

Pusat Pelayanan Wifi Berbasis Chatbot untuk Layanan Pelanggan

¹Nowaf Rijal Fahmi, ²Danendra Fausta Viandhana

Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: [*¹rijalnowaf@gmail.com](mailto:rijalnowaf@gmail.com), [²fishwrath@gmail.com](mailto:fishwrath@gmail.com)

Abstrak – Perkembangan teknologi kecerdasan buatan mendorong pemanfaatan chatbot sebagai solusi pelayanan digital yang lebih cepat, responsif, dan efisien, khususnya dalam menangani permasalahan terkait jaringan Wi-Fi. Penelitian ini bertujuan mengembangkan chatbot layanan Wi-Fi berbasis machine learning yang mampu mengenali maksud percakapan pengguna secara akurat melalui pemodelan intent. Pada tahap pengolahan data, dataset pertanyaan pelanggan dipraproses menggunakan teknik pembersihan teks dan stemming, kemudian direpresentasikan menggunakan TF-IDF. Algoritma Multinomial Naïve Bayes digunakan sebagai metode klasifikasi untuk memetakan intent pengguna berdasarkan pola kata dalam data pelatihan. Sistem chatbot diintegrasikan dengan basis data MySQL sehingga mampu menampilkan informasi pelanggan secara dinamis, seperti paket layanan, status pembayaran, dan harga pemasangan. Implementasi framework Flask dengan session state memungkinkan alur percakapan berlangsung secara bertahap dan kontekstual. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi 92,3% dan memberikan respons yang relevan terhadap variasi pertanyaan, termasuk data noise. Secara keseluruhan, chatbot yang dikembangkan dapat berfungsi sebagai layanan pelanggan digital yang cerdas, adaptif, dan mampu membantu penyelesaian gangguan Wi-Fi secara lebih efektif.

Kata Kunci — ChatBot, Machine Learning, Multinomial Naïve Bayes, TF-IDF, Wi-Fi

1. PENDAHULUAN

Penggunaan Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) di bidang pendidikan sedang mengalami pertumbuhan yang pesat[1]. Namun, tingginya kebutuhan akan dukungan teknis sering kali menyebabkan layanan bantuan konvensional menjadi kurang efektif, terutama ketika harus menangani pertanyaan berulang atau permintaan bantuan yang bersifat teknis dasar. Dalam beberapa tahun terakhir, chatbot semakin populer seiring dengan kemajuan teknologi pemrosesan bahasa alami dan machine learning. Perkembangan ini memungkinkan chatbot memahami serta merespons masukan pengguna secara manusiawi, sehingga interaksi yang terjadi menjadi lebih alami dan efisien[2]. Oleh karena itu, penerapan chatbot layanan Wi-Fi hadir sebagai alternatif solusi yang mampu memberikan informasi cepat, otomatis, dan tetap tersedia sepanjang waktu untuk membantu pengguna mengatasi berbagai permasalahan terkait koneksi jaringan.

Model dilatih menggunakan dataset yang memuat ratusan hingga ribuan contoh pertanyaan dan respons terkait layanan Wi-Fi menggunakan TF-IDF. TF-IDF merupakan metode ekstraksi fitur yang populer dan efektif untuk merepresentasikan teks, sedangkan *Naïve Bayes* merupakan algoritma klasik yang memiliki kinerja kuat dalam mengklasifikasikan teks berbahasa Indonesia[3]. Kemudian diintegrasikan dengan TF-IDF *vectorizer* untuk memproses masukan bahasa alami dari pengguna. Selain itu, chatbot dihubungkan dengan basis data MySQL. MySQL merupakan salah satu sistem manajemen basis data relasional (RDBMS) terpopuler dan paling banyak digunakan di seluruh dunia. Terkenal akan keandalan, skalabilitas, dan performanya, MySQL telah menjadi pilihan utama bagi bisnis, organisasi, dan pengembang. MySQL awalnya dikembangkan oleh perusahaan Swedia, MySQL AB, yang didirikan oleh Michael Widenius, David Axmark, dan Allan Larsson pada tahun 1995. sehingga mampu mengambil serta menampilkan informasi pelanggan secara dinamis, seperti status pembayaran, alamat terdaftar, paket layanan, hingga rincian harga pemasangan[4]. Arsitektur sistem dibangun menggunakan *framework Flask* dengan dukungan *session state*, memungkinkan chatbot memberikan respons yang lebih personal dan mengikuti alur percakapan pengguna secara berkelanjutan.

