalah, identifikasi beberapa fitur penting untuk dapat melihat korelasi fitur-fitur ini dengan label target, dalam hal ini, label targetnya adalah fitur treatment, dan hasil visualisasi dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Visualisasi korelasi sejumlah fitur dengan fitur target

Langkah ketiga adalah membuat pelatihan model, yang terdiri dari tuning seed, training model, dan evaluasi metrik. Dalam konteks ini, digunakan model Ensemble Gradient Boosting bernama CatBoost Classifier untuk melatih model dengan 1000 iterasi, learning rate 0.1, depth 10, verbose 5, dan seed acak 104. Proses pelatihan dilakukan dengan verbose 100, dan akhirnya diperoleh hasil akurasi sebesar 0.8174.



Gambar 7. Visualisasi confusion matrix

4. Integrasi Pembangunan Frontend

Implementasi Frontend Development Integration melibatkan perancangan dan penerapan simulasi integrasi platform yang memenuhi berbagai persyaratan fungsional. Platform ini mencakup modul untuk manajemen desktop, desain simulasi, manajemen pekerjaan, manajemen data pengguna, cluster pemantauan, dan audit manajemen [15].

Dalam hal ini, *frontend* yang digunakan untuk mengimplementasikan model yang telah dibuat adalah Streamlit. Streamlit adalah sebuah framework open-source yang digunakan untuk membuat aplikasi web interaktif dengan menggunakan kode Python [17]. Model-model tersebut akan disimpan dalam format yang sesuai, dan pretrained model generative AI akan terhubung dengan Streamlit melalui *API key*. Sehingga, implementasi dari

proyek ini adalah sebuah aplikasi yang dapat memprediksi tingkat stres dan kesehatan mental, disertai dengan asisten pendukung berbasis platform Streamlit.

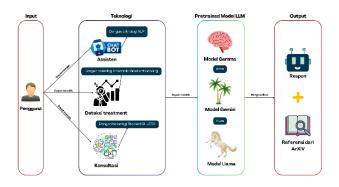
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Eksperimen

Hasil eksperimen dalam penelitian ini adalah sebuah aplikasi berbasis website Streamlit yang dapat menjawab pertanyaan seputar stres dan kecemasan dalam masalah kesehatan mental dengan inputan dari pengguna sesuai perintahnya. Aplikasi ini juga dapat memprediksi apakah seseorang direkomendasikan untuk berkonsultasi ke treatment berdasarkan parameter yang dimasukkan pengguna, serta memberikan jawaban dari asisten bot berdasarkan hasil inputan pengguna dengan referensi dari ArXiv. Selain itu, aplikasi ini mampu mendeteksi emosi pengguna dan memberikan solusi terkait parameter yang dimasukkan, juga dengan referensi dari ArXiv. Dengan fitur-fitur Generative AI yang canggih dan seumber referensi yang terpercaya, aplikasi ini menjadi alat yang berharga dalam mendukung kesehatan mental pengguna dan memberikan informasi yang relevan.

B. Pembahasan

1. High Level Design Alur Kerja Proyek



Gambar 8. Alur kerja proyek

Alur kerja pada Gambar 8 dimulai dengan pengguna yang memberikan input. Input tersebut kemudian diproses oleh teknologi seperti NLP, atau Ensemble Gradient Boosting, atau dan Stacked Bi-LSTM untuk masing-masing asisten chatbot, deteksi treatment, dan konsultasi. Selanjutnya, data diproses oleh model pretrained LLM seperti Model Gemma, Model Gemini, atau Model Llama. Output akhir adalah respon dari bot dan referensi dari ArXiv.

2. Demonstrasi Sederhana Penggunaan Aplikasi

Demonstrasi aplikasi ini dapat diterapkan dengan mengunjungi website <u>Moodify</u>, atau dengan mengikuti beberapa langkah tutorial penginstalan *prerequisites* aplikasi pada OS Windows, yang dapat dijelaskan pada Tabel 4.

Tabel 4. Cara Menjalankan Aplikasi

Step	Command
1	Instalasi Python 3.10 atau lebih
2	Buat satu folder untuk project ini
3	Buka Command Prompt, ketikkan perintah python3 -
	m venv myenv untuk membuat environment python
	di folder yang baru saja dibuat

- 3 Aktivasi environment dengan menjalankan perintah source myenv/bin/activate
- 4 Instalasi Git Bash
- Ketikkan perintah git clone https://github.com/akmalmzkki/agen-mental-health-app.git menggunakan Git Bash ke dalam environment yang sudah dibuat sebelumnya
- 6 Install requirements dengan mengetik perintah pip install -r requirements.txt di Command Prompt
- 7 Jalankan aplikasi dengan mengetik perintah streamlit run dashboard.py di terminal

V. KESIMPULAN

Dalam proyek ini, telah dikembangkan sebuah aplikasi berbasis web menggunakan teknologi AI yang bertujuan untuk membantu pengguna dalam mengelola stres dan kecemasan mereka. Proses pengembangan aplikasi melibatkan langkah-langkah yang terstruktur, mulai dari pengumpulan data yang relevan hingga implementasi frontend menggunakan Streamlit. Model-model AI seperti Ensemble Gradient Boosting dan Stacked Bi-LSTM digunakan untuk memprediksi tingkat stres dan memberikan rekomendasi treatment kepada pengguna. Selain itu, aplikasi ini dapat mendeteksi emosi pengguna dan memberikan solusi yang relevan dengan referensi dari ArXiv. Dengan demikian, aplikasi ini memiliki potensi besar untuk membantu individu dalam mengatasi stres dan menjaga kesehatan mental mereka.

