

## CHATBOT PANDUAN FITUR APLIKASI WAKTOO MENGGUNAKAN TF-IDF DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Raditio Ananto Hargiyanto<sup>1</sup>, Woro Isti Rahayu<sup>2</sup>, Noviana Riza<sup>3</sup>

Sekolah Teknologi Informasi, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional<sup>1</sup>  
email: [raditioananto2003@gmail.com](mailto:raditioananto2003@gmail.com)<sup>1</sup>

Sekolah Teknologi Informasi, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional<sup>2</sup>  
email: [woroisti@ulbi.ac.id](mailto:woroisti@ulbi.ac.id)<sup>2</sup>

Sekolah Teknologi Informasi, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional<sup>3</sup>  
email: [novianarizappi@gmail.com](mailto:novianarizappi@gmail.com)<sup>3</sup>

### Abstrak

Efisiensi layanan karyawan merupakan aspek penting dalam manajemen sumber daya manusia. Namun, keterbatasan jumlah personel sering menghambat penyampaian informasi dan panduan penggunaan aplikasi perusahaan kepada karyawan baru, khususnya mahasiswa magang. Penelitian ini bertujuan mengembangkan chatbot sebagai media pendamping dalam memberikan informasi terkait penggunaan aplikasi Waktoo HRM, meliputi presensi, manajemen tugas, dan kebijakan perusahaan. Dataset yang digunakan terdiri atas pattern, response, dan label intent yang disimpan pada database MongoDB. Sistem chatbot dibangun menggunakan Streamlit dengan pendekatan Natural Language Processing (NLP), memanfaatkan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) sebagai metode ekstraksi fitur dan Support Vector Machine (SVM) melalui implementasi LinearSVC pada pustaka Scikit-Learn sebagai algoritma klasifikasi intent. Evaluasi model dilakukan menggunakan train-test split 80:20 serta Stratified 5-Fold Cross Validation pada data latih untuk mengukur konsistensi dan kemampuan generalisasi model. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan accuracy sebesar 84,44%, precision 85,69%, recall 84,44%, dan F1-score 84,01%. Selain itu, cross-validation menghasilkan rata-rata F1-score sebesar 0,87 dengan standar deviasi 0,02 yang menunjukkan performa model yang konsisten. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF dan SVM efektif dalam mengklasifikasikan intent pengguna pada chatbot Waktoo HRM.

**Kata Kunci:** Chatbot, HRM, TF-IDF, SVM

### Abstract

*Employee service efficiency is a crucial aspect of human resource management. However, the limited number of personnel often hinders the delivery of information and guidance regarding company applications to new employees, particularly interns. This study aims to develop a chatbot as a supporting tool for providing information related to the use of the Waktoo HRM application, including attendance, task management, and company policies. The dataset consists of patterns, responses, and intent labels stored in a MongoDB database. The chatbot system was developed using Streamlit and employs a Natural Language Processing (NLP) approach, utilizing Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) for feature extraction and Support Vector Machine (SVM) through the implementation of LinearSVC in the Scikit-Learn library for intent classification. Model evaluation was conducted using an 80:20 train-test split and Stratified 5-Fold Cross-Validation on the training data to assess model consistency and generalization capability. Performance was measured using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix. The results achieved an accuracy of 84.44%, precision of 85.69%, recall of 84.44%, and F1-score of 84.01%. Furthermore, cross-validation produced an average F1-score of 0.87 with a standard deviation of 0.02, indicating consistent model performance. The findings demonstrate that the combination of TF-IDF and SVM is effective for classifying user intents in the Waktoo HRM chatbot.*

