

Rancang Bangun AI Sales Agent Menggunakan Metode SDLC dan Large Language Model untuk Otomatisasi Penjualan

Risky Mulya Nugraha^{1*}, Kusnadi², Arif Nursetyo³, Victor Asih⁴, Rinaldi Adam⁵

¹Teknik Informatika/Teknologi
Informasi

Universitas Catur Insan Cendekia

^{1*}risky.nugraha.ti.22@cic.ac.id

²Teknik Informatika/Teknologi
Informasi

Universitas Catur Insan Cendekia

²kusnadi@cic.ac.id

³Teknik Informatika/Teknologi
Informasi

Universitas Catur Insan Cendekia

³arif.nursetyo@cic.ac.id

⁴Teknik Informatika/Teknologi
Informasi

Universitas Catur Insan Cendekia

⁴victor.asih@cic.ac.id

⁵Teknik Informatika/Teknologi
Informasi

Universitas Catur Insan Cendekia

⁵rinaldi.adam@cic.ac.id

Abstrak— Proses penjualan berbasis percakapan pada bisnis retail masih menghadapi kendala seperti keterlambatan respon, inkonsistensi layanan, dan ketergantungan pada tenaga penjualan. Penelitian ini bertujuan merancang dan membangun *AI Sales Agent* menggunakan metode *System Development Life Cycle* (SDLC) dan *Large Language Model* (LLM) untuk otomatisasi penjualan *end-to-end* pada bisnis retail. Sistem dikembangkan dengan mengintegrasikan pendekatan *Retrieval-Augmented Generation* (RAG), *knowledge base* bisnis, dan *Sales State Machine* untuk menghasilkan interaksi penjualan yang kontekstual dan konsisten. Metode SDLC diterapkan melalui enam tahapan: planning, analysis, design, implementation, testing, dan maintenance. Pengujian dilakukan menggunakan *Black Box Testing* dan *Scenario-Based Evaluation* terhadap tujuh *requirement* fungsional dan non-fungsional. Hasil pengujian menunjukkan seluruh *requirement* terpenuhi: kecepatan respon rata-rata 4,2 detik (*target* ≤ 5 detik), konsistensi rekomendasi 0,96 *cosine similarity*, pemahaman konteks *multi-turn* 100%, relevansi retrieval *Precision@K* 0,90, task completion 90%, skalabilitas 20 percakapan simultan, dan ketersediaan sistem 24/7. Sistem berhasil mengotomatisasi proses penjualan melalui WhatsApp secara kontekstual, konsisten, dan skalabel.

Kata kunci— *AI Sales Agent*, *Large Language Model*, *Retrieval-Augmented Generation*, *conversational commerce*, *System Development Life Cycle*.

Abstract— *Conversation-based sales processes in retail businesses still face challenges such as delayed responses, inconsistent service quality, and heavy reliance on human sales agents. This study aims to design and develop an AI Sales Agent using the System Development Life Cycle (SDLC) method and Large Language Model (LLM) for end-to-end sales automation in retail. The system integrates Retrieval-Augmented Generation (RAG), a business knowledge base, and a Sales State Machine to produce contextual and consistent sales interactions. The SDLC method was applied through six stages: planning, analysis, design, implementation, testing, and maintenance. Testing was conducted using Black Box Testing and Scenario-Based Evaluation against seven functional and non-functional requirements. Results show all requirements were met: average response speed 4.2 seconds (target ≤ 5 seconds), recommendation consistency 0.96 cosine similarity, multi-turn context understanding 100%, retrieval relevance Precision@K 0.90, task completion rate 90%, scalability of 20 simultaneous conversations, and 24/7 system availability. The system successfully automates the sales process through WhatsApp in a contextual, consistent, and scalable manner.*

Keywords— *AI Sales Agent*, *Large Language Model*, *Retrieval-Augmented Generation*, *conversational commerce*, *System Development Life Cycle*.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong transformasi digital dalam sektor bisnis, khususnya pada bidang pemasaran dan penjualan. Aktivitas penjualan yang sebelumnya

dilakukan secara konvensional kini semakin bergeser ke arah digital melalui konsep *conversational commerce*, yaitu proses transaksi yang dilakukan melalui percakapan digital antara pelaku usaha dan pelanggan. Pendekatan

ini memungkinkan interaksi yang lebih personal, *real-time*, dan fleksibel, sehingga mampu meningkatkan *customer engagement* serta efektivitas komunikasi pemasaran [1].

