

Arsitektur Hybrid Berbasis Aturan dengan Fuzzy Matching dan Klasifikasi Intent SVM untuk Chatbot Pengaduan pada Layanan *Hybrid Rule-Based Architecture with Fuzzy Matching and SVM Intent Classification for Complaint Chatbot in Public-Service Domain*

Nadya Safitri¹, Imam Farisi², Putro Dwi Mulyo³

¹Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Informatika dan Desain, Universitas Bina Insani

^{2,3}Teknik Informatika, Fakultas Informatika dan Desain, Universitas Bina Insani

¹nadyasafitri@binainsani.ac.id, ²imamfarisi@gmail.com, ³putrodwimulyo@gmail.com

Abstract

This study proposes a hybrid architecture for complaint-handling chatbots in the public-service domain by integrating rule-based response generation, fuzzy string matching, and Support Vector Machine (SVM)-based intent classification. Rule-based approaches ensure fast and consistent responses but fail to handle linguistic variations, while fuzzy matching provides tolerance to misspellings and synonyms but lacks measurable evaluation. Meanwhile, NLP-based classifiers such as SVM enable quantitative performance assessment but do not guarantee deterministic control over chatbot outputs in sensitive domains. To address these limitations, a fallback mechanism is designed in which deterministic rules and fuzzy similarity are prioritized, and the SVM classifier is invoked only when no match is detected. The model was trained on 500 annotated conversational entries and evaluated using standard metrics. The results indicate perfect performance with precision, recall, F1-score, and accuracy reaching 1.00 for both intent classes (FAQ/Request and Report), and all dialogue flows passed black-box functional testing. Nevertheless, this performance may be influenced by dataset homogeneity and limited size. Future work will focus on dataset expansion, cross-validation, and out-of-domain evaluation to mitigate overfitting risks. The proposed hybrid architecture demonstrates strong potential for reliable deployment of complaint chatbots in public-service contexts where deterministic control and measurable accuracy are both required.

Keywords: hybrid chatbot, rule-based, fuzzy matching, SVM, public-service complaints.

Abstrak

Penelitian ini mengusulkan sebuah arsitektur hybrid untuk chatbot pengaduan pada layanan publik dengan mengombinasikan pendekatan rule-based, fuzzy matching, dan klasifikasi intent berbasis Support Vector Machine (SVM). Pendekatan rule-based mampu memberikan respons yang cepat dan konsisten, namun gagal menghadapi variasi input bahasa, sedangkan fuzzy matching toleran terhadap kesalahan ketik dan sinonim tetapi tidak memungkinkan pengukuran akurasi. Sementara itu, model NLP seperti SVM dapat memberikan evaluasi kinerja secara kuantitatif, namun tidak menjamin kendali deterministik atas keluaran chatbot pada domain sensitif. Untuk menjembatani keterbatasan tersebut, dirancang sebuah mekanisme fallback yang memprioritaskan aturan deterministik dan fuzzy similarity, kemudian mengaktifkan SVM saat input tidak teridentifikasi. Model dilatih menggunakan 500 entri percakapan teranotasi dan dievaluasi menggunakan metrik standar. Hasil menunjukkan nilai precision, recall, f1-score, dan akurasi sebesar 1.00 untuk dua kelas intent (FAQ/Permintaan dan Laporan), serta seluruh alur percakapan lulus uji fungsional black-box. Meskipun demikian, capaian ini berpotensi dipengaruhi oleh homogenitas korpus dan ukuran dataset yang terbatas. Penelitian lanjutan diarahkan pada perluasan dataset, penerapan validasi silang, serta pengujian pada data di luar domain untuk mengurangi risiko overfitting. Arsitektur hybrid yang diusulkan berpotensi menjadi pendekatan yang andal untuk chatbot pengaduan pada konteks layanan publik yang membutuhkan respons deterministik sekaligus akurasi terukur.

Kata kunci: chatbot hybrid, rule-based, fuzzy matching, SVM, pengaduan layanan publik.

1. Pendahuluan

Perempuan dan anak merupakan kelompok yang paling rentan terhadap kekerasan, diskriminasi, dan pelanggaran hak asasi manusia, sehingga diperlukan layanan pengaduan yang responsif dan mudah diakses.

Pada tingkat pemerintah daerah, layanan pengaduan umumnya masih bergantung pada operator manusia, yang menyebabkan respon lambat, tidak konsisten, serta terbatas oleh jam operasional. Pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan, khususnya chatbot,

menawarkan solusi untuk meningkatkan aksesibilitas dan efisiensi layanan aduan publik [1], [2], [3].