Pertama, dataset CSV yang berisi pertanyaan normal maupun *noise* dimuat menggunakan pandas sebagai tahap awal pengolahan data. Setiap teks kemudian melalui proses *preprocessing* sederhana, yaitu mengubah seluruh karakter menjadi huruf kecil, menghapus karakter non-alfabet, serta melakukan *stemming* menggunakan Sastrawi *Stemmer* agar kata-kata kembali ke bentuk dasarnya. Pada tahap ini, *noise* tidak dipisahkan dari data *intent*, melainkan tetap disertakan dalam data validasi untuk memberikan evaluasi model yang lebih realistik. Setelah itu, dataset dibagi menjadi dua bagian menggunakan metode *train-test split*, misalnya dengan proporsi

80% data pelatihan dan 20% data validasi. Selanjutnya, teks diubah menjadi representasi numerik melalui TF-IDF *Vectorizer*, transformasi teks ke dalam format numerik. Salah satu metode untuk mencapai hal ini adalah melalui penggunaan TF-IDF *Vectorizer*[5] yang mengonversi kata atau *n-gram* menjadi fitur berbobot berdasarkan tingkat kepentingannya pada dokumen.

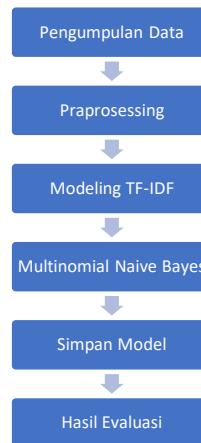
Model Multinomial *Naive Bayes*. Multinomial *Naive Bayes* merupakan salah satu metode pada *Probabilistic Reasoning*. Algoritma Multinomial *Naive Bayes* bertujuan untuk melakukan klasifikasi data pada kelas tertentu[6]. Kemudian dilatih menggunakan data pelatihan yang telah di-*vectorize*. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji pada data validasi untuk menghitung nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, sehingga performa klasifikasi intent—including terhadap input noise—dapat dievaluasi secara objektif. Pada tahap akhir, model dan vectorizer disimpan menggunakan joblib, sehingga dapat digunakan kembali tanpa perlu melakukan pelatihan ulang.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan chatbot dan diharapkan dapat menjadi acuan serta memberikan kontribusi bagi penelitian lain yang berfokus pada layanan Wi-Fi. Metode yang digunakan pada pembuatan chatbot ini yaitu kombinasi antara pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing*), *pemodelan* intent menggunakan machine learning, serta integrasi basis data untuk mendukung respons yang bersifat dinamis dan kontekstual. Prosesnya meliputi tahap praproses teks untuk membersihkan input pengguna, pemanfaatan model klasifikasi intent yang dilatih sebelumnya guna mengenali maksud pertanyaan, dan pengelompokan respons berdasarkan dataset berformat CSV. Selain itu, penelitian ini mengimplementasikan koneksi ke database MySQL untuk mengambil informasi pelanggan, paket layanan, status pembayaran, serta data harga pemasangan Wi-Fi. Sistem kemudian dibangun menggunakan framework Flask dengan manajemen session state sehingga chatbot mampu mengikuti alur percakapan secara bertahap, mulai dari identifikasi nama pengguna, alamat, hingga penyelesaian masalah teknis seperti gangguan Wi-Fi. Dengan metode ini, chatbot yang dikembangkan diharapkan dapat memberikan layanan yang lebih cerdas, responsif, dan mendekati interaksi manusia.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini bertujuan membuat chatbot layanan Wi-Fi yang berbasis kecerdasan buatan dengan menggunakan teknologi pemrosesan bahasa alami dan pembelajaran mesin. Langkah-langkah penelitian meliputi pemrosesan data teks, membuat model klasifikasi tujuan menggunakan metode TF-IDF dan Multinomial Naïve Bayes, mengintegrasikan database MySQL, serta menerapkan sistem chatbot berbasis web dengan menggunakan framework Flask.

