



Transformasi Digital Knowledge Base: Chatbot Interaktif untuk Manajemen Informasi Kebijakan dan SOP Perusahaan

Surya Darma Nasution

Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen Sukma, Indonesia, e-mail: darmashadow@gmail.com

Info Artikel

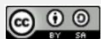
Diajukan: 29-12-2025
Direvisi: 11-01-2026
Diterima: 23-01-2026
Diterbitkan: 31-01-2026

Kata Kunci:

Transformasi Digital;
Chatbot Interaktif;
Knowledge Base;
Flowise.

Keywords:

Digital Transformation;
Interactive Chatbot;
Knowledge Base;
Flowise.



Lisensi: cc-by-sa

Copyright © 2025 by Author.
Published by Faatuatua Media Karya

Abstrak

Pengelolaan dokumen kebijakan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) perusahaan masih menghadapi tantangan signifikan, termasuk dokumen yang tersebar, kesulitan pencarian informasi spesifik, dan ketiadaan mekanisme akses real-time. Penelitian ini bertujuan mengembangkan chatbot interaktif berbasis Retrieval-Augmented Generation (RAG) sebagai knowledge base untuk manajemen informasi kebijakan dan SOP perusahaan. Sistem dikembangkan menggunakan platform Flowise yang terintegrasi dengan API ChatGPT, memanfaatkan model GPT-4o-mini untuk generasi respons dan text-embedding-3-large untuk representasi vektor dokumen. Pengujian dilakukan menggunakan metode black-box testing dengan 10 pertanyaan uji yang mencakup berbagai tingkat kompleksitas. Hasil pengujian menunjukkan sistem mencapai akurasi respons 100%, skor relevansi rata-rata 4,7 dari skala 5, dan waktu respons antara 4-7 detik. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan RAG efektif dalam mengatasi keterbatasan chatbot konvensional untuk menangani dokumen kebijakan yang kompleks. Chatbot yang dikembangkan berpotensi menjadi knowledge base aktif yang menggantikan paradigma pencarian dokumen manual, meningkatkan aksesibilitas informasi kebijakan, dan mendukung konsistensi penerapan SOP dalam organisasi.

Abstract

Managing corporate policy documents and Standard Operating Procedures (SOPs) continues to face significant challenges, including scattered documents, difficulties in searching for specific information, and the lack of real-time access mechanisms. This study aims to develop an interactive chatbot based on Retrieval-Augmented Generation (RAG) as a knowledge base for managing corporate policy and SOP information. The system was developed using the Flowise platform integrated with the ChatGPT API, utilizing the GPT-4o-mini model for response generation and text-embedding-3-large for document vector representation. Testing was conducted using the black-box testing method with 10 test questions covering various complexity levels. The test results showed that the system achieved 100% response accuracy, an average relevance score of 4.7 out of 5, and response times between 4-7 seconds. These findings demonstrate that the RAG approach is effective in overcoming the limitations of conventional chatbots in handling complex policy documents. The developed chatbot has the potential to serve as an active knowledge base that replaces the manual document search paradigm, enhances policy information accessibility, and supports consistent SOP implementation within organizations.

1. PENDAHULUAN

Kebijakan perusahaan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) merupakan aset pengetahuan organisasi yang fundamental dalam menjamin konsistensi operasional, kepatuhan terhadap regulasi, dan efektivitas pengambilan keputusan [1]. Dalam era transformasi digital, pengelolaan dokumen kebijakan yang efektif menjadi semakin krusial seiring dengan meningkatnya kompleksitas organisasi dan tuntutan akan akses informasi yang cepat dan akurat [2]. Namun demikian, berbagai organisasi masih menghadapi tantangan signifikan dalam mendistribusikan dan mengelola informasi kebijakan kepada seluruh karyawan secara efektif [3].

Kendala umum yang dihadapi organisasi dalam manajemen informasi kebijakan meliputi: dokumen yang tersebar di berbagai lokasi penyimpanan, kesulitan dalam pencarian informasi spesifik dari dokumen yang panjang dan kompleks, serta ketiadaan mekanisme akses real-time yang memungkinkan karyawan mendapatkan jawaban instan atas pertanyaan terkait kebijakan [3]. Kondisi ini berdampak langsung pada efisiensi kerja karyawan dan tingkat kepatuhan terhadap prosedur yang telah ditetapkan. Penelitian menunjukkan bahwa kurangnya pemahaman terhadap kebijakan keamanan informasi dapat meningkatkan risiko pelanggaran kepatuhan dan insiden keamanan dalam organisasi [4].