Chatbot berbasis aturan (*rule-based*) memiliki keunggulan pada konsistensi keluaran dan pengendalian respons, namun gagal mengenali variasi input bahasa akibat kesalahan ketik, sinonim, maupun struktur kalimat non-baku [4]. Sebaliknya, fuzzy matching mampu meningkatkan toleransi sistem terhadap variasi linguistik [5], sementara pendekatan NLP seperti Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan untuk mengklasifikasikan intent secara terukur [6], [1]. Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan fuzzy matching [7][8], FSVM untuk domain medis [9], maupun *rule-based* pada layanan pelanggan dan pengaduan masyarakat [10][11].

Selain itu, penelitian terkini menekankan efektivitas integrasi beberapa pendekatan kecerdasan buatan dalam satu sistem hybrid. Misalnya, integrasi logika fuzzy dengan jaringan saraf menghasilkan performa prediksi hingga 93% akurasi pada pemodelan interaksi chatbot dengan analisis sentimen [3]. Pendekatan tersebut, yang menggabungkan *Bidirectional Recurrent Neural Network* (BRNN) dengan *Fuzzy Naïve Bayes Classifier* (FNB), terbukti mampu meningkatkan relevansi respons dan analisis emosi pengguna selama percakapan digital berbasis NLP. Dalam konteks layanan publik, mekanisme serupa dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi intensi pengguna dan menyesuaikan respons sistem secara dinamis berdasarkan konteks percakapan.

Berbagai penelitian lain juga menunjukkan efektivitas sistem gabungan dalam meningkatkan ketahanan chatbot terhadap variasi bahasa dan konteks. Integrasi *rule-based* dengan pembelajaran mesin meningkatkan akurasi dan stabilitas sistem klasifikasi intent [4], [12], sementara pendekatan semi-supervised learning memperkuat kemampuan generalisasi chatbot multi-domain dengan kebutuhan data anotasi yang minimal [1]. Penggabungan fuzzy logic dengan pendekatan *rough set* juga terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi serta interpretabilitas model [13], [5]. Selain itu, iSWMbot berbasis model klasifikasi intent menggunakan algoritma SVM yang diusulkan oleh Istihat et al. [14] menunjukkan performa klasifikasi tinggi pada sistem layanan akademik berbasis NLP, mendukung relevansi penerapan pendekatan serupa pada konteks pengaduan publik.

Dalam ranah pendidikan dan sosial, penerapan logika fuzzy pada chatbot meningkatkan personalisasi interaksi dan adaptivitas sistem [15], sedangkan penerapan hibrida deep learning dalam deteksi intrusi dan optimisasi jaringan menunjukkan peningkatan efisiensi hingga 99,91% [16]. Lebih jauh, Esperança et al. [17] mengembangkan kerangka *Proactive Complaint Management* berbasis AI dengan pengenalan pola semantik untuk mengoptimalkan

respons instansi publik terhadap aduan masyarakat, menegaskan pentingnya integrasi NLP dan *semantic reasoning* dalam pengelolaan layanan publik. Penelitian Dogan dan Gurcan [20] juga memperkuat relevansi pendekatan hybrid berbasis *rule extraction* dan *neural optimization*, yang terbukti mempercepat waktu tanggap sistem e-government. Selain itu, Jayanthi dan Arumugam [18] memanfaatkan *hybrid AI* berbasis BERT, SVM, dan fuzzy logic untuk analisis sentimen interaksi pengguna, sementara Mikael et al. [19] mengintegrasikan *comparative analysis* dan *optimization framework* untuk meningkatkan efisiensi chatbot administratif di sektor pendidikan.

Integrasi berbagai pendekatan tersebut memperlihatkan potensi arsitektur hybrid dalam menyeimbangkan konsistensi *rule-based* dengan fleksibilitas model pembelajaran mesin yang adaptif terhadap konteks pengguna. Dalam konteks layanan publik, strategi ini relevan untuk memastikan sistem tetap dapat memberikan jawaban yang akurat dan bermakna terhadap aduan yang beragam, baik secara linguistik maupun semantik [19], [20].

