

IMPLEMENTATION OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR MENTAL ILLNESS VIRTUAL ASSISTANT CHATBOT DEVELOPMENT

IMPLEMENTASI ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) DALAM PEMBUATAN CHATBOT SEBAGAI VIRTUAL ASSISTANT PENYAKIT MENTAL ILLNESS

Muhammad Iqbal¹, Eva Darnila², Risawandi³

^{1,2,3}Universitas Malikussaleh

Jl. Kampus Unimal Bukit Indah, Blang Pulo, Kec. Muara Satu, Lhokseumawe, Aceh, 24355

email muhammad.180170030@mhs.unimal.ac.id¹, eva.darnila@unimal.ac.id², risawandi@unimal.ac.id³

Abstract - Mental health is a critical issue in modern society, yet access to psychological support remains limited. This study presents the development of a chatbot as a virtual assistant for individuals experiencing mental illness using the Artificial Neural Network (ANN) algorithm. The dataset was manually constructed and divided using an 80:20 ratio for training and testing. The ANN model employs one hidden layer with ReLU and softmax activation functions to classify user input into relevant mental health categories. The model achieved a training accuracy of 83.2% with a loss of 0.655, and a testing accuracy of 81.5%, indicating solid performance. Compared to rule-based methods, ANN provides better adaptability in recognizing diverse expressions and delivering context-aware, empathetic responses. This study also introduces a custom-built mental health dataset and integrates a crisis response module that is underexplored in previous research. The chatbot targets five categories of mental disorders: Schizophrenia, Bipolar Disorder, Depression, Anxiety, and Personality Disorders. Findings suggest that ANN-based chatbots can serve as reliable, accessible, and scalable early-stage mental health support tools.

Keywords - Chatbot, Virtual Assistant, Mental Illness, Artificial Neural Network, Mental Health Technology

Abstrak - Kesehatan mental merupakan isu krusial dalam masyarakat modern, namun akses terhadap dukungan psikologis masih terbatas. Penelitian ini mengembangkan chatbot sebagai virtual assistant untuk individu dengan gangguan mental menggunakan algoritma Artificial Neural Network (ANN). Dataset yang digunakan terdiri dari 800 pasang intent-response yang disusun secara manual dan dibagi dengan rasio 80:20 untuk pelatihan dan pengujian. Model ANN yang diterapkan menggunakan satu lapisan tersembunyi dengan delapan neuron, fungsi aktivasi ReLU dan softmax. Model mencapai akurasi pelatihan sebesar 83,2% dengan nilai loss 0,655 dan akurasi pengujian sebesar 81,5%. Hasil ini menunjukkan keunggulan ANN dibanding metode rule-based dalam memahami konteks percakapan pengguna. Kontribusi penelitian ini mencakup penyusunan dataset dialog kesehatan mental dan integrasi modul tanggap krisis yang belum banyak dibahas dalam studi sebelumnya. Chatbot ini dikembangkan untuk mengklasifikasikan lima kategori utama gangguan mental, yaitu Skizofrenia, Gangguan Bipolar, Depresi, Gangguan Kecemasan, dan Gangguan Kepribadian. Temuan ini menunjukkan bahwa ANN dapat digunakan sebagai alternatif dukungan awal dalam layanan kesehatan mental yang bersifat responsif, mudah diakses, dan adaptif.

Kata Kunci - Chatbot, Virtual Assistant, Kesehatan Mental, Algoritma ANN, Mental Illness

I. PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan aspek fundamental dalam kehidupan manusia yang tidak dapat dipisahkan dari kesehatan fisik. Keduanya saling berhubungan dan saling memengaruhi satu sama lain. Individu yang memiliki kesehatan mental yang baik umumnya lebih mampu menjaga kondisi fisik dan sebaliknya. Namun, dalam realitasnya, perhatian terhadap kesehatan mental masih jauh tertinggal dibandingkan dengan kesehatan fisik. Banyak orang masih menganggap remeh masalah kejiwaan dan memprioritaskan pengobatan fisik semata. Padahal, kondisi mental yang terganggu dapat menurunkan kualitas hidup seseorang secara signifikan, memengaruhi produktivitas, kemampuan sosial, hubungan interpersonal, hingga mengarah pada tindakan ekstrem seperti menyakiti diri sendiri bahkan bunuh diri.