Perkembangan sistem manajemen pengetahuan (knowledge management system) telah menjadi fokus penelitian dalam mendukung transformasi digital organisasi [5]. Integrasi antara manajemen pengetahuan dengan teknologi digital terbukti mampu meningkatkan kapabilitas organisasi dalam mengelola dan memanfaatkan aset intelektual secara lebih efektif [6]. Namun, implementasi sistem manajemen pengetahuan konvensional seringkali masih bersifat pasif, di mana pengguna harus secara aktif mencari dan menelusuri dokumen untuk menemukan informasi yang dibutuhkan [7].

Teknologi chatbot berbasis kecerdasan buatan telah berkembang pesat dan diimplementasikan di berbagai sektor, termasuk layanan pelanggan, pendidikan, kesehatan, dan dukungan internal organisasi [8]. Penelitian menunjukkan bahwa chatbot dapat meningkatkan efisiensi layanan informasi dengan memberikan respons instan dan tersedia selama 24 jam [9]. Dalam konteks organisasi, adopsi chatbot berbasis AI untuk layanan internal telah menunjukkan potensi dalam meningkatkan produktivitas karyawan dan kepuasan pengguna [10]. Namun, sebagian besar implementasi chatbot yang ada masih terfokus pada penanganan pertanyaan umum (FAQ) dengan pendekatan rule-based yang memiliki keterbatasan dalam memahami variasi pertanyaan dan memberikan jawaban kontekstual [8].

Berdasarkan kajian literatur, teridentifikasi beberapa kesenjangan penelitian (research gap) yang menjadi dasar penelitian ini. Pertama, knowledge base kebijakan perusahaan pada umumnya masih bersifat pasif dan memerlukan upaya manual dari pengguna untuk menemukan informasi yang relevan [7]. Kedua, implementasi chatbot untuk layanan informasi internal belum dioptimalkan untuk menangani dokumen kebijakan dan SOP yang kompleks dan terstruktur [11]. Ketiga, evaluasi efektivitas chatbot sebagai alat manajemen pengetahuan organisasi masih terbatas, khususnya dalam konteks aksesibilitas dan pemahaman informasi kebijakan [12].

Penelitian ini mengusulkan pengembangan chatbot interaktif sebagai knowledge base untuk manajemen informasi kebijakan dan SOP perusahaan. Sistem yang dikembangkan memanfaatkan teknologi Retrieval-Augmented Generation (RAG) yang mengintegrasikan kemampuan retrieval dokumen dengan Large Language Model (LLM) untuk menghasilkan respons yang akurat dan kontekstual [13]. Platform Flowise digunakan sebagai orchestration tool yang terintegrasi dengan API ChatGPT untuk memproses dokumen kebijakan dalam format PDF dan menjawab pertanyaan pengguna secara real-time [14]. Pendekatan ini memungkinkan pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing) untuk pencarian informasi secara kontekstual, di mana sistem dapat memahami maksud pertanyaan pengguna dan mengambil informasi relevan dari database kebijakan yang terstruktur.

Kontribusi utama penelitian ini meliputi:

1. pengembangan model chatbot yang secara khusus dirancang untuk manajemen informasi kebijakan dan SOP perusahaan dengan memanfaatkan arsitektur RAG;
2. implementasi pendekatan interaktif yang menggantikan paradigma pencarian dokumen manual dengan antarmuka percakapan yang intuitif; serta
3. evaluasi efektivitas sistem berdasarkan parameter aksesibilitas informasi, akurasi respons, relevansi jawaban, dan waktu respons.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi organisasi dalam meningkatkan efektivitas diseminasi kebijakan internal melalui pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan.