Alur tahapan penelitian yang dilakukan dalam pengembangan sistem chatbot ini disajikan dalam bentuk flowchart pada Gambar 2.1 berikut.



Gambar 2.1 flowchart penelitian

a. Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pemuat dataset dari file CSV, Creating Shared Value (CSV) merupakan konsep yang dikembangkan Michael E. Porter & Mark R. Kramer tahun 2011. CSV mengusulkan bahwa perusahaan dapat menciptakan nilai tambah tidak hanya perusahaan sendiri, tetapi bagi masyarakat dan lingkungan sekitarnya melalui kegiatan bisnis mereka[7]. untuk menyiapkan data mentah sebelum masuk ke proses modeling.

1. Dataset dimuat menggunakan pd.read_csv.
2. Dataset berisi kolom teks customer dan intent/label.
3. Menampilkan jumlah data serta distribusi kelas menggunakan *value_counts()*.
4. Tahap ini bertujuan menyiapkan data mentah sebagai bahan pelatihan model.

b. Praprosessing

Data Preprocessing bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi data yang berkualitas sehingga data layak untuk diolah pada tahapan selanjutnya. Tahapan ini dilakukan pada data mentah untuk menghilangkan data yang bermasalah atau inkonsisten[8]. Pada tahap ini data teks dibersihkan dan dinormalisasi agar dapat digunakan dengan optimal pada proses modeling. Proses praprosesing dalam kode meliputi beberapa langkah berikut:

1. *Lowercase(Case-Folding)*

Dalam hal variasi bentuk dan kontras antara ascender dan descender dengan huruf pendek, huruf kecil memiliki lebih banyak "karakter". Hal ini menghasilkan bentuk kata yang khas dan jauh lebih mudah dikenali daripada kata-kata yang semuanya berhuruf kapital[9].

2. Membersihkan karakter non-huruf

Regular expression (regex) adalah notasi yang digunakan untuk mendeskripsikan pola dari kata yang ingin dicari. Kemampuan regex untuk mengenali pola tersebut akan diaplikasikan untuk mengenali pola bahasa pemrograman dalam tujuan memberi komentar pada kode sumber[10].

3. *Tokenizing*

Tahapan tokenizing adalah proses yang digunakan untuk melakukan pemecahan kalimat menjadi kata per kata[11]. Tujuannya adalah untuk memudahkan mesin (komputer) dalam memproses dan menganalisis teks, sebuah teknik yang dikenal sebagai pemrosesan bahasa alami (NLP)

4. *Stopword removal*

Stopword Removal merupakan bagian dari tahapan preprocessingteks yang bertujuan untuk menghapus kata yang tidak relevan didalam suatu kalimat berdasarkan daftar stopword. Daftar stopword yang biasa digunakan berbentuk digital library yang daftarnya sudah tersedia sebelumnya, namun tidak semua kata-kata yang terdapat didalam digital library merupakan kata yang tidak relevan dalam suatu data tertentu[12].

5. *Stemming*

Stemming merupakan tahap akhir dalam proses Preprocessing untuk mendapatkan kata dasar dari kata turunan dengan menghilangkan imbuhan sufiks, infiks, dan konfiks dengan menggunakan library sastrawi. Library Sastrawi ini merupakan library yang disediakan oleh python untuk dapat membantu mengurangi kata-kata infleksi dalam bahasa Indonesia menjadi ke bentuk kata dasarnya[13].

6. Output

hasil praproses disimpan pada kolom *clean_text*.

c. Modeling TF-IDF

Pada tahap ini, teks yang telah dibersihkan diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF.