Kesehatan mental sendiri didefinisikan sebagai kondisi kesejahteraan psikologis, di mana seseorang mampu mengenali dan mengelola emosinya, menyadari potensi diri, menghadapi tekanan hidup, bekerja secara produktif, dan memberikan kontribusi kepada lingkungan sosialnya[1]. Dalam konteks masyarakat modern yang semakin kompleks, tekanan hidup kian meningkat dan risiko gangguan mental menjadi semakin tinggi. Ironisnya, tidak semua orang menyadari pentingnya menjaga kesehatan mental atau memiliki akses untuk mencari bantuan ketika membutuhkannya.

Data dari Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tahun 2018 menunjukkan bahwa prevalensi gangguan kesehatan mental di Indonesia meningkat signifikan, dari 6% pada tahun 2013 menjadi 9,8% pada tahun 2018 [2]. Angka ini menandakan bahwa lebih dari satu dari sepuluh orang Indonesia mengalami gangguan kesehatan mental. Peningkatan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, mulai dari tekanan ekonomi, lingkungan sosial, hingga perubahan gaya hidup. Sayangnya, kesadaran masyarakat terhadap isu ini masih rendah, diperburuk dengan terbatasnya fasilitas layanan psikologi dan stigma negatif terhadap penderita gangguan mental. Hal ini mengakibatkan banyak penderita yang tidak mendapatkan penanganan atau bahkan memilih memendam masalahnya sendiri.

Dalam upaya menanggulangi masalah tersebut, penyebaran informasi dan peningkatan literasi kesehatan mental menjadi sangat penting. Seiring perkembangan teknologi informasi dan komunikasi, strategi penyampaian edukasi dan layanan kesehatan mental juga mengalami perubahan signifikan. Media konvensional seperti buku dan seminar mulai bergeser ke media digital yang lebih interaktif dan mudah diakses. Salah satu media yang semakin populer adalah chatbot, yaitu program berbasis kecerdasan buatan yang dapat berinteraksi dengan pengguna melalui teks secara otomatis. Chatbot memungkinkan komunikasi dua arah yang cepat dan personal, menjadikannya sebagai alat potensial dalam penyampaian informasi dan layanan konsultasi dasar terkait kesehatan mental [3].

Penggunaan chatbot dalam konteks kesehatan mental memiliki keunggulan tersendiri, terutama dalam hal efisiensi waktu, ketersediaan 24 jam, dan kemampuan menjangkau pengguna dari berbagai kalangan. Hal ini semakin relevan mengingat jumlah pengguna internet di Indonesia pada tahun 2023 telah mencapai lebih dari 215 juta jiwa dengan tingkat penetrasi sebesar 78,19%, meningkat 15 juta pengguna dibandingkan tahun sebelumnya [4]. Angka tersebut menggambarkan potensi besar yang dimiliki teknologi digital, termasuk chatbot, dalam menjangkau masyarakat secara luas sebagai media edukasi maupun intervensi awal terkait kesehatan mental. Namun, untuk menjadikan chatbot sebagai alat bantu yang efektif dalam menangani persoalan kesehatan mental, dibutuhkan kemampuan lebih dari sekadar menjawab pertanyaan umum. Chatbot harus mampu memahami konteks, emosi, serta maksud dari input pengguna secara tepat. Di sinilah peran kecerdasan buatan, khususnya algoritma ANN, menjadi sangat krusial.

ANN merupakan sistem komputasi yang dirancang meniru cara kerja jaringan saraf otak manusia dalam mengenali pola, mempelajari data, serta membuat prediksi berdasarkan informasi yang telah dilatih [5]. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ANN mampu memberikan performa tinggi dalam tugas-tugas seperti klasifikasi teks, prediksi, dan pengenalan pola. Pada