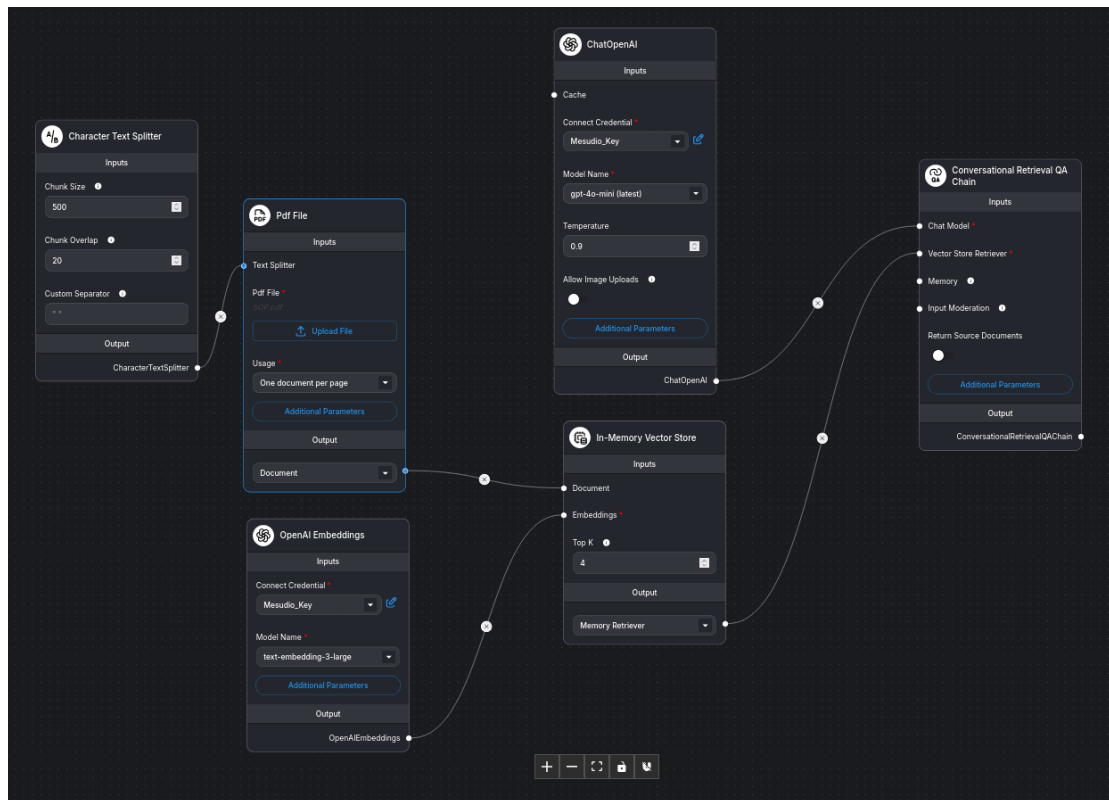
2. METODE PENELITIAN

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Research and Development* (R&D) yang berfokus pada pengembangan sistem chatbot interaktif berbasis *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) untuk manajemen informasi kebijakan dan SOP perusahaan. Model *prototyping* dipilih karena sesuai dengan karakteristik pengembangan aplikasi berbasis *Large Language Model* (LLM) yang memerlukan eksperimen berulang untuk mengoptimalkan konfigurasi dan parameter sistem [15]. Desain penelitian bersifat eksperimental dengan pengujian di lingkungan laboratorium (*lab testing*) untuk memastikan kontrol penuh terhadap variabel-variabel yang memengaruhi performa sistem.

2.2 Arsitektur Komputer

Sistem *chatbot* yang dikembangkan mengadopsi arsitektur *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) dengan menggunakan *Conversational Retrieval QA Chain* sebagai *pipeline* utama. Arsitektur ini mengintegrasikan komponen *retrieval* dan *generation* dalam satu alur kerja terpadu yang dilengkapi dengan fitur *chat history* untuk mempertahankan konteks percakapan. Arsitektur RAG memungkinkan sistem untuk mengambil informasi relevan dari dokumen kebijakan sebelum menghasilkan respons, sehingga jawaban yang diberikan tidak hanya berdasarkan pengetahuan umum model bahasa, tetapi juga mengacu pada dokumen spesifik yang dimiliki organisasi [13]. Arsitektur Chatbot yang dibangun dapat dilihat pada gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Chatbot Berbasis RAG