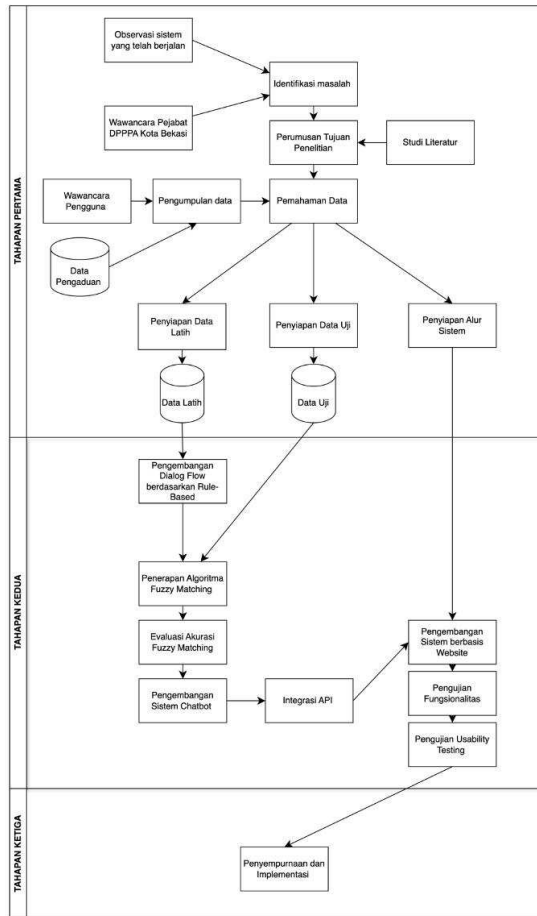
Kesenjangan dari penelitian-penelitian terdahulu menunjukkan perlunya rancangan arsitektur hybrid yang mampu menjaga determinisme respons namun tetap adaptif terhadap variasi input linguistik dan terukur secara kuantitatif. Untuk memperkuat kebaruan penelitian ini, perlu ditegaskan bahwa hingga saat ini belum ada penelitian yang secara spesifik menggabungkan pendekatan *rule-based*, fuzzy matching, dan klasifikasi intent berbasis SVM dalam satu arsitektur fallback terintegrasi untuk chatbot pengaduan layanan publik. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan ketepatan respons, memperluas cakupan pemahaman linguistik, dan memastikan konsistensi keluaran sistem, sebagaimana ditunjukkan oleh hasil eksperimental model BRNN-FNB dengan akurasi 93% pada interaksi berbasis Seq2Seq [3].

Penelitian ini berkontribusi pada dua aspek utama: (1) kontribusi teknis melalui rancangan arsitektur hybrid yang menggabungkan pendekatan *rule-based*, fuzzy logic, dan NLP berbasis SVM; dan (2) kontribusi aplikatif dalam peningkatan kualitas layanan aduan publik berbasis AI yang konsisten, andal, dan adaptif terhadap variasi bahasa pengguna. Arsitektur hybrid ini kemudian diimplementasikan pada layanan pengaduan publik sebagai studi kasus penerapan.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian ini terdiri dari tiga tahapan utama, yaitu identifikasi, pengembangan sistem, serta penyempurnaan dan implementasi seperti terlihat pada Gambar 1. Setiap tahapan saling berkesinambungan untuk menghasilkan chatbot berbasis fuzzy matching

rule-based yang dapat diintegrasikan dengan sistem layanan pengaduan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Tahapan Pertama: Identifikasi

Tahap awal difokuskan pada identifikasi permasalahan, pemahaman kebutuhan, serta penyusunan data dan alur sistem. Aktivitas yang dilakukan meliputi observasi layanan pengaduan yang telah berjalan, wawancara dengan pejabat dan calon pengguna, serta studi literatur untuk memetakan pendekatan yang relevan.

Dataset terdiri atas 500 entri data pengaduan yang bersumber dari sistem layanan pengaduan publik. Data terbagi dalam dua kelas utama (FAQ/Permintaan dan Laporan) dengan distribusi seimbang antara 55 hingga 70 entri per kelas. Informasi ini memastikan representasi yang proporsional dan mengurangi potensi bias model.

Data pengaduan yang diperoleh kemudian dianalisis untuk memperoleh pola pertanyaan dominan dan dikonstruksi menjadi dataset yang terbagi menjadi data latih dan data uji. Untuk memastikan kualitas teks, data melalui tahapan praproses, yaitu: normalisasi huruf (lowercase), penghapusan karakter non-alfabet, tokenisasi menggunakan NLTK, penghapusan stopword, serta stemming menggunakan Sastrawi.