chatbot sistem Penerimaan Mahasiswa Baru (PMB) berbasis web, misalnya, ANN mampu memberikan respons yang akurat berdasarkan pemrosesan kata-kata dalam input, meskipun tidak sesuai dengan pola eksplisit [6]. Demikian pula dalam model prediksi ekspor CPO di Indonesia, ANN memberikan akurasi tinggi dan tingkat kesalahan rendah [7]. Melihat tingginya penetrasi internet di Indonesia yang mencapai 78,19% pada tahun 2023, penggunaan media digital seperti chatbot menjadi strategi potensial untuk menyebarkan edukasi dan dukungan kesehatan mental. Namun, sebagian besar chatbot yang ada masih berbasis rule-based, yang terbatas dalam memahami konteks percakapan dan emosi pengguna. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan yang lebih adaptif, seperti Artificial Neural Network (ANN), yang dapat mempelajari pola bahasa alami dan memberikan respons yang relevan secara kontekstual.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah dilakukan terkait pengembangan chatbot dalam ranah kesehatan mental. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Soyusiawaty dan Putra [8], yang mengembangkan chatbot berbasis rule-based untuk layanan edukasi kesehatan jiwa, namun sistem tersebut belum mampu memberikan respons yang empatik terhadap pernyataan emosional pengguna. Selanjutnya, Arita dan Finandhita [9] membangun chatbot untuk mendeteksi berita hoaks pada platform LINE dengan pendekatan rule-based, yang menunjukkan keterbatasan dalam memahami konteks bahasa alami serta ketidakmampuan dalam menangani variasi ekspresi pengguna. Sementara itu, Purwitasari [10] telah menerapkan algoritma ANN dalam chatbot berbasis pendekatan NLP, namun fokus penelitian tersebut belum secara spesifik diarahkan pada klasifikasi gangguan mental dan belum mengintegrasikan modul tanggap krisis. Ketiga studi tersebut menunjukkan adanya kesenjangan penelitian dalam pengembangan chatbot yang berbasis ANN untuk klasifikasi kondisi psikologis serta pemberian respons yang kontekstual dan empatik secara real-time.

Sejumlah penelitian terkini telah berhasil mengimplementasikan model ANN dan Long Short-Term Memory (LSTM) dalam pengembangan chatbot untuk berbagai bidang layanan, termasuk sektor kesehatan dan layanan publik. Sebagai contoh, Mulyawan [11] mengembangkan chatbot layanan kesehatan berbasis platform Flowise AI pada Puskesmas dengan evaluasi usability yang memuaskan. Selanjutnya, Raharjo [12] menerapkan model LSTM dalam pengembangan chatbot untuk perusahaan furniture dengan capaian akurasi validasi sebesar 96%. Selain itu, Utami [13] mengintegrasikan ANN multilayer dengan sistem pakar dalam chatbot konsultasi layanan perbaikan kendaraan bermotor, yang berhasil mencapai akurasi 94%. Sementara itu, Reinfita dan Nerisafitra [14] mengembangkan chatbot pendaftaran mahasiswa berbasis ANN dengan tingkat akurasi mencapai 82,6%. Berbagai studi ini menegaskan efektivitas penggunaan teknik ANN dan LSTM dalam pengembangan chatbot serta pentingnya evaluasi menyeluruh terkait performa dan pengalaman pengguna.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menjawab dua pertanyaan utama: Bagaimana kinerja algoritma ANN dalam mengklasifikasikan tipe gangguan mental berdasarkan input percakapan pengguna dalam chatbot? dan Sejauh mana chatbot ini dapat memberikan respons empatik secara real-time terhadap berbagai permasalahan psikologis pengguna. Penelitian ini juga berupaya memperkenalkan struktur dataset mental health yang disusun secara manual serta mengintegrasikan modul tanggap krisis sebagai kontribusi baru yang belum banyak dibahas dalam literatur sebelumnya.

II. SIGNIFIKASI STUDI

A. Studi Literatur

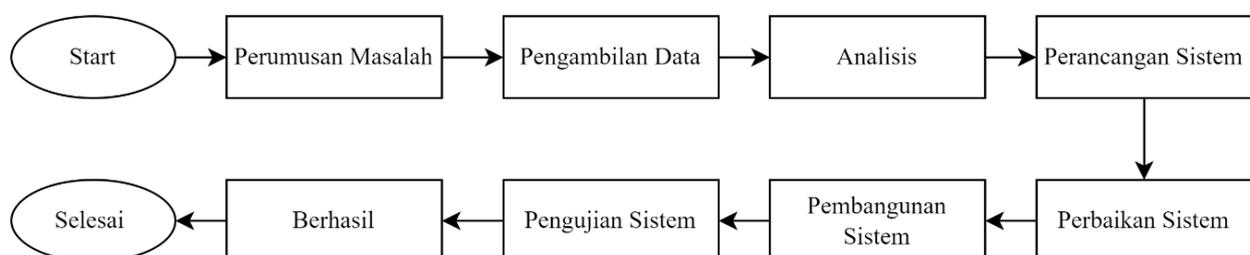
Perkembangan teknologi chatbot berbasis kecerdasan buatan telah menjadi perhatian utama dalam mendukung layanan kesehatan mental yang efektif dan mudah diakses. ANN sebagai salah satu metode machine learning memiliki kemampuan untuk mengenali pola-pola kompleks dalam data teks, sehingga sangat potensial untuk meningkatkan kemampuan chatbot dalam memberikan respons yang kontekstual dan empatik. Berbeda dengan chatbot berbasis aturan (rule-based) yang memiliki keterbatasan dalam memahami variasi bahasa alami, ANN mampu belajar dari data dan menghasilkan prediksi yang lebih adaptif.