**Keywords:** Chatbot, HRM, TF-IDF, SVM

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang kian berevolusi sangat cepat menuntut perusahaan untuk melakukan pengoptimalan peranan teknologi pada perusahaan agar mendukung penerapan operasional yang efisien dan efektif. Sistem informasi merupakan teknologi informasi yang dipakai untuk mendukung operasional dimana sangat diperlukan dalam pengorganisasian dan pemberdayaan sumber daya di dalam perusahaan supaya terciptanya proses bisnis yang terintegrasi secara optimal dan aktual (Teknika et al., 2021). Suatu aplikasi manajemen bisnis yang mempermudah pengorganisasian bisnis secara terintegrasi disebut Enterprise Resource Planning (ERP). Pada suatu organisasi, sistem ERP ini merupakan bagian penting karena dapat mengintegrasikan bermacam sistem informasi di dalam suatu perusahaan (Sugiannur & Riyadi, 2020). Sumber daya manusia (SDM) merupakan bagian yang sangat penting dalam perusahaan karena perusahaan itu sendiri dibentuk oleh manusia dan sumber daya inilah yang membuat perusahaan itu dapat bertahan dan sukses. Perusahaan dapat menghasilkan produk atau jasa yang berkualitas melalui upaya-upaya dan kreativitas dari sumber daya manusia (Suryani et al., 2023). Proses yang melibatkan perencanaan, pengorganisasian, pengarahan, dan pengendalian sumber daya manusia dalam suatu organisasi untuk mencapai tujuan individu, organisasi, dan masyarakat disebut Human Resource Management (HRM). HRM mencakup berbagai tugas seperti persiapan SDM, manajemen sumber daya, pelatihan karyawan, manajemen kompensasi pertumbuhan, efisiensi, hubungan pekerja, perawatan kesehatan, kepuasan karyawan serta penyediaan layanan karyawan (Anwar & Abdullah, 2021). Waktoo adalah platform ERP yang menyediakan berbagai solusi bisnis untuk membantu perusahaan mengelola operasional dengan lebih efisien. Waktoo mempunyai berbagai modul, termasuk HRM (Human Resource Management), CRM (Customer Relationship Management), Commerce, dan solusi IT yang dapat disesuaikan dengan kebutuhan bisnis pada suatu perusahaan. Terdapat beberapa fitur dalam Waktoo HRM diantaranya yaitu presensi pagi dengan swafoto, pengajuan cuti atau sakit, dan manajemen tugas. Fitur-fitur tersebut dapat dengan mudah digunakan oleh karyawan yang sudah lama bekerja. Akan tetapi, hal tersebut menjadi hambatan untuk pengguna baru atau mahasiswa yang sedang melakukan program kerja praktik karena hal tersebut merupakan hal yang baru untuk mereka.

Selain itu, keterbatasan jumlah personalia pada perusahaan dapat menghambat efisiensi penyediaan layanan karyawan terutama dalam memberikan panduan informasi presensi dan manajemen tugas, padahal efisiensi dan penyediaan layanan karyawan merupakan bagian yang paling penting dalam manajemen sumber daya manusia suatu perusahaan. Oleh karena itu, hambatan-hambatan tersebut membutuhkan sistem yang dapat memberikan respons otomatis terhadap pertanyaan atau permintaan karyawan baru pada perusahaan agar mengefisienkan penyediaan layanan karyawan yang relatif mudah dan berulang. Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan mempunyai pengaruh yang besar pada berbagai industri dan satu bidang yang memiliki pengaruh sangat jelas adalah teknologi chatbot. Chatbot yaitu program komputer yang dibangun untuk meniru percakapan manusia (Aslam, 2023). Chatbot pada penelitian ini mengubah pesan user (patterns) menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), yang mengukur frekuensi kemunculan suatu kata dalam dataset (Junifer Pangaribuan & Putra Barus, 2023). Setelah teks permintaan pengguna dikonversi menjadi vektor numerik, Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk mengenali intent dalam Natural Language Processing (NLP), dengan tujuan mengidentifikasi pola dan memahami maksud pengguna (Fajar Al Fath & Arhami, 2024).