Gambar 1 menunjukkan arsitektur sistem yang dikembangkan dengan komponen-komponen utama sebagai berikut: (a) **PDF File Loader** yang bertanggung jawab memuat dokumen kebijakan dan SOP dalam format PDF ke dalam sistem; (b) **Character Text Splitter** yang memecah dokumen menjadi potongan-potongan teks (*chunks*) dengan ukuran 500 karakter dan *overlap* 20 karakter untuk mempertahankan konteks antar segmen; (c) **OpenAI Embeddings** dengan model *text-embedding-3-large* yang mengkonversi setiap *chunk* teks menjadi representasi vektor numerik berdimensi tinggi; (d) **Memory Vector Store** yang menyimpan vektor-vektor *embedding* dalam memori untuk pencarian berbasis kemiripan semantik dengan parameter *Top K* = 4; dan (e) **ChatOpenAI** dengan model *GPT-4o-mini* yang menerima pertanyaan beserta konteks dokumen relevan untuk menghasilkan jawaban yang koheren dan informatif. Konfigurasi teknis dari komponen chatbot dapat dilihat pada tabel 1 berikut ini.

Tabel 1. Konfigurasi Teknis Komponen Chatbot

Komponen	Teknologi	Konfigurasi
Platform Pengembangan	Flowise	Low-code LLM orchestration platform
Document Loader	PDF File Loader	Ekstraksi teks dari file PDF
Text Splitter	Character Text Splitter	Chunk size: 500, Overlap: 20
Embedding Model	OpenAI Embeddings	Model: text-embedding-3-large
Vector Store	Memory Vector Store	In-memory storage, Top K: 4
LLM Model	ChatOpenAI	Model: GPT-4o-mini, Temperature: 0.9
Chain Type	Conversational Retrieval QA	QA dengan chat history context

Konfigurasi *chunk size* sebesar 500 karakter dipilih untuk memastikan setiap segmen teks memiliki konteks yang cukup namun tetap spesifik. Parameter *overlap* sebesar 20 karakter digunakan untuk mempertahankan kontinuitas informasi antar *chunk*. Model *embedding text-embedding-3-large* dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan representasi vektor berdimensi tinggi yang dapat menangkap nuansa semantik dengan lebih baik. Penggunaan *Top K = 4* berarti sistem akan mengambil 4 *chunk* dokumen paling relevan untuk dijadikan konteks dalam menghasilkan respons. Model *GPT-4o-mini* dipilih karena menawarkan keseimbangan optimal antara performa dan efisiensi biaya untuk aplikasi *question-answering*.

2.3 Knowledge Base

Knowledge base yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dokumen kebijakan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) perusahaan dalam format PDF. Proses persiapan *knowledge base* meliputi: (1) pengumpulan dokumen kebijakan dan SOP yang relevan, (2) konversi dokumen ke format PDF jika diperlukan, (3) verifikasi kelengkapan dan keterbacaan dokumen, serta (4) pengunggahan dokumen ke sistem Flowise untuk diproses. Dokumen yang telah diunggah akan melalui proses *indexing* yang mencakup ekstraksi teks menggunakan *PDF File Loader*, *chunking* menggunakan *Character Text Splitter*, dan pembuatan *embedding* untuk setiap *chunk* yang kemudian disimpan dalam *Memory Vector Store*.

2.4 Metode Pengujian

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *black-box testing* yang berfokus pada evaluasi fungsionalitas sistem dari perspektif pengguna akhir [16]. Instrumen pengujian terdiri dari 10 pertanyaan uji yang dirancang untuk mengukur kemampuan sistem dalam menjawab berbagai jenis pertanyaan terkait kebijakan dan SOP perusahaan. Pertanyaan-pertanyaan ini disusun dengan mempertimbangkan variasi tingkat kompleksitas, mulai dari pertanyaan faktual sederhana hingga pertanyaan yang memerlukan sintesis informasi dari beberapa bagian dokumen. Setiap pertanyaan memiliki *ground truth* (jawaban referensi) yang diperoleh langsung dari dokumen SOP. Penilaian akurasi jawaban dilakukan oleh peneliti dengan membandingkan respons sistem terhadap *ground truth* yang tersedia.