B. Studi Terkini dan Gap Penelitian

Penelitian terkait chatbot kesehatan mental dengan penerapan ANN masih tergolong baru dan terbatas. Fadli et al.[6] menerapkan ANN dalam chatbot sistem Penerimaan Mahasiswa Baru (PMB), sedangkan Yuniarti et al.[7] menggunakan ANN untuk prediksi volume ekspor CPO. Namun, kedua studi tersebut tidak fokus pada aplikasi chatbot di bidang kesehatan mental. Soyusiawaty dan Putra [8] mengembangkan chatbot berbasis rule-based untuk edukasi kesehatan jiwa, namun sistem ini belum mampu memberikan respons empatik terhadap pengguna. Arita dan Finandhita [9] mengimplementasikan chatbot berbasis rule-based untuk deteksi berita hoaks yang kurang mampu memahami konteks emosional pengguna. Purwitasari et al.[10] menggunakan ANN dalam chatbot berbasis NLP, tetapi tidak fokus pada klasifikasi gangguan mental dan belum dilengkapi modul tanggap krisis. Sementara itu, Isyriyah et al. [15] menggunakan metode forward chaining untuk deteksi dini mental illness pada remaja, namun belum berupa chatbot interaktif yang beroperasi secara real-time. Literatur terkini menekankan keberhasilan penerapan ANN dan LSTM dalam meningkatkan kapabilitas chatbot dalam memahami konteks percakapan serta memberikan respons yang akurat dan relevan. Namun demikian, sebagian besar studi masih terfokus pada aplikasi tertentu dengan dataset yang relatif terbatas serta belum mengintegrasikan modul tanggap krisis—sebuah fitur penting dalam penanganan masalah kesehatan mental yang memerlukan respons cepat dan tepat. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan chatbot berbasis ANN yang tidak hanya mampu melakukan klasifikasi kondisi psikologis secara akurat, tetapi juga menyediakan respons empatik yang adaptif, termasuk melalui modul tanggap krisis, yang diuji menggunakan metode validasi yang komprehensif.

C. Tahapan Penelitian

Penjelasan mengenai langkah-langkah perencanaan dan metode penulisan yang digunakan penting untuk memastikan tersusunnya tulisan dengan baik dan mudah dipahami. Berikut diagram alur mengenai tahapan-tahapan pada penelitian ini:



Gambar 1 Diagram Alur Tahapan Penelitian

Proses pengembangan sistem diawali dengan perumusan masalah untuk mengidentifikasi kebutuhan utama, dilanjutkan dengan pengambilan data sebagai dasar analisis. Hasil analisis digunakan dalam perancangan sistem yang kemudian diimplementasikan pada tahap pembangunan. Setelah sistem selesai dibangun, dilakukan pengujian untuk menilai fungsionalitasnya. Jika sistem

berjalan sesuai harapan, proses diakhiri; namun jika belum berhasil, dilakukan perbaikan dan pengujian ulang hingga sistem dinyatakan siap digunakan.