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian (Setiawan et al., 2023) membangun chatbot helpdesk menggunakan TF-IDF dan *Cosine Similarity* untuk mencocokkan pertanyaan pengguna dengan dataset jawaban yang telah ada. Pendekatan ini cukup efektif untuk pertanyaan yang memiliki kemiripan tinggi dengan data pelatihan, namun memiliki keterbatasan seperti basis data tidak dijelaskan secara jelas, penanganan pertanyaan di luar konteks tidak tersedia, metode klasifikasi murni mengandalkan kemiripan teks. Pada penelitian (Maulana et al., 2025) mengembangkan chatbot menggunakan satu metode utama, yaitu TF-IDF tanpa menggabungkannya dengan algoritma klasifikasi seperti Support Vector Machine (SVM), tidak menjelaskan jenis basis data yang digunakan (SQL atau NoSQL), tidak ada mekanisme penanganan

pertanyaan diluar konteks, dan antarmuka pengguna hanya menggunakan Telegram. Lalu, pada penelitian (Jadhav et al., 2024) membangun chatbot dengan metode TF-IDF dan SVM tetapi proses interaksi tanya jawab chatbot hanya dilakukan pada IDE atau antarmuka sederhana berbasis teks, sehingga kurang interaktif dan tidak ramah pengguna. Selain itu, penelitian tersebut tidak menjelaskan strategi sistem saat menerima pertanyaan acak yang tidak termasuk dalam data pelatihan, sehingga kemungkinan menghasilkan respon yang tidak relevan masih tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan pendekatan baru dengan mengintegrasikan metode TF-IDF dan SVM melalui implementasi LinearSVC pada chatbot panduan aplikasi HRM yang diimplementasikan dengan antarmuka Streamlit, menggunakan basis data NoSQL MongoDB.

### 2.1 Pengumpulan Data

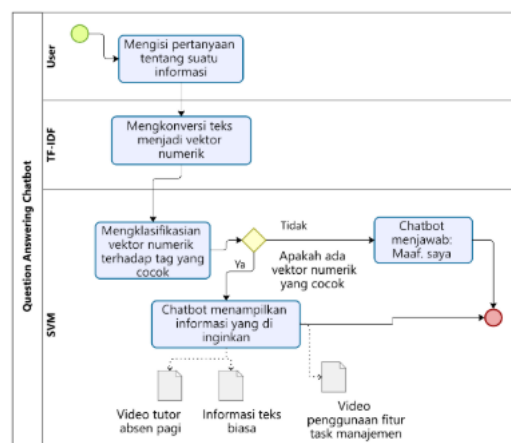
Tahap pengumpulan data melibatkan identifikasi dan pengelolaan pertanyaan yang akan digunakan dalam Chatbot. Tabel berikut menyajikan pola interaksi Chatbot dalam menjawab berbagai jenis pertanyaan yang diajukan oleh pengguna.

Tabel 1. Data Intent Chatbot

No	Intent	Label	Jumlah Data
1	random input	0	50
2	kebijakan <i>selfie</i> saat presensi	1	50
3	cara pindah tugas	2	50
4	fitur <i>task</i> manajemen	3	50
5	video ganti tugas	4	50
6	tutorial presensi	5	50
7	infomrasi perusahaan	6	50
8	hai chatbot	7	50
9	kebijakan presensi setelah makan siang	8	50
<b>Total</b>		<b>9</b>	<b>450</b>

### 2.2 Pengolahan Data

Pada tahap pengolahan data dan tahapan selanjutnya dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python karena python merupakan bahasa yang dikuasai oleh peneliti. Pengolahan data ini diawali dengan melakukan data understanding untuk memahami kebutuhan informasi apa saja yang dibutuhkan untuk memandu mahasiswa magang. Setelah itu, dilakukan proses data labelling pada data input user dan respon chatbot.



Gambar 1. Proses Pengolahan Pesan User dengan TF-IDF dan SVM

### 2.2.1 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Metode TF-IDF ini terdiri dari nilai TF dan IDF di mana kedua nilai tersebut akan dikalikan secara bersamaan untuk mendapatkan bobot kata untuk setiap kata dalam suatu dokumen (Septiani & Isabela, 2022). Nilai TF-IDF dihitung menggunakan rumus berikut.