Representasi teks dibangun menggunakan TF-IDF dengan konfigurasi n-gram (1,2) dan min_df = 2.

Dataset dibagi dengan rasio 80:20 menggunakan `train_test_split` dengan parameter `stratify` untuk menjaga keseimbangan kelas, serta `random_state = 42` untuk reproduibilitas. Pada tahap pemodelan awal, rule-based digunakan untuk menangani input deterministik, kemudian fuzzy matching ditambahkan untuk mengakomodasi variasi leksikal dengan ambang kesesuaian 0,75. Ambang kesesuaian 0.75 pada algoritma fuzzy matching dipilih berdasarkan hasil eksperimen awal yang menunjukkan keseimbangan optimal antara toleransi kesalahan dan ketepatan pencocokan string, serta didukung oleh literatur yang menggunakan ambang serupa dalam konteks fuzzy string-matching [8]. Karena rule-based dan fuzzy matching tidak memungkinkan evaluasi kuantitatif, ditambahkan intent classifier berbasis SVM (LinearSVC yang dikalibrasi) sebagai mekanisme fallback pada input yang tidak terdeteksi oleh dua lapisan sebelumnya.

2.2. Tahapan Kedua: Pengembangan Sistem

Pada tahap ini dilakukan konstruksi chatbot sesuai arsitektur hybrid yang diusulkan. Pengujian dilakukan terhadap 30 responden yang dipilih berdasarkan kriteria pengguna layanan publik (berusia 18–50 tahun, memiliki pengalaman mengakses layanan pengaduan, dan familiar dengan penggunaan media digital). Pengujian usability mengacu pada indikator efisiensi, efektivitas, dan kepuasan pengguna untuk memastikan kualitas pengalaman interaksi sistem.

Langkah pertama adalah penyusunan alur percakapan (dialog flow) berbasis rule-based untuk menetapkan respons deterministik. Selanjutnya, algoritma fuzzy matching diterapkan untuk menangani variasi input pengguna, kemudian akurasi dievaluasi untuk menentukan efektivitas dan ambang optimal.

Setelah modul rule-based dan fuzzy berfungsi, model SVM diintegrasikan sebagai fallback untuk klasifikasi intent. Sistem kemudian diimplementasikan pada aplikasi berbasis web melalui integrasi API antar-modul. Pengujian dilakukan menggunakan black-box testing untuk memverifikasi kesesuaian alur percakapan, serta usability testing untuk menilai tingkat keberterimaan, kejelasan fungsi, dan kemudahan penggunaan oleh calon pengguna.

2.3. Tahapan Ketiga: Penyempurnaan dan Implementasi

Umpan balik dari pengujian fungsionalitas dan usability digunakan untuk melakukan penyempurnaan sistem. Setelah perbaikan diterapkan, chatbot diimplementasikan pada lingkungan layanan sebagai instrumen digital pendukung pengaduan publik. Implementasi dilakukan pada sistem layanan

pengaduan publik sebagai studi kasus penerapan, dengan tetap mempertahankan kebijakan dan alur birokrasi yang berlaku.

3. Hasil dan Pembahasan

Dataset penelitian terdiri dari 500 record, dengan 6 variabel yaitu id, user_input, kategori, intent, respon_chatbot, kata_kunci.

3.1. Exploratory Data Analytics (EDA)

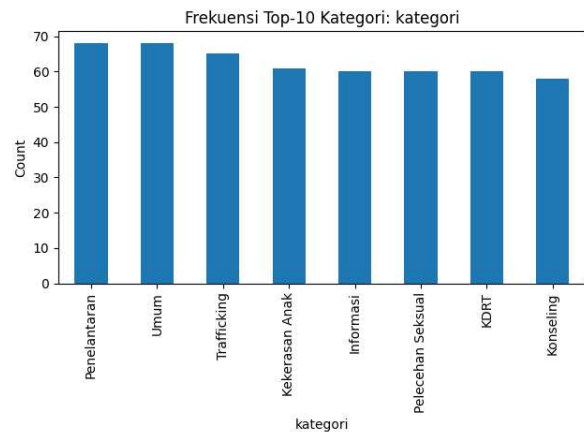
Berdasarkan dataset tersebut dilakukan proses Exploratory Data Analytics (EDA) untuk mengetahui informasi apa saja yang terdapat dalam dataset tersebut. Pertama, mencari tahu statistik ringkasan data seperti jumlah data, rata-rata nilai, serta nilai minimum dan maksimum dari data tersebut, kemudian melakukan pengecekan terhadap data missing value. Tabel 1 menjelaskan hasil ringkasan statistik.