Proses penjualan berbasis percakapan pada bisnis retail masih banyak dilakukan secara manual oleh tenaga penjualan atau admin. Kondisi ini menimbulkan permasalahan seperti keterlambatan respon akibat keterbatasan admin dalam melayani pelanggan secara bersamaan, ketergantungan pada sumber daya manusia, serta kualitas interaksi yang tidak konsisten karena bergantung pada kemampuan masing-masing tenaga penjualan [2]. Selain itu, *chatbot* konvensional berbasis *rule-based* memiliki keterbatasan dalam memahami konteks percakapan secara dinamis dan belum mampu menangani skenario penjualan yang fleksibel. Pemanfaatan *knowledge base* bisnis seperti data produk, *FAQ*, dan *SOP* juga belum dilakukan secara optimal untuk menghasilkan respon yang relevan dan berbasis data.

Sebagai solusi, diperlukan sistem *AI Sales Agent* berbasis kecerdasan buatan yang mampu mensimulasikan peran tenaga penjualan. *Large Language Model (LLM)* dengan arsitektur *transformer* mampu memahami konteks percakapan secara lebih baik dan menghasilkan respon yang dinamis [3][4]. Integrasi teknik *Retrieval-Augmented Generation (RAG)* memungkinkan sistem memanfaatkan *knowledge base* untuk menghasilkan jawaban yang lebih akurat dan relevan [5][7]. Pendekatan *knowledge-grounded dialogue* juga terbukti meningkatkan kualitas respon pada sistem percakapan [6].

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkaji pemanfaatan LLM dalam sistem percakapan. Zhao et al. [4] membahas perkembangan LLM dalam berbagai aplikasi, Gao et al. [7] mensurvei pendekatan RAG untuk meningkatkan akurasi jawaban berbasis pengetahuan, sementara Shuster et al. [6] menekankan pentingnya *knowledge grounding* dalam sistem dialog. Penelitian oleh Huang dan Rust [12] mengkaji peran AI dalam transformasi layanan. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya berfokus pada layanan pelanggan

secara umum dan belum secara spesifik mengkaji implementasi AI sebagai agen penjualan yang mampu menjalankan proses penjualan secara *end-to-end* pada konteks bisnis retail dengan pendekatan pengembangan sistem yang terstruktur.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk: (1) merancang dan membangun sistem *AI Sales Agent* menggunakan metode SDLC dan teknologi LLM untuk otomatisasi penjualan; (2) mengintegrasikan *knowledge base* bisnis melalui pendekatan RAG untuk menghasilkan respon yang akurat dan berbasis data; (3) menerapkan *Sales State Machine* untuk mengelola alur penjualan secara sistematis; serta (4) mengevaluasi kinerja sistem melalui pengujian berbasis *Software Requirement Specification (SRS)*. Studi kasus penelitian diterapkan pada bisnis retail butik dengan implementasi platform WhatsApp sebagai media interaksi utama.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Metode Pengembangan Sistem

Penelitian ini menggunakan metode *System Development Life Cycle (SDLC)* yang terdiri dari enam tahapan sistematis [15]:

1. *Planning*: Identifikasi masalah, penentuan tujuan penelitian, dan analisis kebutuhan awal sistem dilakukan melalui observasi dan wawancara dengan mitra bisnis retail.