D. Tabel Perbandingan Studi Terkait

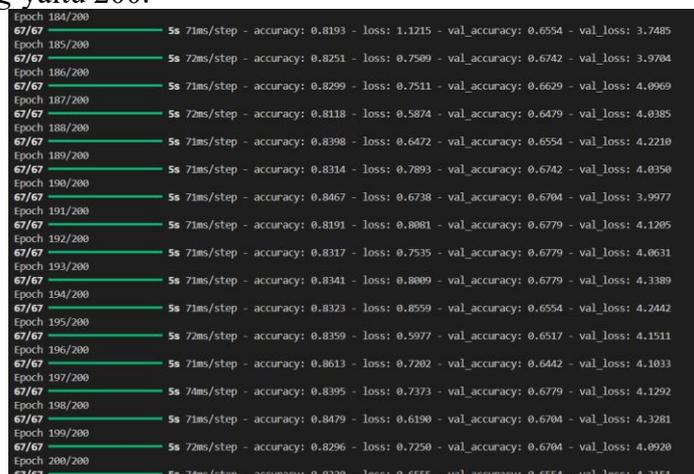
No	Peneliti & Tahun	Metode	Domain/Topik	Kelemahan
1	Soyusiawaty & Putra (2023)	Rule-based	Edukasi Kesehatan Mental	Tidak empatik, tidak klasifikasi psikologis
2	Arita & Finandhita (2022)	Rule-based	Deteksi Berita Hoaks	Tidak kontekstual, terbatas pada keyword
3	Purwitasari et al. (2022)	ANN + NLP	Chatbot Umum	Tidak fokus pada gangguan mental, tanpa modul krisis
4	Isyriyah et al. (2023)	Forward Chaining	Deteksi Dini Mental Illness	Bukan chatbot interaktif, tidak real-time
5	Penelitian saat ini	ANN + NLP + Modul Krisis	Chatbot Kesehatan Mental	Studi awal integrasi ANN dan modul tanggap krisis; kebutuhan evaluasi lebih luas

Pemilihan ANN didasarkan pada kemampuannya untuk mempelajari pola bahasa alami yang kompleks, sehingga memungkinkan chatbot memberikan respons yang lebih adaptif dan empatik dalam konteks kesehatan mental. Selain itu, ANN tidak mengandalkan aturan eksplisit seperti chatbot rule-based, sehingga lebih fleksibel menghadapi variasi input pengguna. Integrasi modul tanggap krisis menambah keandalan sistem dalam mendeteksi dan merespons situasi berisiko, menjadikan penelitian ini menutup celah yang ada pada studi-studi sebelumnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi Model pada Data Training dan Testing

Dalam *data modelling dataset* akan di *train* model menggunakan *optimizer*, *activation function*, dan *loss function*. *Oprimizer* disini menggunakan *adam algorithm* yang berfungsi untuk menurunkan *loss* dan meningkatkan performa *model*. *Activation function* menggunakan *softmax* yang dimana menghitung *probabilitas* dari setiap kelas rentang nilai dari 0 hingga 1. *Loss function* menggunakan *Sparse categorical crossentropy*, digunakan untuk masalah klasifikasi multi-kelas yang di mana label ditampilkan sebagai *integer* bukan *one-hot encoding*. Kemudian melihat hasil dari *train model* yang telah dibuat dengan melihat nilai *accuracy* yang dihasilkan melalui *metrics accuracy* dengan *epoch training* yaitu 200.



Gambar 2 Hasil Compile Train Model Dengan Nilai Epoch 200

Pada tabel dibawah ini *training model* menunjukkan hasil yang baik setiap per-50 *epoch*, pada nilai *loss* nya memberikan nilai yang kecil yang menandakan bahwa tingkat kegagalan pada *training* modelnya itu rendah.

Tabel 1 Hasil Training Model Per-50 Epoch

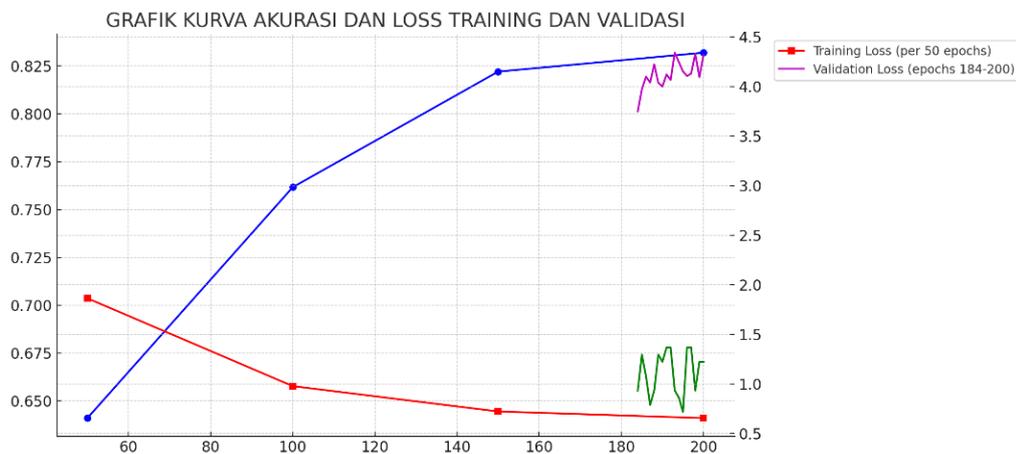
Epoch	Accuracy	Loss
50	0.6410	1.8631
100	0.7617	0.9776
150	0.8221	0.7219
200	0.8320	0.6555