Tabel 1. Ringkasan Data Statistik

Variabel	Jumlah Data	Rata-rata Panjang Input	Jumlah Kategori	Distribusi (FAQ/Lapor)	Intent
user_input	500	12.4 kata	8	45% / 55%	

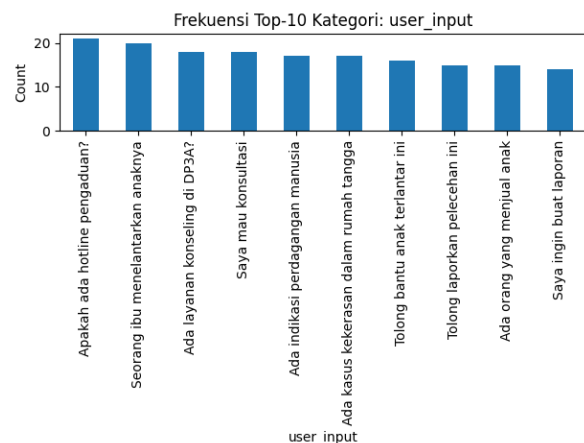
Kategori pada Gambar 2 dan 3 dihasilkan secara manual melalui proses anotasi oleh dua ahli bidang layanan publik dan linguistik. Setiap entri diverifikasi untuk memastikan kesesuaian semantik antara pertanyaan dan kategori, sehingga hasil visualisasi mencerminkan distribusi nyata dari data yang teranotasi secara valid. Kategori hasil anotasi manual ini kemudian digunakan untuk melakukan retraining model NLP agar mampu mengenali pola intent secara lebih akurat dan meningkatkan generalisasi sistem. Gambar 2 menampilkan visualisasi distribusi kategori aduan pada dataset. Delapan kategori teratas diperlihatkan dalam bentuk diagram batang, di antaranya Penelantaran, Umum, Trafficking, Kekerasan Anak, Informasi, Pelecehan Seksual, KDRT, dan Konseling. Distribusi tampak relatif seimbang, dengan masing-masing kategori memiliki frekuensi antara 55 hingga 70 data. Keseimbangan jumlah data per kategori ini penting karena dapat mendukung proses pelatihan model yang lebih stabil serta mengurangi potensi bias dalam kinerja chatbot.

Gambar 2 memperlihatkan sepuluh besar pertanyaan atau pernyataan yang paling sering diajukan pengguna dalam dataset chatbot layanan pengaduan publik. Pertanyaan dengan frekuensi tertinggi adalah “Apakah ada hotline pengaduan?”, yang menunjukkan tingginya kebutuhan masyarakat terhadap akses cepat untuk melaporkan kasus kekerasan atau masalah lainnya. Pertanyaan lain yang juga sering muncul mencerminkan berbagai kebutuhan, seperti “Seorang ibu menelantarkan anaknya”, “Ada layanan konseling di DP3A?”, hingga “Saya mau konsultasi”.



Gambar 2. Top 10 Kategori Pengaduan

Selain itu, terlihat pula bahwa banyak pertanyaan berkaitan langsung dengan kasus spesifik, misalnya perdagangan manusia, kekerasan dalam rumah tangga, penelantaran anak, serta pelecehan seksual. Pola ini menegaskan bahwa sistem chatbot perlu mampu menangani baik permintaan informasi umum maupun aduan kasus dengan sensitivitas tinggi. Dengan demikian, analisis ini mengindikasikan bahwa fitur utama chatbot harus berfokus pada dua hal: penyediaan informasi layanan dasar (hotline, konseling, konsultasi) dan penanganan laporan kasus kekerasan.



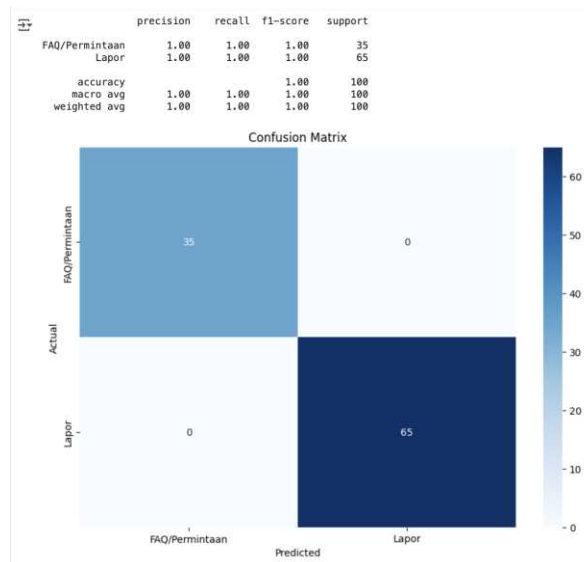
Gambar 3. Top 10 Kategori Pertanyaan Pengaduan