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\max(f_{t,d})} \quad (1)$$

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{DF_t}\right) \quad (2)$$

$$TF - IDF(t) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad (3)$$

Keterangan:

- a.  $f_{t,d}$  = Jumlah kemunculan kata t pada dokumen d
- b.  $\max(f_{t,d})$  = Frekuensi kata yang paling banyak muncul di dokumen tersebut
- c.  $N$  = Total seluruh dokumen dalam korpus
- d.  $DF_t$  = Jumlah dokumen yang memuat kata t.

TF (t, d) merupakan nilai frekuensi kata atau term yang sering tampil (t) pada suatu dokumen dalam suatu dokumen (d). Semakin bertambah jumlah kemunculan suatu kata pada dokumen, semakin besar pula nilai bobotnya [13]. IDF(t) merupakan Inverse Document Frequency dari kata. Semakin sering suatu kata muncul pada suatu dokumen, maka nilai IDF nya akan semakin kecil (Yutika et al., 2021).

### 2.2.2 Support Vector Machine (SVM)

Pencarian *hyperplane* terbaik yang membedakan data dalam dua kelas berbeda merupakan mekanisme algoritma SVM bekerja (Eldo et al., 2024). Algoritma SVM merupakan jenis pembelajaran *supervised* yang mengkaji data dan melakukan pencarian pola yang mampu melakukan klasifikasi secara linear maupun non-linear (Albin Pranata et al., 2024). Adapun rumus algoritma SVM seperti berikut.

$$f(x) = w^T x + b \quad (4)$$

Keterangan:

- a.  $w$  = vektor bobot
- b.  $T$  = transpose
- c.  $x$  = vektor input
- d.  $b$  = bias

## 2.3 Implementasi

Tahapan ini merupakan pembuatan user interface chatbot menggunakan Streamlit dan pembuatan database dan table (collection) untuk menampung semua data intent pada MongoDB (NoSQL).

## 2.4 Pengujian Model Klasifikasi Intent

Pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan chatbot dalam mengklasifikasikan intent pengguna berdasarkan pesan yang diberikan. Dataset dibagi menggunakan metode train-test split dengan proporsi 80% data latih dan 20% data uji. Selanjutnya, model dievaluasi menggunakan Stratified K-Fold Cross Validation pada data latih untuk mengukur konsistensi dan kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Representasi teks dilakukan menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), sedangkan proses klasifikasi intent menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score yang diperoleh dari hasil confusion matrix. Accuracy digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data uji dan dihitung menggunakan persamaan:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

Keterangan:

- a. TP = *True Positive* – model memprediksi hasil sebagai positif dan data sebenarnya memang positif
- b. TN = *True Negative* – model memprediksi negatif dan data sebenarnya negatif
- c. FP = *False Positive* – model memprediksi hasil sebagai positif, tetapi sebenarnya negatif
- d. FN = *False Negative* – model memprediksi hasil sebagai negatif, tetapi data sebenarnya adalah positif

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan pengujian pada data uji, kestabilan model dievaluasi menggunakan metode Stratified 5-Fold Cross Validation pada data latih. Hasil pengujian menunjukkan nilai F1-score pada masing-masing fold seperti berikut:

- a. 0.86 (Fold ke-1)
- b. 0.90 (Fold ke-2)
- c. 0.87 (Fold ke-3)
- d. 0.83 (Fold ke-4)
- e. 0.91 (Fold ke-5)