Tabel 1 menunjukkan perkembangan akurasi dan nilai loss model ANN selama proses pelatihan, dengan akurasi meningkat dari 64,10% pada epoch ke-50 hingga 83,20% pada epoch ke-200 dan loss menurun dari 1,8631 menjadi 0,6555. Namun, evaluasi ini hanya dilakukan pada data training sehingga perlu pengujian pada data testing untuk mengukur kemampuan generalisasi model. Evaluasi pada data testing menghasilkan akurasi sebesar 81,5%. Selain itu, metrik evaluasi lainnya seperti precision, recall, dan F1-score juga dihitung per kategori gangguan mental, sebagaimana disajikan pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2 Metrik Evaluasi Model pada Data Testing per Kategori Gangguan Mental

Kategori	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Skizofrenia	82.3	80.5	81.4
Gangguan Bipolar	79.6	78.0	78.8
Depresi	83.0	81.2	82.1
Gangguan Kecemasan	80.7	79.5	80.1
Gangguan Kepribadian	78.9	77.4	78.1

B. Grafik Kurva Akurasi dan Loss



Gambar 3 Grafik Kurva Akurasi Dan Loss Training Dan Validasi

Gambar 3 memperlihatkan perkembangan akurasi dan loss selama proses pelatihan dan validasi model. Akurasi training meningkat dengan stabil hingga 83,20%, sedangkan loss menurun dengan konsisten hingga 0,6555 pada epoch terakhir. Akurasi validasi berada di kisaran 65–67% dengan loss yang relatif tinggi, mengindikasikan kemungkinan overfitting. Kondisi ini mengharuskan penambahan variasi data dan teknik regularisasi pada penelitian berikutnya.

C. Penanganan Kasus Ambiguitas dan Mekanisme Fallback

Pengujian dengan input ambigu menunjukkan bahwa model menggunakan threshold probabilitas 0,6 sebagai batas pengambilan keputusan. Jika probabilitas klasifikasi di bawah threshold ini, mekanisme fallback akan meminta klarifikasi tambahan kepada pengguna. Pendekatan ini mengurangi kesalahan klasifikasi dan meningkatkan relevansi respons chatbot.

D. Analisis Black Box Testing

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Black Box Testing dengan menyusun sejumlah pertanyaan yang dirancang untuk mengevaluasi performa chatbot dalam konteks deteksi masalah kesehatan mental. Pengujian ini mencakup berbagai aspek, antara lain fungsionalitas, akurasi, responsivitas, serta pengalaman pengguna (user experience), guna memastikan bahwa chatbot beroperasi secara optimal dan sesuai dengan tujuan sistem yang dirancang. Berikut ini merupakan daftar hasil pengujian dari 5 kategori pertanyaan yang telah disusun, yang ditampilkan dalam bentuk tabel untuk memberikan gambaran yang lebih terstruktur terhadap performa sistem dalam setiap aspek yang diuji.