Melalui hasil eksperimen, didemonstrasikan bahwa aplikasi ini mampu memberikan respons yang akurat dan bermanfaat berdasarkan input pengguna. Dengan integrasi model AI dan referensi dari ArXiv, aplikasi ini dapat memberikan solusi yang terkini dan dapat dipercaya. Selain itu, langkah-langkah detail untuk menjalankan aplikasi memberikan panduan yang jelas bagi pengguna, sehingga meningkatkan aksesibilitas dan ketergunaan aplikasi. Dengan demikian, proyek ini tidak hanya menunjukkan kemajuan dalam penerapan teknologi AI untuk kesehatan mental, tetapi juga memiliki potensi untuk memberikan dampak positif yang signifikan bagi pengguna yang membutuhkan dukungan dalam mengelola stres dan kecemasan mereka.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] "Darurat Kesehatan mental Bagi Remaja," Environmental Geography Student Association, https://egsa.geo.ugm.ac.id/2020/11/27/darurat-kesehatan-mental-bagi-remaja/ (accessed Mar. 11, 2024).
- [2] "Mental health," World Health Organization, https://www.who.int/news-room/fact-sheets/det ail/mental-health-strengthening-our-response/?gad_source=1&gclid=CjwKCAiA0bWvBhBjEiwAtEsoWzJJp4gCCjcZoIlh0iRd3NH5OEV4-UwrbPNwBG4hJfRZmZqwrMq1iRoCWTAQAvD_ BwE (accessed Mar. 11, 2024).
- [3] K. S. Radhoto, "Pathfinder: Sistem Kewaspadaan Diri Dan Respon," Perpustakaan Kementerian Kesehatan RI https://perpustakaan.kemkes.go.id/2023/02/pathfinder-sistem-kewaspadaan-diri -dan-respon/ (accessed Mar. 11, 2024).
- [4] "Stress," World Health Organization, https://www.who.int/news-room/questions-and-answers /item/stress (accessed Mar. 11, 2024).
- [5] ABC News, https://abcnews.go.com/GMA/Wellness/young-adults-teens-suffer-anxiety-depression-study-finds/story?id=104247559 (accessed Mar. 11, 2024).

- [6] Z. Meirina, "Generasi 'pandemi' Hadapi Ancaman Kesehatan mental," Antara News, https://www.antaranews.com/berita/2462425/generasipandemi-hadapi-ancaman-kesehatan-ment al (accessed Mar. 11, 2024).
- [7] P. Zhao et al., "Retrieval-augmented generation for AI-generated content: A survey," arXiv.org, https://arxiv.org/abs/2402.19473 (accessed Mar. 11, 2024).
- [8] A. Mittal, "Gemma: Google menghadirkan Kemampuan Ai Tingkat Lanjut melalui open source," Unite.AI, https://www.unite.ai/id/gemma-google-menghadirkankemampuan-ai-tingkatlanjut-melalui-open-source/ (accessed Mar. 11, 2024).
- [9] "Hugging face 博客," 开发者的网上家园, https://www.cnblogs.com/huggingface/p/18028 368 (accessed Mar. 11, 2024).
- [10] "Pendekatan Long Short term memory(lstm) Dalam Mengidentifikasi user story untuk pemilihan software development practices," Cloud Experience Research Group | Laksana Awan: Bermanfaat Tapi Tidak Perlu Terlihat, https://cloudex.wg.ugm.ac.id/2021/06/25/pendekatan-long-short-term-memorylstm-dalam-mengi dentifikasi-user-story-untuk-pemilihan-software-development-practices/ (accessed Mar. 11, 2024).
- [11] "Klasifikasi Teks Menggunakan CNN Dan LSTM," ICHI.PRO, https://ichi.pro/id/klasifikasi-teks-menggunakancnn-dan-lstm-92159501893468 (accessed Mar. 11, 2024).
- [12] "Meta-llama/llama-2-13b · hugging face," meta-llama/Llama-2-13b · Hugging Face, https://huggingface.co/meta-llama/Llama-2-13b (accessed Mar. 11, 2024).
- [13] R. Sanchez, "Generative AI-palm-2 model deployment with Cloud Run," Medium, https://medium.com/google-cloud/generative-ai-palm-2-model-deployment-with-cloud-run-54e8 a398b24b (accessed Mar. 11, 2024)
- [14] Lee, W. Cho, S. Kim, D. Sohn, and J. Lee, "Conceptual Design Algorithm Configuration Using Generative Design Techniques," KIEAE Journal, Feb. 2023.
- [15] J. He, "Construction of Computer Front-End Resource Sharing Platform Based on Web," Mar. 2023.
- [16] Sánchez Reolid, Roberto & López Bonal, María & Fernández-Caballero, Antonio. (2020). Machine Learning for Stress Detection from Electrodermal Activity: A Scoping Review. 10.20944/preprints202011.0043.v1.
- [17] Khorasani, Mohammad & Abdou, Mohamed & Hernandez Fernandez, Javier. (2022). Streamlit Basics. 10.1007/978-1-4842-8111-6_2.
- [18] Permana, G., & Prasetio, B. H. (2024). Rancang Bangun Sistem Deteksi Emosi Stres menggunakan Metode Spectral Contrast berbasis Android. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer, 8(2). Diambil dari https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/13271.
- [19] Friedman, Jerome. (2002). Stochastic Gradient Boosting. Computational Statistics & Data Analysis. 38. 367-378. 10.1016/S0167-9473(01)00065-2.
- [20] Pichai, Kieran. (2023). A Retrieval-Augmented Generation Based Large Language Model Benchmarked On a Novel Dataset. Journal of Student Research. 12. 10.47611/isrhs.v12i4.6213.
- [21] Poláková, Petra & Klimova, Blanka. (2023). Using DeepL translator in learning English as an applied foreign language An empirical pilot study. Heliyon. 9. e18595. 10.1016/j.heliyon.2023.e18595.