Lalu didapatkan hasil rata-rata (mean) CV F1 sebesar 0.87 dan standar deviasi CV F1 sebesar 0.02. Nilai standar deviasi sebesar 0,02 menunjukkan variasi performa yang sangat kecil antar fold pengujian. Dengan rata-rata F1-score sebesar 0,87, variasi tersebut hanya sekitar 2,3% dari nilai rata-ratanya. Hal ini mengindikasikan bahwa model menghasilkan performa yang relatif konsisten pada berbagai pembagian data, sehingga memiliki tingkat kestabilan dan kemampuan generalisasi yang baik.

```

Akurasi: 0.8444
Precision: 0.8569
Recall: 0.8444
F1-Score: 0.8401

=== Classification Report ===
      precision    recall  f1-score   support

0         0.67      0.80      0.73      10
1         0.90      0.90      0.90      10
2         0.91      1.00      0.95      10
3         0.90      0.90      0.90      10
4         0.82      0.90      0.86      10
5         0.80      0.80      0.80      10
6         0.90      0.90      0.90      10
7         1.00      0.50      0.67      10
8         0.82      0.90      0.86      10

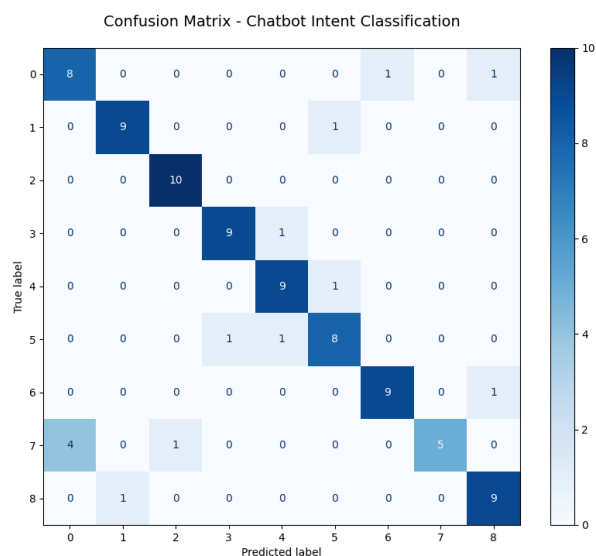
 accuracy          0.84      90
 macro avg         0.86      0.84      0.84      90
 weighted avg     0.86      0.84      0.84      90
    
```

**Gambar 2.** Hasil *Classification Report*

Berdasarkan hasil pengujian pada data uji, model TF-IDF dan Support Vector Machine (SVM) memperoleh nilai accuracy sebesar 0,8444 atau 84,44%. Selain itu, model menghasilkan nilai precision sebesar 85,69%, recall sebesar 84,44%, dan F1-score sebesar 84,01%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan intent pengguna pada chatbot Waktoo HRM. Analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan classification report untuk mengevaluasi performa pada setiap kelas.

- a. Kelas 2 menunjukkan performa terbaik dengan precision sebesar 0,91, recall sebesar 1,00, dan F1-score sebesar 0,95. Nilai recall yang mencapai 1,00 menunjukkan bahwa seluruh data aktual pada kelas tersebut berhasil dikenali oleh model tanpa adanya kesalahan false negative.
- b. Selain itu, kelas 1, kelas 3, dan kelas 6 juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai F1-score sebesar 0,90, yang mengindikasikan keseimbangan yang baik antara ketepatan dan kelengkapan prediksi.
- c. Kelas 4 dan kelas 8 memperoleh F1-score sebesar 0,86, sedangkan kelas 5 memperoleh F1-score sebesar 0,80. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model masih mampu mengidentifikasi intent pada kelas-kelas tersebut dengan baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang menyebabkan penurunan nilai precision maupun recall.
- d. Pada kelas 0, model memperoleh precision sebesar 0,67, recall sebesar 0,80, dan F1-score sebesar 0,73. Nilai precision yang relatif rendah menunjukkan bahwa sebagian prediksi yang dihasilkan pada kelas ini berasal dari data kelas lain. Hal ini mengindikasikan adanya kemiripan pola kalimat antara kelas 0 dengan beberapa kelas intent lainnya sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik masing-masing kelas.
- e. Kelas 7 merupakan kelas dengan performa terendah, ditunjukkan oleh nilai recall sebesar 0,50 dan F1-score sebesar 0,67. Meskipun precision mencapai 1,00, nilai recall yang rendah menunjukkan bahwa model hanya berhasil mengenali 50% data aktual pada kelas tersebut. Dengan kata lain, setiap prediksi kelas 7 yang dihasilkan model selalu benar, namun masih banyak data kelas 7 yang justru diprediksi sebagai kelas lain. Kondisi ini menunjukkan bahwa variasi kalimat pada kelas tersebut belum sepenuhnya dapat dipelajari oleh model.