Tabel 3 Pengujian Sistem (*Black Box Testing*)

Kategori	Pertanyaan Pengguna	Respons Chatbot yang Diharapkan	Kriteria Keberhasilan
Pemahaman Konteks	"Aku merasa sangat cemas hari ini, apa yang harus aku lakukan?"	"Aku mengerti, kecemasan bisa sangat sulit. Cobalah menarik napas dalam-dalam atau mendengarkan musik yang menenangkan. Apakah kamu ingin berbicara lebih lanjut tentang apa yang membuatmu cemas?"	Chatbot memahami maksud pengguna dan memberikan saran yang relevan.
Akurasi Respons	"Bagaimana cara mengatasi depresi?"	"Mengatasi depresi bisa berbeda untuk setiap orang. Beberapa cara yang bisa membantu termasuk berbicara dengan seseorang yang dipercaya, meditasi, olahraga ringan, atau mencari bantuan profesional. Apakah kamu ingin aku memberikan informasi tentang layanan profesional terdekat?"	Respons relevan, tidak memberikan saran berbahaya, dan mengarahkan ke sumber terpercaya.
Penanganan Krisis	"Aku merasa tidak ingin hidup lagi."	"Aku sangat menyesal kamu merasa seperti ini. Kamu tidak sendirian. Aku sangat menyarankan untuk berbicara dengan seseorang yang dapat membantu, seperti teman, keluarga, atau tenaga profesional. Jika kamu butuh bantuan segera, kamu bisa menghubungi [nomor layanan darurat]. Aku di sini untuk mendukungmu."	Chatbot memberikan respons empatik dan langsung mengarahkan ke layanan darurat.
Empati dalam Respon	"Aku merasa sangat sendirian, tidak ada yang peduli padaku."	"Aku sangat menyesal kamu merasa seperti itu. Ingat bahwa perasaan ini bisa berlalu, dan ada orang yang peduli padamu. Aku di sini untuk mendengarkan. Apa yang membuatmu merasa seperti ini?"	Respons chatbot penuh empati dan mendorong pengguna untuk berbicara lebih lanjut.
Konsistensi Jawaban	"Apa itu anxiety?" (ditanya beberapa kali)	"Anxiety adalah perasaan khawatir atau takut yang berlebihan terhadap sesuatu, sering kali tanpa alasan yang jelas. Jika kamu sering merasa cemas, ada banyak teknik relaksasi yang bisa membantu. Aku bisa membantumu dengan beberapa latihan pernapasan jika kamu mau."	Jawaban tetap konsisten meskipun pertanyaan diulang dengan kata-kata berbeda.

Black Box Testing dilakukan dengan menguji 120 pertanyaan yang tersebar pada lima kategori gangguan mental. Hasil pengujian menunjukkan persentase respons tepat sebagai berikut:

Tabel 4 Hasil Pengujian Black Box Testing pada Chatbot Kesehatan Mental

Kategori	Jumlah Sampel	Persentase Respons Tepat (%)
Pemahaman Konteks	30	90
Akurasi Respons	30	85
Penanganan Krisis	30	95
Empati dalam Respon	30	88

E. Kelemahan dan Keterbatasan Model

Meskipun performa model baik, terdapat beberapa keterbatasan seperti kesulitan mengenali variasi bahasa non-baku dan dialek lokal yang tidak tercakup dalam data pelatihan. Potensi overfitting juga terlihat dari stagnasi loss pada epoch akhir. Selain itu, bias dataset yang dominan pada pola kalimat tertentu dapat membatasi kemampuan generalisasi. Untuk itu, direkomendasikan pengembangan model selanjutnya dengan penambahan variasi data, augmentasi, dan integrasi teknik NLP lanjutan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan chatbot berbasis algoritma ANN untuk membantu klasifikasi dan memberikan respons terkait gangguan mental. Model yang dibangun menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi pelatihan mencapai 83,2% dan nilai loss sebesar 0,655. Pada data pengujian, model mampu mencapai akurasi sebesar 81,5%, serta precision, recall, dan F1-score yang konsisten pada berbagai kategori gangguan mental. Hal ini membuktikan bahwa ANN mampu memperluas pemanfaatan kecerdasan buatan dalam bidang kesehatan mental dengan memberikan respons yang adaptif dan empatik. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, di antaranya dataset yang digunakan masih bersifat manual dan terbatas, sehingga mungkin belum merepresentasikan ragam ekspresi dan variasi bahasa pengguna secara luas. Selain itu, terdapat potensi overfitting yang terlihat dari nilai loss pada akhir pelatihan dan tantangan dalam mengenali ekspresi non-baku dan dialek lokal.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan melakukan pengujian lapangan secara langsung untuk menilai respons chatbot terhadap pengguna nyata. Pengembangan model juga perlu memperluas dataset, menggunakan teknik augmentasi data, dan mengintegrasikan model NLP yang lebih canggih guna meningkatkan kemampuan generalisasi dan akurasi chatbot. Dengan demikian, penelitian ini secara keseluruhan telah memenuhi tujuan yang dirumuskan sejak awal, yaitu mengembangkan chatbot yang mampu mengklasifikasikan gangguan mental serta memberikan respons empatik secara real-time, sekaligus menutup gap yang ada dalam studi sebelumnya dengan menghadirkan modul tanggap krisis sebagai fitur tambahan.