2.5 Metrik Evaluasi

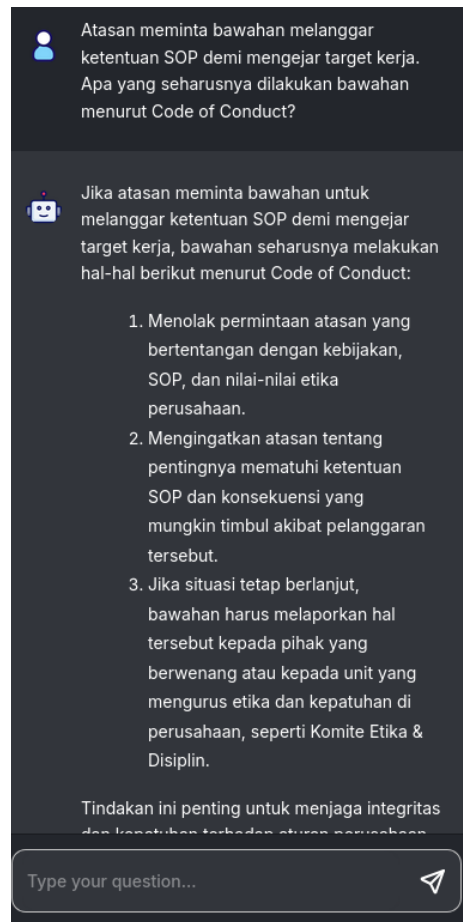
Evaluasi performa sistem *chatbot* dilakukan menggunakan tiga metrik utama yang mencerminkan aspek-aspek penting dari kualitas sistem informasi berbasis AI [17]:

1. Akurasi Respons: Mengukur proporsi jawaban yang benar dari total pertanyaan yang diajukan. Penilaian akurasi dilakukan secara biner (benar/salah) dengan membandingkan substansi jawaban *chatbot* terhadap informasi dalam dokumen SOP. Akurasi dihitung dengan rumus: Akurasi = (Jumlah Jawaban Benar / Total Pertanyaan) x 100%.
2. Relevansi Jawaban: Mengukur sejauh mana respons *chatbot* sesuai dengan konteks pertanyaan yang diajukan. Penilaian relevansi menggunakan skala Likert 1-5, di mana: 1 = tidak relevan, 2 = kurang relevan, 3 = cukup relevan, 4 = relevan, dan 5 = sangat relevan.
3. Waktu Respons: Mengukur durasi yang dibutuhkan sistem untuk menghasilkan jawaban sejak pertanyaan diajukan hingga respons ditampilkan. Pengukuran dilakukan dalam satuan detik. Waktu respons ideal untuk sistem *chatbot* interaktif adalah di bawah 5 detik untuk memastikan pengalaman pengguna yang baik [18].

Interpretasi hasil evaluasi mengacu pada kriteria berikut: akurasi di atas 80% dianggap baik untuk sistem *question-answering* berbasis RAG [12], rata-rata skor relevansi di atas 4.0 menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan jawaban yang sesuai dengan konteks pertanyaan, dan waktu respons di bawah 5 detik dianggap memenuhi standar kenyamanan pengguna untuk aplikasi interaktif.

3. HASIL DAN ANALISIS

Pengujian sistem *chatbot* berbasis Retrieval-Augmented Generation (RAG) dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam menjawab pertanyaan terkait kebijakan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) perusahaan secara akurat, relevan, dan responsif. Pengujian menggunakan pendekatan *black-box testing* dengan total 10 pertanyaan uji yang dirancang mencakup berbagai tingkat kompleksitas, mulai dari pertanyaan faktual dasar hingga pertanyaan berbasis skenario yang memerlukan penalaran kontekstual. Pengujian terhadap *Chatbot* dapat dilihat pada gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Pengujian terhadap Chatbot

Hasil pengujian menunjukkan bahwa chatbot mampu memberikan jawaban yang sesuai dengan dokumen SOP pada seluruh pertanyaan yang diajukan. Setiap respons dibandingkan dengan ground truth yang bersumber langsung dari dokumen Code of Conduct perusahaan. Berdasarkan evaluasi tersebut, seluruh jawaban dinyatakan benar sehingga tingkat akurasi respons yang diperoleh mencapai 100%. Nilai ini melampaui ambang batas 80% yang umumnya digunakan sebagai indikator kinerja yang baik untuk sistem question-answering berbasis RAG.