Secara keseluruhan, nilai weighted average menghasilkan precision sebesar 0,86, recall sebesar 0,84, dan F1-score sebesar 0,84. Sementara itu, nilai macro average juga berada pada kisaran yang sama, yaitu precision sebesar 0,86, recall sebesar 0,84, dan F1-score sebesar 0,84. Kedekatan nilai macro average dan weighted average menunjukkan bahwa performa model relatif konsisten pada seluruh kelas dan tidak terlalu dipengaruhi oleh dominasi jumlah data pada kelas tertentu. Dengan demikian, kombinasi TF-IDF dan SVM dapat dikatakan cukup efektif dalam melakukan klasifikasi intent pengguna pada chatbot Waktoo HRM.



Gambar 3. Hasil Confusion Matrix

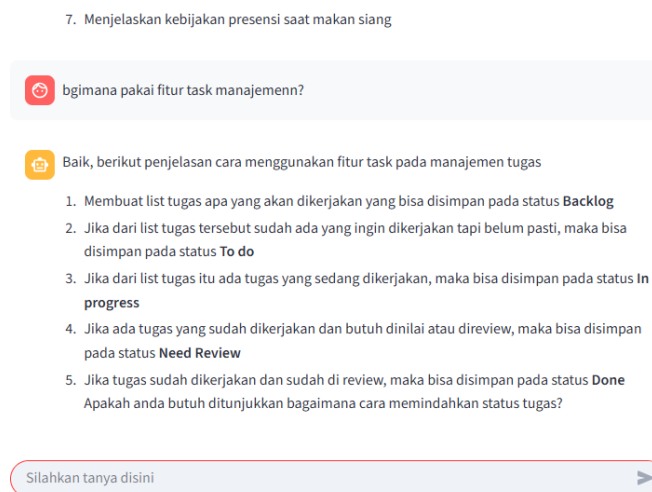
Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar yang ditunjukkan oleh dominasi nilai pada diagonal utama. Kelas 2 memiliki performa terbaik karena seluruh data (10 dari 10) berhasil diprediksi dengan benar.

- Kelas terbaik: Label 2 (10/10 benar).
- Kelas sangat baik: Label 1, 3, 4, 6, 8 (9/10 benar).
- Kelas cukup baik: Label 0 dan 5 (8/10 benar).
- Kelas kurang baik: Label 7 (hanya 5/10 benar).  
Label 7 sering tertukar menjadi label 0 (4 kasus).

Secara keseluruhan, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model TF-IDF dan SVM mampu mengklasifikasikan sebagian besar intent dengan baik, namun masih terdapat beberapa kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan kosakata atau pola kalimat.



Gambar 4. Tampilan Menu Chatbot



Gambar 5. Tampilan Respon Chatbot

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

### 4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, chatbot Waktoo HRM yang dibangun menggunakan representasi fitur TF-IDF dan algoritma Support Vector Machine (SVM) melalui implementasi LinearSVC mampu melakukan klasifikasi intent pengguna dengan baik. Hasil pengujian pada data uji menunjukkan nilai accuracy sebesar 84,44%, precision sebesar 85,69%, recall sebesar 84,44%, dan F1-score sebesar 84,01%. Selain itu, hasil Stratified 5-Fold Cross Validation menghasilkan rata-rata F1-score sebesar 0,87 dengan standar deviasi sebesar 0,02, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa yang

konsisten dan kemampuan generalisasi yang baik. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar intent berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas yang memiliki kemiripan pola kalimat. Secara keseluruhan, kombinasi TF-IDF dan SVM terbukti efektif untuk mendukung layanan informasi dan panduan penggunaan aplikasi Waktoo HRM melalui chatbot.

#### 4.2 Saran

Chatbot dengan TF-IDF dan SVM ini memiliki kekurangan dalam hal pemahan kalimat atau kata yang semantik. Walaupun demikian, chatbot dengan TF-IDF dan SVM masih bisa digunakan untuk studi kasus tanya jawab yang sederhana. Untuk pengembangan selanjutnya, menggunakan metode hybrid yang menggabungkan TF-IDF serta SVM dan chatbot berbasis LLM di mana untuk menjawab pertanyaan sulit yang membutuhkan pemahaman yang semantik menggunakan LLM, sedangkan untuk menjawab pertanyaan yang mudah bisa menggunakan rule-based untuk menghemat token API Key.