1. Menggunakan TF-IDF *Vectorizer*.
2. Mengambil *unigram* dan *bigram* (*n-gram 1-2*).
3. Mengatur *max_features*=8000 untuk membatasi ukuran fitur.
4. Mengaktifkan *sublinear_tf=True* untuk stabilitas pembobotan.

5. TF-IDF di-fit pada data training dan ditransformasikan menjadi matriks *sparse*.

Tujuannya adalah menghasilkan representasi angka dari kalimat sehingga dapat diproses oleh algoritma machine learning.

d. *Multinomial Naïve Bayes*

Multinomial Naïve Bayes merupakan salah satu metode pembelajaran mesin probabilistik. Seperti namanya, metode ini mengasumsikan bahwa setiap atribut dari data tidak bergantung satu sama lain. Pada dasarnya, asumsi bahwa setiap kata tidak bergantung satu dengan yang lain pada metode Naïve Bayes ini berlawanan dengan keadaan sebenarnya[14]. Tahap ini melakukan pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *MultinomialNB()*.

1. Data latih berupa hasil TF-IDF dari teks.
2. Label berupa intent utama seperti promo, harga, gangguan_perangkat, dan lainnya.
3. Model mempelajari hubungan antara pola kata (TF-IDF) dengan jenis intent.

Setelah pelatihan, model diuji menggunakan data uji yang mencakup Intent utama.

e. Simpan Model

Setelah model menunjukkan performa yang memadai, model disimpan menggunakan teknik serialisasi joblib. Joblib adalah contoh pustaka Python yang bisa digunakan untuk menjalankan komputasi paralel dan menambah kecepatan komputasi. Joblib mendukung multi-proses dan multi-thread serta memiliki fitur transparent disk cache untuk menyimpan obyek Python yang dihasilkan oleh proses atau thread[15]. Agar dapat digunakan kembali pada tahap deployment.

f. Hasil Evaluasi

Hasil evaluasi mencakup:

1. *Classification report*.

Classification report adalah metrik evaluasi performa untuk model *klasifikasi* yang merangkum akurasi prediksi, presisi, *recall*, dan skor F1 untuk setiap kelas.

2. *Confusion matrix*.

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja sebuah model klasifikasi.

3. Akurasi model.

Akurasi model adalah persentase prediksi yang dihasilkan oleh suatu model yang benar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. HASIL

a. Hasil Pengumpulan Data

```
1 pattern,intent,response
2 "Perangkat saya error saat connect WiFi, ada tips?",gangguan_perangkat,"Jika masih gagal, coba hubungi layanan pelanggan."
3 "Saya mau upgrade paket, berapa biayanya ya?",harga,Upgrade paket biasanya bisa dilakukan melalui aplikasi penyedia layanan.
4 Metode pembayaran apa aja yang bisa dipakai?,pembayaran,Periksa tanggal jatuh tempo agar pembayaran tercatat.
5 "Saya mau upgrade paket, berapa biayanya ya?",harga,Silakan hubungi layanan pelanggan untuk info paket terbaru dan harga.
6 "Tagihan bulan ini belum terbayar, ada masalah ya?",pembayaran,Periksa tanggal jatuh tempo agar pembayaran tercatat.
7 Kenapa WiFi selalu putus di di cafe saat pakai smartphone?,gangguan_perangkat,Pastikan perangkat tidak menggunakan VPN atau firewall yang memblokir.
8 Bisa info promo terbaru paket WiFi?,promo,Anda bisa mendapatkan bonus kuota jika membeli paket tertentu.
9 "Tagihan bulan ini belum terbayar, ada masalah ya?",pembayaran,Pembayaran bisa dilakukan via aplikasi, transfer bank, atau e-wallet..
10 Gimana cara dapatin bonus kuota?,promo,"Promo biasanya berubah tiap bulan, pastikan selalu update di aplikasi."
```

Gambar 3.1 Pengumpulan Data

Data penelitian dikumpulkan melalui proses *data scraping* dan penyusunan manual berdasarkan berbagai pertanyaan umum (FAQ) yang sering diajukan oleh pengguna layanan internet. Pengumpulan data dilakukan selama periode satu minggu dengan mengambil referensi dari interaksi pelanggan pada platform layanan konsumen, forum komunitas, serta dokumentasi resmi penyedia layanan.