Selain akurasi, relevansi jawaban juga dievaluasi menggunakan skala Likert 1–5, di mana skor 5 menunjukkan jawaban sangat relevan dan sepenuhnya sesuai konteks pertanyaan. Penilaian relevansi dilakukan oleh peneliti dengan mempertimbangkan kesesuaian konteks, ketepatan substansi, dan konsistensi jawaban terhadap isi SOP. Berdasarkan hasil pengujian, chatbot memperoleh skor relevansi rata-rata 4,7, yang menunjukkan bahwa mayoritas jawaban bersifat sangat relevan. Skor relevansi 4 diberikan pada beberapa pertanyaan tingkat menengah dan skenario, di mana chatbot memberikan elaborasi tambahan yang masih relevan namun tidak secara eksplisit diminta dalam pertanyaan.

Dari sisi performa waktu, sistem menunjukkan waktu respons yang relatif stabil dengan rentang antara 4 hingga 7 detik. Pertanyaan dengan tingkat kompleksitas rendah hingga menengah umumnya dijawab dalam waktu 4–5 detik, sedangkan pertanyaan berbasis analisis dan skenario memerlukan waktu sedikit lebih lama, yaitu 5–7 detik. Meskipun beberapa respons melebihi batas ideal 5 detik, seluruh waktu respons masih berada dalam rentang yang dapat diterima untuk aplikasi chatbot interaktif yang melakukan proses retrieval dokumen dan generasi jawaban secara kontekstual. Rekapitulasi hasil pengujian chatbot disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Rekapitulasi Hasil Pengujian Chatbot

No	Tingkat Pertanyaan	Jenis Pertanyaan	Akurasi Respons	Skor Relevansi (1–5)	Waktu Respons (detik)
1	Dasar	Definisi Code of Conduct	Benar	5	4–5
2	Dasar	Cakupan Insan Perusahaan	Benar	5	5–6
3	Dasar	Tujuan Code of Conduct	Benar	5	4–5
4	Menengah	Prinsip Good Corporate Governance	Benar	5	4–5
5	Menengah	Kerahasiaan Data dan Informasi	Benar	5	4–5
6	Menengah	Hadiah dan Gratifikasi	Benar	4	6–7
7	Lanjutan	Penyalahgunaan Aset Perusahaan	Benar	5	5–6
8	Lanjutan	Benturan Kepentingan Pengadaan	Benar	4	6–7
9	Skenario	Penerimaan Hadiah Pasca Pengadaan	Benar	5	4–5
10	Skenario	Tekanan Atasan untuk Melanggar SOP	Benar	4	5–6

Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa integrasi antara mekanisme retrieval dokumen dan Large Language Model melalui pendekatan RAG mampu menghasilkan jawaban yang tidak hanya akurat secara tekstual, tetapi juga kontekstual. Chatbot mampu mengaitkan beberapa ketentuan dalam SOP untuk menjawab pertanyaan berbasis skenario, yang mengindikasikan kemampuan sistem dalam melakukan sintesis informasi lintas bagian dokumen. Dengan demikian, chatbot berpotensi berfungsi sebagai knowledge base aktif yang menggantikan paradigma pencarian dokumen kebijakan secara manual dan pasif.

Namun demikian, peningkatan waktu respons pada pertanyaan dengan kompleksitas tinggi menunjukkan adanya trade-off antara kedalaman penalaran dan performa sistem. Untuk implementasi pada skala yang lebih besar, optimasi parameter retrieval, penggunaan vector store persisten, atau penyesuaian ukuran chunk dokumen dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan efisiensi tanpa mengorbankan akurasi dan relevansi jawaban.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengevaluasi chatbot interaktif berbasis Retrieval-Augmented Generation (RAG) untuk manajemen informasi kebijakan dan Standar Operasional Prosedur (SOP) perusahaan menggunakan platform Flowise. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 10 pertanyaan uji dengan variasi tingkat kompleksitas, sistem chatbot menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan tingkat akurasi respons mencapai 100%, skor relevansi rata-rata 4,7, serta waktu respons dalam rentang 4 hingga 7 detik.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan RAG efektif dalam mengatasi keterbatasan chatbot konvensional dalam menangani dokumen kebijakan yang kompleks dan terstruktur. Chatbot tidak hanya mampu menjawab pertanyaan faktual, tetapi juga dapat memberikan respons berbasis penalaran pada pertanyaan skenario yang berkaitan dengan etika kerja dan pengambilan keputusan. Hal ini menunjukkan potensi chatbot sebagai asisten digital internal yang dapat meningkatkan aksesibilitas informasi kebijakan, pemahaman SOP oleh karyawan, serta konsistensi penerapan aturan dalam organisasi.