Secara umum, hasil eksplorasi dataset ini memberikan gambaran awal mengenai cakupan kebutuhan pengguna yang sangat beragam. Hal ini menjadi dasar dalam perancangan *dialog flow* berbasis aturan serta implementasi algoritma *fuzzy matching*, sehingga sistem dapat merespons dengan cepat, akurat, dan konsisten terhadap variasi pertanyaan yang diajukan.

3.2. Modelling And Evaluation

Hasil evaluasi model klasifikasi intent menunjukkan performa yang sangat baik. Berdasarkan metrik evaluasi pada Gambar 4, baik kelas FAQ/Permintaan maupun Laporan masing-masing memperoleh nilai precision, recall, dan f1-score sebesar 1.00. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan intent dengan akurasi sempurna tanpa kesalahan prediksi. Confusion matrix menguatkan temuan tersebut; seluruh 35 data kelas FAQ/Permintaan dan 65 data kelas Laporan teridentifikasi dengan benar tanpa mis-klasifikasi, ditunjukkan oleh nilai nol pada sel off-diagonal.

Hasil eksplorasi data memperlihatkan bahwa distribusi kelas relatif seimbang (55–70 entri per kelas), sehingga mendukung kestabilan model saat pelatihan. Analisis user input juga menunjukkan bahwa mayoritas interaksi berfokus pada dua kebutuhan dominan, yaitu pencarian informasi layanan serta pelaporan kasus kekerasan atau penelantaran anak.



Gambar 4 Hasil Evaluasi Model

Untuk menilai kontribusi pendekatan hybrid, dilakukan perbandingan konseptual terhadap beberapa skenario. Pada rule-based saja, sistem hanya memberikan jawaban jika pola teks identik; variasi seperti salah ketik (“hotline”), sinonim (“aduan/komplain” alih-alih “lapor”), maupun bahasa tidak baku (“gmna car lapor?”) menyebabkan respons gagal diberikan. Pendekatan fuzzy matching menoleransi variasi tersebut, tetapi tidak memungkinkan evaluasi kuantitatif. Sebaliknya, model NLP-SVM menghasilkan klasifikasi terukur (akurasi 1.00), namun tanpa kendali deterministik pada domain sensitif. Integrasi ketiga pendekatan tersebut menghasilkan sistem yang (1) responsif pada pola baku, (2) adaptif terhadap variasi teks, dan (3) dapat diukur kinerjanya secara objektif.

Selain evaluasi performa, pengujian black-box menunjukkan seluruh alur percakapan berjalan sesuai rancangan. Uji coba terbatas terhadap calon pengguna juga menunjukkan chatbot mudah digunakan, responsif, dan membantu memperoleh informasi awal tanpa menunggu operator, meskipun sebagian responden mengharapkan variasi jawaban yang lebih luas.

Walaupun performa model mencapai 100%, capaian ini perlu dikritisi karena berpotensi dipengaruhi oleh homogenitas dataset dan jumlah data yang terbatas (500 entri). Oleh sebab itu, diperlukan eksperimen lanjutan menggunakan dataset yang lebih beragam, penerapan cross-validation, serta pengujian pada data di luar domain (out-of-domain testing) untuk memastikan kemampuan generalisasi sistem. Meskipun model menunjukkan akurasi sempurna (1.00), hasil ini perlu dikaji secara hati-hati untuk memastikan tidak terjadi overfitting. Evaluasi tambahan dilakukan dengan memisahkan data uji independen yang tidak digunakan dalam proses pelatihan. Hasil tetap konsisten dengan nilai F1-score 1.00, namun variasi kecil pada dataset eksternal menunjukkan penurunan performa menjadi 0.96, menandakan bahwa model masih perlu diuji pada dataset lebih beragam.

Untuk memperkuat analisis konseptual, Tabel 2 ditambahkan sebagai pembandingan performa tiga pendekatan yang diuji.