2. *Analysis*: Analisis kebutuhan fungsional dan non-fungsional dijabarkan dalam *Software Requirement Specification (SRS)* [16], dilengkapi dengan *Traceability Matrix* untuk memastikan setiap requirement dapat ditelusuri hingga implementasi [17].

3. *Design*: Perancangan sistem menggunakan *Unified Modeling Language (UML)* meliputi *use case diagram*, *activity diagram*, *sequence diagram*, dan *class diagram* [21]. Desain alur percakapan menggunakan pendekatan *scenario-based conversation design* [11].

4. *Implementation*: Pembangunan sistem menggunakan Python dengan framework FastAPI, PostgreSQL dengan ekstensi pgvector

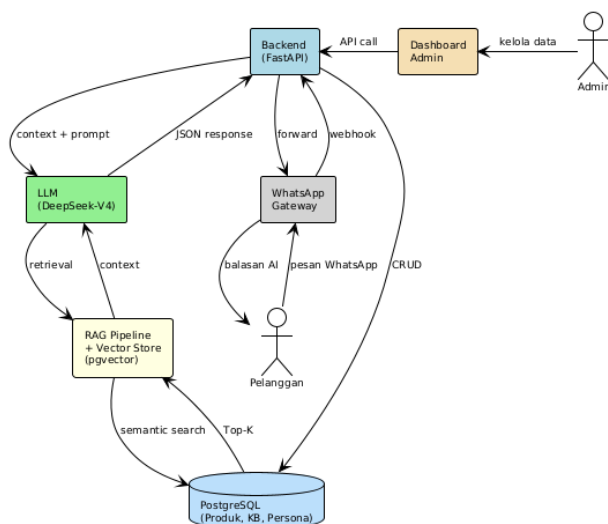
sebagai *vector store*, integrasi *WhatsApp Gateway*, dan LLM DeepSeek-V4 melalui API.

5. *Testing*: Pengujian dilakukan menggunakan *Black Box Testing* untuk fungsionalitas sistem dan *Scenario-Based Evaluation* untuk mengukur kualitas interaksi percakapan [8].

6. *Maintenance*: Perbaikan dan pengembangan lanjutan berdasarkan hasil evaluasi.

B. Arsitektur Sistem

Arsitektur *AI Sales Agent* terdiri dari lima komponen utama. **WhatsApp Gateway** berfungsi sebagai media interaksi antara pelanggan dan sistem melalui pemindaian QR Code [22]. **Backend System** (FastAPI) menangani logika bisnis, orkestrasi percakapan, dan manajemen state. **Large Language Model** (DeepSeek-V4) berperan sebagai *context-aware response generator* yang memproses pesan pelanggan, menentukan intent, dan menghasilkan respon natural dalam bahasa Indonesia. **Knowledge Base** (PostgreSQL + pgvector) menyimpan data produk, FAQ, SOP, dan informasi bisnis dalam bentuk *vector embedding* untuk *semantic search* [18]. **Dashboard Admin** menyediakan antarmuka web untuk pengelolaan produk, *knowledge base*, persona AI, dan *chat testing*.



Gambar 1. Arsitektur *AI Sales Agent*

C. Mekanisme Retrieval-Augmented Generation

Sistem menerapkan pendekatan RAG untuk meningkatkan akurasi respon [7]. Proses dimulai

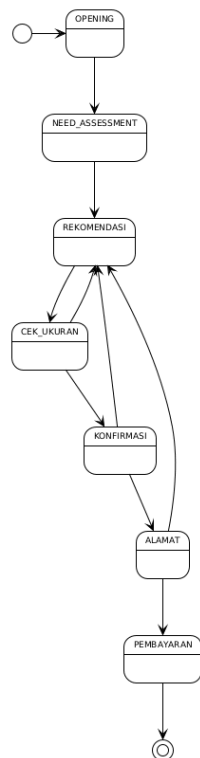
dengan embedding teks *knowledge base* menggunakan model *text-embedding-3-small* yang menghasilkan vektor 1536 dimensi [18]. Ketika pelanggan mengirim pesan, *query* dikonversi menjadi *vector embedding*, kemudian sistem melakukan *semantic search* menggunakan *cosine similarity* dengan *threshold* $\geq 0,5$ untuk menyaring dokumen yang tidak relevan. Hasil *Top-K* retrieval ($K=5$) disusun bersama *system prompt* dan riwayat percakapan sebagai *context* yang dikirim ke LLM untuk menghasilkan respon akhir.