1. Pattern

Berisi contoh kalimat atau pertanyaan yang sering diajukan oleh pengguna. Pattern ini merupakan variasi ucapan natural dari pelanggan yang nantinya digunakan sebagai data latih chatbot untuk melakukan klasifikasi intent.

2. Intent

Merupakan kategori atau maksud utama dari pertanyaan yang diberikan pengguna. Dalam dataset ini terdapat sejumlah intent utama, seperti:

- a. Gangguan_perangkat
- b. Harga
- c. Pembayaran
- d. Promo
- e. Koneksi

3. Response

Merupakan jawaban yang disiapkan sistem untuk diberikan kepada pengguna sesuai intent dari pertanyaan yang masuk.

Data yang terkumpul sebanyak 1000 baris, dengan distribusi intent sebagai berikut:

- a. Gangguan_perangkat : 200
- b. Harga : 200
- c. Pembayaran : 200
- d. Promo : 200
- e. Koneksi : 200

b. Hasil Pra-Prosessing

Tahap pra-proses data dilakukan untuk memastikan bahwa setiap masukan teks (pattern) berada dalam bentuk yang bersih, seragam, dan siap digunakan pada proses analisis lebih lanjut, khususnya untuk pelatihan model klasifikasi intent. Data awal yang dikumpulkan masih mengandung variasi penulisan, tanda baca, huruf kapital, serta karakter non-alfabet yang dapat mengganggu kinerja model. Oleh karena itu, dilakukan beberapa langkah pra-proses dasar, yaitu: lowercasing, penghapusan tanda baca, penghapusan karakter non-alfabet, dan normalisasi penulisan.

Proses lowercasing dilakukan dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil sehingga sistem tidak membedakan kata berdasarkan kapitalisasi. Selanjutnya, tanda baca seperti koma, tanda tanya, dan titik dihilangkan untuk menghindari pembacaan simbol sebagai token terpisah. Semua karakter yang bukan huruf, seperti angka atau simbol tertentu, juga dibersihkan agar teks fokus pada representasi kata yang relevan. Hasilnya adalah bentuk teks yang sederhana, konsisten, dan dapat diproses secara optimal oleh algoritma NLP.

Setelah pra-proses dilakukan, tiap pattern berubah menjadi clean text. Sebagai contoh, kalimat “Perangkat saya error saat connect WiFi, ada tips?” dibersihkan menjadi “perangkat saya error saat connect wifi ada tips”. Proses serupa diterapkan pada seluruh data hingga diperoleh bentuk akhir yang lebih terstruktur, seperti “saya mau upgrade paket berapa biayanya ya”, “tagihan bulan ini belum terbayar ada masalah ya”, “kenapa wifi selalu putus di di cafe saat pakai smartphone”, serta “gimana cara dapetin bonus kuota”. Seluruh hasil clean text ini kemudian digunakan sebagai input utama dalam pelatihan model, sehingga model dapat fokus pada makna kata tanpa terganggu oleh noise dari penulisan asli.

Tahapan pra-proses ini menjadi sangat penting dalam penelitian berbasis Natural Language Processing karena kualitas data input sangat memengaruhi performa model yang dibangun. Dengan melakukan pembersihan teks secara sistematis, penelitian ini memastikan bahwa data yang digunakan

memiliki standar yang sama dan dapat meningkatkan akurasi pada tahap klasifikasi intent maupun respons yang dihasilkan oleh chatbot.

c. Evaluasi model

Tabel 3.1 Evaluasi Model

Label	Presisi	Recall	F1-Score
Gangguan Perangkat	0.97	1.00	0.98
Harga	0.74	1.00	0.85
Koneksi	1.00	0.74	0.85
Pembayaran	1.00	0.94	0.97
Promo	1.00	0.93	0.96
akurasi		92.3%	

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model klasifikasi intent memiliki performa yang sangat baik dengan akurasi keseluruhan sebesar **92.3%**. Label *Gangguan Perangkat*, *Pembayaran*, dan *Promo* memperoleh nilai *precision*, *recall*, serta *F1-score* yang tinggi, menunjukkan bahwa model mampu mengenali ketiga intent tersebut secara konsisten dan akurat.