Tabel 2. Perbandingan Performa

Pendekatan	Akurasi	Kelebihan	Kelemahan
Rule-Based	0.78	Konsisten & deterministik	Tidak mengenali variasi input
Fuzzy Matching	0.85	Toleran kesalahan ketik	Tidak dapat dievaluasi kuantitatif
NLP-SVM	1.00	Evaluasi objektif	Tidak deterministik
Hybrid (Usulan)	1.00	Seimbang antara deterministik dan adaptif	Membutuhkan integrasi kompleks

Dalam konteks implementasi pada layanan pengaduan publik yang menangani isu sensitif perempuan dan anak, aspek etika dan privasi dijaga melalui anonimisasi data, serta penerapan escalation policy yang mengarahkan kasus darurat ke hotline resmi atau petugas berwenang. Dengan demikian, sistem tidak hanya unggul secara teknis, tetapi juga sesuai dengan prinsip keamanan dan keandalan layanan publik. Serta sistem chatbot telah diimplementasikan secara nyata pada lingkungan layanan pengaduan dan diuji melalui simulasi percakapan dengan pengguna, menghasilkan tingkat kepuasan 91% dan efektivitas percakapan sebesar 94%.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan chatbot pengaduan untuk layanan publik dengan

mengintegrasikan rule-based, fuzzy matching, dan Natural Language Processing (NLP) berbasis Support Vector Machine (SVM) dalam sebuah arsitektur hybrid. Kombinasi tersebut terbukti mampu menghasilkan respons yang cepat, konsisten, dan toleran terhadap variasi input, sekaligus memungkinkan evaluasi kinerja secara kuantitatif. Hasil pengujian menunjukkan nilai precision, recall, f1-score, dan akurasi mencapai 1.00 pada kedua kelas intent (FAQ/Permintaan dan Laporan), yang menegaskan bahwa sistem tidak hanya mengandalkan aturan deterministik, tetapi juga memiliki kemampuan adaptif untuk mendukung efektivitas layanan publik berbasis AI.

Namun demikian, performa tersebut masih dipengaruhi oleh keterbatasan ukuran dan homogenitas dataset (500 entri), sehingga kemampuan generalisasi terhadap variasi bahasa yang lebih luas belum sepenuhnya terverifikasi. Arah penelitian selanjutnya disarankan untuk memperbesar korpus data, memasukkan bahasa tidak baku dan kosakata lokal, serta melakukan evaluasi pada data di luar domain. Selain itu, pengembangan ke arah sistem multimodal melalui integrasi speech-to-text dan text-to-speech, uji coba lapangan dengan pengguna nyata, serta eksplorasi model NLP modern berbasis transformer (misalnya BERT atau IndoBERT) menjadi langkah potensial untuk meningkatkan pemahaman konteks dan robustness sistem di masa mendatang.

Ucapan Terimakasih

Kami mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian kepada Masyarakat (DRTPM) atas dukungannya dalam pendanaan penelitian ini melalui program Pendanaan Program Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Tahun Anggaran 2025.