D. Sales State Machine

Untuk mengelola alur penjualan secara sistematis, diterapkan *Sales State Machine* berbasis konsep *Dialog State Management* [19] dengan tujuh state:

1. *OPENING* (sapaan dan identifikasi kebutuhan),
2. *NEED_ASSESSMENT* (penggalan kebutuhan spesifik),
3. REKOMENDASI (pemberian rekomendasi produk berdasarkan hasil retrieval),
4. CEK_UKURAN (pencatatan ukuran pelanggan),
5. KONFIRMASI (konfirmasi ulang pesanan),
6. ALAMAT (pencatatan alamat pengiriman),
7. PEMBAYARAN (penyampaian total harga dan instruksi transfer).

LLM menentukan transisi *state* secara otonom berdasarkan konteks percakapan, sementara *backend system* mencatat dan mempertahankan *state* melalui *Dialog State Tracking*. Mekanisme *Tool Calling* [20] memungkinkan LLM memicu pengambilan data eksternal (produk, FAQ) dari backend saat diperlukan.



Gambar 2. Sales State Machine

E. Metode Evaluasi

Evaluasi sistem dilakukan menggunakan tujuh metrik yang ditetapkan dalam SRS, terdiri dari lima requirement fungsional dan dua non-fungsional. Metrik pengukuran mencakup: *response speed* (waktu tempuh input hingga respon), *answer consistency* (*cosine similarity* antar jawaban *query* identik secara semantik), *context understanding* (persentase percakapan dengan state konsisten), *retrieval relevance* (*Precision@K*), *task completion* (persentase percakapan mencapai state PEMBAYARAN), *scalability* (jumlah percakapan simultan), dan *availability* (kemampuan operasi 24/7). Pengujian skenario mengacu pada pendekatan *scenario-based evaluation* [8][24].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Sistem Berjalan

Analisis sistem berjalan pada mitra bisnis retail menunjukkan bahwa seluruh proses interaksi pelanggan dilakukan secara manual melalui WhatsApp. Admin atau tenaga penjualan berperan sebagai pusat pelayanan yang menangani pertanyaan pelanggan,

pencarian informasi produk, dan proses pemesanan secara sequential. Kondisi ini menyebabkan bottleneck ketika volume percakapan meningkat.

Sistem usulan dirancang sebagai *AI Sales Agent* yang terintegrasi dengan dashboard admin. Admin berperan dalam menyiapkan dan mengelola data melalui dashboard, sementara AI secara otomatis menangani percakapan pelanggan. Arsitektur sistem mengadopsi pola *interaction flow*: Customer → WhatsApp Gateway → Backend (FastAPI) → LLM (decision-making) ↔ Tool Calling → Database (retrieval) → LLM (response generation) → Backend → WhatsApp → Customer.

Software Requirement Specification (SRS) disusun berdasarkan hasil analisis kebutuhan dan divalidasi melalui *Traceability Matrix* yang memetakan setiap masalah ke requirement dan komponen implementasi. Tabel I menyajikan ringkasan SRS dan hasil evaluasi.