Beberapa variasi performa terlihat pada label *Harga* dan *Koneksi*. Label *Harga* memiliki *precision* yang lebih rendah (0.74) meskipun *recall* mencapai 1.00, menandakan masih adanya prediksi yang salah arah. Sebaliknya, label *Koneksi* memiliki *precision* sempurna (1.00) namun *recall* lebih rendah (0.74), mengindikasikan sebagian data koneksi tidak terdeteksi.

Secara umum, model sudah bekerja secara efektif dan stabil, namun peningkatan data latih dan variasi pola pertanyaan diperlukan untuk meningkatkan performa pada intent yang masih belum optimal.

B. PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil evaluasi, model klasifikasi intent menunjukkan kinerja yang kuat dengan akurasi total 92.3%, yang menandakan bahwa sebagian besar prediksi yang dilakukan model sudah sesuai dengan label sebenarnya. Kategori seperti Gangguan Perangkat, Pembayaran, dan Promo memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi, sehingga dapat disimpulkan bahwa model mampu mengenali pola bahasa pada intent tersebut secara konsisten.

Meskipun demikian, beberapa kelemahan masih terlihat pada intent Harga dan Koneksi. Rendahnya *precision* pada label Harga menunjukkan bahwa model masih sering salah mengelompokkan kalimat terkait harga ke kategori lain. Sementara itu, rendahnya *recall* pada label Koneksi menunjukkan adanya data sebenarnya yang tidak berhasil terdeteksi. Temuan ini mengindikasikan perlunya penambahan variasi data latih atau peningkatan proses pra-proses agar model dapat menangkap pola bahasa yang lebih luas.

Secara keseluruhan, model yang dikembangkan sudah cukup efektif untuk diimplementasikan pada sistem chatbot layanan pelanggan. Namun, peningkatan kualitas dan kuantitas dataset diperlukan untuk mengoptimalkan performa model pada kategori yang masih kurang stabil.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi, model klasifikasi intent menunjukkan kinerja yang baik dengan tingkat akurasi sebesar 92,3%, yang menunjukkan kesesuaian tinggi antara hasil prediksi dan label sebenarnya. Beberapa kategori intent, seperti Gangguan Perangkat, Pembayaran, dan Promo, memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi, menandakan kemampuan model dalam mengenali pola bahasa pada kategori tersebut secara konsisten.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, beberapa saran disajikan sebagai bahan pertimbangan pengembangan chatbot layanan Wi-Fi.