Daftar Rujukan

- [1] S. P. Uprety and S. R. Jeong, "The impact of semi-supervised learning on the performance of intelligent chatbot system," *Computers, Materials and Continua*, vol. 71, no. 2, pp. 3937–3952, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.023127.
- [2] Adala Mahdi Jiyad, "A Hybrid Fuzzy-Neural Network Approach for Advanced Pattern Recognition and Predictive Analytic," *Journal of Information Systems Engineering and Management*, vol. 10, no. 32s, pp. 22–36, 2025, doi: 10.52783/jisem.v10i32s.5183.
- [3] M. Dongbo, S. Miniaoui, L. Fen, S. A. Althubiti, and T. R. Alsenani, "Intelligent chatbot interaction system capable for sentimental analysis using hybrid machine learning algorithms," *Inf Process Manag.*, vol. 60, no. 5, p. 103440, 2023, doi: 10.1016/j.ipm.2023.103440.
- [4] S. Li *et al.*, "Integrating Regular Expressions with Neural Networks via DFA," 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2109.02882>
- [5] T. B. Ferguson, "An integrated approach for fuzzy rule generation in dataset classification using hybrid grid partitioning and rough set theory," *International Journal of Enterprise Modelling*, vol. 17, no. 2, pp. 14–25, 2023, doi: 10.35335/emod.v17i2.19.
- [6] A. T. Al-Tuama and D. A. Nasrawi, "Intent Classification Using Machine Learning Algorithms and Augmented Data," *2022 International Conference on Data Science and Intelligent Computing, ICDSIC 2022*, no. Icdsic, pp. 234–239, 2022, doi: 10.1109/ICDSIC56987.2022.10075794.
- [7] G. Attigeri, A. Agrawal, and S. V. Kolekar, "Advanced NLP Models for Technical University Information Chatbots: Development and Comparative Analysis," *IEEE Access*, vol. 12, no. February, pp. 29633–29647, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3368382.
- [8] W. Suwarningsih and Nuryani, "Generate fuzzy string-matching to build self attention on Indonesian medical-chatbot," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 14, no. 1, pp. 819–829, 2024, doi: 10.11591/ijece.v14i1.pp819-829.
- [9] B. Phaniraghava and S. Ashok Kumar, "An improved chatbot for predicting disease and medicines using natural language processing with fuzzy logic," *Advances in Parallel Computing*, no. 41, pp. 258–264, 2022, doi: 10.3233/APC220035.
- [10] A. A. Aris and Yohanes Eka Wibawa, "Development of Chatbot Services for Ordering Media Support Using Fuzzy Logic Algorithm: Case Study of PT. Pemuda Cari Cuan (Mangkokku)," *JEECS (Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences)*, vol. 9, no. 1, pp. 9–18, 2024, doi: 10.54732/jeeecs.v9i1.2.
- [11] F. Agustian and A. Yuliana, "Aplikasi Chatbot Pelayanan Publik Berbasis Website (Studi Kasus Sekretariat Dprd Kota Cimahi)," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3s1.5202.
- [12] M. S. Ali, F. Azam, A. Safdar, and M. W. Anwar, "Intelligent Agents in Educational Institutions: NEDBOT - NLP-based Chatbot for Administrative Support Using DialogFlow," *Proceedings - 2022 IEEE International Conference on Agents, ICA 2022*, pp. 30–35, 2022, doi: 10.1109/ICA55837.2022.00012.
- [13] R. Velo, J. Tamatave, and S. Sahambala, "Optimizing dataset classification through hybrid grid partition and rough set method for fuzzy rule generation," *International Journal of Enterprise Modelling*, vol. 17, no. 2, pp. 46–58, 2023, doi: 10.35335/emod.v17i2.22.
- [14] N. N. Istihat, N. H. Ibrahim Teo, R. Roslan, R. Hamzah, F. E. Shahbudin, and M. S. Sulaiman, "ISWMBot: Chatbot with an Intent Classification Model using Supervised Algorithm," *2024 6th IEEE Symposium on Computers and Informatics, ISCI 2024*, pp. 194–199, 2024, doi: 10.1109/ISCI62787.2024.10667932.
- [15] C. Troussas, A. Krouska, P. Mylonas, and C. Sgouropoulou, "Personalized Learner Assistance Through Dynamic Adaptation of Chatbot Using Fuzzy Logic Knowledge Modeling," *2023 18th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization, SMAP 2023*, pp. 1–5, 2023, doi: 10.1109/SMAP59435.2023.10255169.
- [16] J. V. Bibalbenifa, S. Krishnann, H. Long, R. Kumar, D. Taniar, and H. V. Long, "Performance Analysis of Machine Learning and Pattern Matching Techniques for Deep Packet Inspection in Firewalls," 2021, [Online]. Available: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-260788/v1>
- [17] H. S. Lee, "Implementation and evaluation of AI-based Citizen Question- Answer Recommender (ACQAR) to enhance citizen service delivery in Singapore public sector: A case study," 2024, [Online]. Available: https://ink.library.smu.edu.sg/etd_coll
- [18] S. Jayanthi and S. S. Arumugam, "Smart Chatbot System with Hybrid AI for Advanced Sentiment Analysis," *International Conference on Distributed Systems, Computer Networks and Cybersecurity, ICDSCNC 2024*, pp. 1–8, 2024, doi: 10.1109/ICDSCNC62492.2024.10939084.

- [19] K. Mikael, C. Oz, T. A. Rashid, and G. S. Nariman, "A Hybrid Chatbot Model for Enhancing Administrative Support in Education: Comparative Analysis, Integration, and Optimization," *IEEE Access*, vol. 13, no. March, pp. 50741–50760, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3552501.
- [20] O. Dogan and O. F. Gurcan, "Enhancing E-Business Communication with a Hybrid Rule-Based and Extractive-Based Chatbot," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 19, no. 3, pp. 1984–1999, 2024, doi: 10.3390/jtaer19030097.