### 5. REFERENSI

- Albin Pranata, R., Azmi Verdikha, N., Muhammdiyah Kalimantan Timur, U., & Ir Juanda, J. H. (2024). METODE PEMBOBOTAN TF-IDF UNTUK KLASIFIKASI TEKS QUICK COUNT PEMILIHAN WAKIL PRESIDEN INDONESIA 2024 PADA X TWITTER DENGAN METODE SVM. *JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI*, 18(2), 126. <https://doi.org/10.47111/JTI>
- Anwar, G., & Abdullah, N. N. (2021). The impact of Human resource management practice on Organizational performance. *International Journal of Engineering, Business and Management (IJEEM)*, 5(1), 2456–8678. <https://doi.org/10.22161/ijeem.5.1>
- Aslam, F. (2023). The Impact of Artificial Intelligence on Chatbot Technology: A Study on the Current Advancements and Leading Innovations. *European Journal of Technology*, 7(3), 62–72. <https://doi.org/10.47672/ejt.1561>
- Eldo, H., Ayuliana, A., Suryadi, D., Chrisnawati, G., & Judijanto, L. (2024). Penggunaan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Deteksi Penipuan pada Transaksi Online. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(2), 1627–1632. <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i2.14186>
- Fajar Al Fath, M., & Arhami, M. (2024). Rancang Bangun Aplikasi Chatbot Untuk Deteksi Pecandu Pornografi Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM). *JAISE : Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering*.
- Jadhav, V., Wanjale, K., Dongre, Y., Deshmukh, A., Deshmukh, S., & Dolas, D. (2024). MindIntent: A Chatbot Using SVM for Identifying Mental Health Intervention Intentions. In *Journal of Information Systems Engineering and Management* (Vol. 2025, Number 4s). <https://www.jisem-journal.com/>
- Junifer Pangaribuan, J., & Putra Barus, O. (2023). IMPLEMENTASI ALGORITMA TF-IDF DAN SUPPORT VECTOR MACHINE TERHADAP ANALISIS PENDETEKSI KOMENTAR CYBERBULLYING DI MEDIA SOSIAL TIKTOK. *JURNAL DEVICE*, 13(1), 124–134.
- Maulana, M. S., Anshori, Y., Azhar, R., Laila, R., & Lapatta, N. T. (2025). IMPLEMENTASI PEMBOBOTAN TF-IDF PADA CHATBOT TELEGRAM UNTUK SISTEM LAYANAN INFORMASI. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*.
- Septiani, D., & Isabela, I. (2022). ANALISIS TERM FREQUENCY INVERSE DOCUMENT FREQUENCY (TF-IDF) DALAM TEMU KEMBALI INFORMASI PADA DOKUMEN TEKS. *SINTESIA: Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia*.
- Setiawan, G. H., Made, I., & Adnyana, B. (2023). Improving Helpdesk Chatbot Performance with Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) and Cosine Similarity Models. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 7, Number 2). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Sugiannur, A., & Riyadi, S. (2020). RESOLUSI : Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Pengembangan Teknologi ERP Untuk Modul Human Resource Management Studi Kasus PT Sumber Kahayan Kharisma. *Media Online*, 1(2), 62–67. <https://djournals.com/resolusi>
- Suryani, S., Rindaningsih, I., & Hidayatulloh. (2023). PELATIHAN DAN PENGEMBANGAN SUMBER DAYA MANUSIA. *PERISAI: Jurnal Pendidikan Dan Riset Ilmu Sains*, 2(3), 363–

370. <https://doi.org/10.32672/perisai.v2i3.154>

Teknika, J., Anggraeni, S., Muzaiyin, A., & Nur, M. (2021). Jakarta Timur, 021-28534236 2 Universitas Bina Sarana Informatika. *Jalan Jatiwaringin, x, No.x(2)*, 4.

Yutika, C. H., Adiwijaya, A., & Faraby, S. Al. (2021). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(2), 422. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2845>