- a. Pengembangan chatbot perlu diarahkan pada peningkatan kualitas penyampaian informasi agar data yang disajikan bersifat akurat, relevan, dan mudah dipahami oleh pengguna, sehingga mendukung peningkatan pemahaman dan kepuasan konsumen.
- b. Pemanfaatan chatbot sebaiknya mempertimbangkan aspek konfirmasi ekspektasi pengguna, tingkat kepuasan, serta manajemen layanan sebagai bagian dari strategi penerapan chatbot secara berkelanjutan, khususnya pada layanan pemasangan Wi-Fi.
- c. Pengembangan, desainer sistem, penyedia layanan, dan instruktur disarankan untuk mengoptimalkan potensi chatbot sebagai media penyedia informasi yang cepat dan efisien dalam memenuhi kebutuhan konsumen terkait layanan Wi-Fi.
- d. Chatbot dapat dimanfaatkan sebagai bagian dari manajemen permasalahan konsumen di lingkungan umum, sehingga mampu mendukung penyediaan informasi serta membantu proses penyelesaian kendala teknis yang berkaitan dengan layanan Wi-Fi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. W. Hasdiansa, H. Dewantara, A. Ramadhan, A. A. Kautsar, and A. Maududi Bahmar, “Analisis Pengetahuan Mahasiswa tentang Penggunaan Chatbot Berbasis AI Pada Proses Pembelajaran”, [Online]. Available: <https://journal.diginus.id/index.php/JUPITER/index>
- [2] C. C. Lin, A. Y. Q. Huang, and S. J. H. Yang, “A Review of AI-Driven Conversational Chatbots Implementation Methodologies and Challenges (1999–2022),” Mar. 01, 2023, *MDPI*. doi: 10.3390/su15054012.
- [3] L. Hartimar, Y. Manza, and K. Putriani Siregar, “Text Classification Using TF-IDF and Naïve Bayes: Case Study of MyXL App User Review Data,” *Journal of Technology and Computer (JOTECHCOM)*, vol. 2, no. 2, pp. 100–108, 2025.
- [4] M. Annela, “Exploring the Power of MySQL: A Comprehensive Guide,” Dec. 2022.
- [5] R. Adrian, Musaddam, M. Ikhsan, and M. B, “Detection of Hoax News Using TF-IDF Vectorizer and Multinomial Naïve Bayes and Passive Aggressive,” *Media Journal of General Computer Science*, vol. 1, pp. 54–61, Jun. 2024, doi: 10.62205/mjgcs.v1i2.24.
- [6] M. T. H. Bunga *et al.*, “MULTINOMIAL NAIVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI STATUS KREDIT MITRA BINAAN DI PT. ANGKASA PURA I PROGRAM KEMITRAAN,” *J-ICON*, vol. 6, no. 2, pp. 30–34, 2018.
- [7] Muh Faizal Anshori and Masiyah Kholmi, “Implementasi Creating Shared Value (CSV) Untuk Membangun Bisnis Berkelanjutan di Indonesia,” *Jurnal Bintang Manajemen*, vol. 2, no. 2, pp. 94–99, Jun. 2024, doi: 10.55606/jubima.v2i2.3064.
- [8] F. Alghifari and D. Juardi, “Fauzan Alghifari Penerapan Data Mining Pada Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes.”
- [9] A. Teixeira, S. Brito-Costa, M. Antunes, and S. Espada, *Behavioral Differences And Impact Of Lowercase And Uppercase Letters On Reading Performance*. 2023. doi: 10.11115/mhci23.110.
- [10] D. Nur Fadhillah and A. Rachman, “IMPLEMENTASI REGEX PADA PEMBERIAN KOMENTAR KODE PROGRAM HTML,” *Jar’s*, vol. 2, no. 1, [Online]. Available: <https://www.ejournalwiraraja.com/index.php/JARS>
- [11] J. Pendidikan and D. Konseling, “Analisis Sentimen terhadap Perpanjangan Masa Jabatan Presiden Indonesia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Universitas Pahlawan Tuanku Tambusai,” vol. 4.

- [12] R. Rinandyaswara, Y. A. Sari, and M. T. Furqon, “PEMBENTUKAN DAFTAR STOPWORD MENGGUNAKAN TERM BASED RANDOM SAMPLING PADA ANALISIS SENTIMEN DENGAN METODE NAÏVE BAYES (STUDI KASUS: KULIAH DARING DI MASA PANDEMI),” vol. 9, no. 4, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202294707.
- [13] D. Rifaldi, A. Fadlil, and Herman, “Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet ‘Mental Health,’” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 3, pp. 161–171, Apr. 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.131.
- [14] A. Sabrani, I. W. Gede Putu Wirarama Wedashwara, and F. Bimantoro, “METODE MULTINOMIAL NAÏVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI ARTIKEL ONLINE TENTANG GEMPA DI INDONESIA (Multinomial Naïve Bayes Method for Classification of Online Article About Earthquake in Indonesia).” [Online]. Available: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- [15] H. Rahadian, M. R. Wahid, and Z. Arifin, “Analisis Komputasi Paralel pada Image Encoding Framework untuk Konversi Citra Data Deret Waktu Sistem Kontrol Industri,” *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, vol. 22, no. 2, p. 193, Dec. 2023, doi: 10.24843/mite.2023.v22i02.p06.