Sebagai pengembangan selanjutnya, penelitian dapat diarahkan pada evaluasi berbasis pengguna akhir (user study), pengukuran dampak penggunaan chatbot terhadap tingkat kepatuhan kebijakan, serta optimasi performa sistem untuk mendukung implementasi pada lingkungan produksi berskala besar.

REFERENSI

- [1] C. Forlano, P. De Bernardi, and D. Yahiaoui, "Entrepreneurial universities: A bibliometric analysis within the business and management domains," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 165, p. 120522, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.techfore.2020.120522.

- [2] P. C. Verhoef *et al.*, "Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda," *J. Bus. Res.*, vol. 122, pp. 889–901, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.jbusres.2019.09.022.
- [3] A. de Bem Machado, S. Secinaro, D. Calandra, and F. Lanzalonga, "Knowledge management and digital transformation for Industry 4.0: a structured literature review," *Knowledge Management Research & Practice*, vol. 20, no. 2, pp. 320–338, Mar. 2022, doi: 10.1080/14778238.2021.2015261.
- [4] W. A. Cram, J. D'Arcy, and J. G. Proudfoot, "Seeing the Forest and the Trees: A Meta-Analysis of the Antecedents to Information Security Policy Compliance¹," *MIS Quarterly*, vol. 43, no. 2, pp. 525–553, Jun. 2019, doi: 10.25300/MISQ/2019/15117.
- [5] A. Alvarenga, F. Matos, R. Godina, and J. C. O. Matias, "Digital Transformation and Knowledge Management in the Public Sector," *Sustainability*, vol. 12, no. 14, p. 5824, Jul. 2020, doi: 10.3390/su12145824.
- [6] G. P. S. Tejay and Z. A. Mohammed, "Cultivating security culture for information security success: A mixed-methods study based on anthropological perspective," *Information & Management*, vol. 60, no. 3, p. 103751, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.im.2022.103751.
- [7] L. Gkinko and A. Elbanna, "Hope, tolerance and empathy: employees' emotions when using an AI-enabled chatbot in a digitalised workplace," *Information Technology & People*, vol. 35, no. 6, pp. 1714–1743, Dec. 2022, doi: 10.1108/ITP-04-2021-0328.
- [8] E. Adamopoulou and L. Moussiades, "An Overview of Chatbot Technology," 2020, pp. 373–383. doi: 10.1007/978-3-030-49186-4_31.
- [9] L. Gkinko and A. Elbanna, "The appropriation of conversational AI in the workplace: A taxonomy of AI chatbot users," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 69, p. 102568, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2022.102568.
- [10] X. Lin, X. Wang, B. Shao, and J. Taylor, "How Chatbots Augment Human Intelligence in Customer Services: A Mixed-Methods Study," *Journal of Management Information Systems*, vol. 41, no. 4, pp. 1016–1041, Oct. 2024, doi: 10.1080/07421222.2024.2415773.
- [11] W. X. Zhao *et al.*, "A Survey of Large Language Models," Mar. 2025.
- [12] Y. Gao *et al.*, "Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey," Mar. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2312.10997>
- [13] P. Lewis *et al.*, "Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks," in *34th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020)*, Vancouver, Canada, 2020. [Online]. Available: <https://github.com/huggingface/transformers/blob/master/>
- [14] Flowise AI, "Flowise Documentation." Accessed: Jan. 15, 2026. [Online]. Available: <https://docs.flowiseai.com/>
- [15] I. Sommerville, *Software Engineering*, 10th ed. Boston, MA, USA: Pearson Education, 2016.
- [16] R. S. Pressman and B. R. Maxim, *Software Engineering: A Practitioner's Approach*, 9th ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill Education, 2020.
- [17] P. Rajpurkar, J. Zhang, K. Lopyrev, and P. Liang, "SQuAD: 100,000+ Questions for Machine Comprehension of Text," in *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2016, pp. 2383–2392. doi: 10.18653/v1/D16-1264.
- [18] J. Nielsen, *Usability Engineering*, 1st ed. in Interactive Technologies. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993.