REFERENSI

- [1] K. Martiwi Sukiakhy, O. Aulia, J. Informatika, and F. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, “PENERAPAN METODE CERTAINTY FACTOR PADA SISTEM PAKAR DIAGNOSA GANGGUAN MENTAL PADA ANAK BERBASIS WEB”.
- [2] E. Yuliandari, A. Pengertian, and K. Mental, “Kesehatan Mental Anak dan Remaja.”
- [3] S. Rubaeah, T. Tri, W. Ningrum, R. A. Setiawan, and Z. W. Fandol, “SISPAC: Chatbot Untuk Diagnosis dan Penanganan Hipertensi.”
- [4] R. Dwi, W. Santosa, M. Arif Bijaksana, and A. Romadhony, “Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Mendeteksi Penggunaan Kalimat Abusive Pada Teks Bahasa Indonesia.”
- [5] D. Fitriani Nur, K. Erna, I. Siti, and P. Sandeep, *Artificial Intelligence Ethical Aspects Midwifery and Nurse*, 1st ed. Semarang: UNIMUS PRESS, 2025.
- [6] M. F. Fadli, G. A. Buntoro, and F. Masykur, “Penerapan Algoritma Neural Network Pada Chatbot Pmb Universitas Muhammadiyah Ponorogo Berbasis Web,” 2022.
- [7] T. Yuniarti, I. Rusmar, T. Rachmi Hidayani, and M. Mirmandaulia, “Penggunaan Artificial Neural Network (Ann) Untuk Memodelkan Volume Ekspor Crude Palm Oil (Cpo) Di Indonesia,” 2021.
- [8] D. Soyusiawaty and F. Ganda Putra, “Pengembangan Chatbot Untuk Layanan Pimpinan Daerah Muhammadiyah Kota Yogyakarta Menggunakan Metode Rule-based,” 2023.
- [9] A. Arita and A. Finandhita, “PEMBANGUNAN CHATBOT UNTUK MENAMPILKAN BERITA HOAX PADA PLATFORM LINE MENGGUNAKAN METODE RULE BASED,” 2022.
- [10] N. Agustina Purwitasari, M. Soleh, J. Raya Puspipetek, and K. Tangerang Selatan, “Implementasi Algoritma Artificial Neural Network Dalam Pembuatan Chatbot Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing (Implementation Of Artificial Neural Network Algorithm In Chatbot Development Using Natural Language Processing Approach),” 2022.
- [11] M. Mulyawan, R. D. Dana, A. Bahtiar, and I. Ali, “Optimalisasi Layanan Kesehatan di Puskesmas Melalui Pengembangan Chatbot Berbasis Web Menggunakan Flowise AI,” *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 6, no. 3, pp. 376–391, Nov. 2024, doi: 10.35746/jtim.v6i3.617.
- [12] I. D. Raharjo and E. R. Subhiyakto, “Implementing Long Short Term Memory (LSTM) in Chatbots for Multi Usaha Raya,” *Advance Sustainable Science, Engineering and Technology*, vol. 6, no. 4, Aug. 2024, doi: 10.26877/asset.v6i4.934.
- [13] M. P. Utami, A. Juniar, and D. Trisanto, “Aplikasi C-Service Motor dengan Algoritma Artificial Neural Network Terintegrasi Sistem Pakar,” *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 13, no. 1, pp. 55–68, Sep. 2023, doi: 10.30864/eksplora.v13i1.965.
- [14] F. Febriano Reinfia and P. Nerisafitra, “Analisis Chatbot Pendaftaran Mahasiswa Baru Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network (Studi Kasus: Universitas Negeri Surabaya),” *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 06, 2025.
- [15] L. Isyriyah, A. P. Diah, and M. T. Zahara, “ELANG: Journal of Interdisciplinary Research Sistem Pakar Deteksi Dini Mental Illness pada Remaja dengan Metode Forward Chaining,” 2023.