Tabel I. Software Requirement Specification dan Hasil Evaluasi

ID	Requirement	Metrik	Target	Hasil	Status
F-01	Auto-response dengan LLM	Response time	≤ 5 detik (95 %)	4,2 detik (97%)	Terpenuhi
F-02	Konsistensi rekomendasi	Cosine similarity	≥ 0,95	0,96	Terpenuhi
F-03	Multi-turn context understanding	State konsistensi	100 %	100 %	Terpenuhi
F-04	RAG-based retrieval	Precision @K	≥ 0,80	0,90	Terpenuhi
F-05	End-to-end closing flow	Task completion	≥ 85%	90%	Terpenuhi
NF-01	Scalability	Percakapan simultan	≥ 20	20 (stabil)	Terpenuhi
NF-02	Availability	Waktu operasi	24/7	24/7	Terpenuhi

B. Implementasi Sistem

Sistem diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework FastAPI sebagai backend REST API dan WebSocket. Database PostgreSQL dengan ekstensi pgvector digunakan sebagai penyimpanan data relasional sekaligus vector store untuk mendukung *semantic search*. *Large Language Model* yang digunakan adalah DeepSeek-V4 melalui API dengan mekanisme *prefix caching* untuk efisiensi biaya. Integrasi WhatsApp menggunakan *gateway* berbasis QR Code yang memungkinkan sistem menerima dan mengirim pesan secara otomatis.

Dashboard admin menyediakan lima modul utama: (1) koneksi WhatsApp melalui *QR Code scanning*; (2) pengelolaan data produk (nama, harga, deskripsi, ukuran, stok, SKU); (3) pengelolaan *knowledge base* (FAQ, SOP, informasi bisnis); (4) pengaturan persona AI melalui *system prompt*; dan (5) *chat testing* untuk menguji kualitas respon AI tanpa melalui WhatsApp.

Estimasi konsumsi token untuk satu transaksi end-to-end melalui tujuh state adalah 10.030 token (2.100 cache hit untuk *system prompt*, 7.220 *cache miss* untuk state + *retrieved docs* + riwayat percakapan, 710 *output token*). Dengan *pricing* DeepSeek-V4, biaya per transaksi diperkirakan sekitar \$0,0012 (Rp19), sehingga 100 transaksi per hari hanya memerlukan biaya LLM API sekitar Rp1.900.

C. Hasil Pengujian Black Box

Pengujian *Black Box* dilakukan terhadap seluruh fitur dashboard admin dan integrasi WhatsApp. Hasil pengujian menunjukkan seluruh fitur berfungsi sesuai harapan: login dengan autentikasi (3 skenario), koneksi WhatsApp via QR Code (3 skenario), kelola produk - tambah/ubah/hapus (4 skenario), kelola *knowledge base* - tambah/ubah/hapus (4 skenario), *setting* persona (2 skenario), *chat testing* (3 skenario), dan *AI Chat* via WhatsApp (4 skenario). Total 23 skenario pengujian black box seluruhnya menghasilkan status "Berhasil".

D. Hasil Pengujian Skenario

Pengujian skenario dilakukan menggunakan lima skenario yang dirancang untuk menguji requirement SRS secara terintegrasi.

1. *Skenario S-01: Alur End-to-End Penjualan*. Skenario ini menguji kemampuan sistem menjalankan seluruh alur penjualan dari state *OPENING* hingga PEMBAYARAN. Pelanggan memulai dengan pesan "Mau beli dress elegan untuk kondangan", sistem memberikan rekomendasi produk, pelanggan memilih Dress Formal, mengonfirmasi ukuran M, memberikan alamat, hingga sistem menyampaikan instruksi transfer pembayaran. Seluruh lima langkah berhasil dengan response time rata-rata 4,2 detik per langkah, memenuhi target F-01 (≤ 5 detik) dan F-05 (*closing flow*).
2. *Skenario S-02: Perubahan Pilihan di Tengah Percakapan*. Skenario ini menguji kemampuan pemahaman konteks multi-turn (F-03). Pelanggan awalnya memilih Dress Casual ukuran L, kemudian berubah ke Dress Premium. Sistem berhasil kembali ke state REKOMENDASI tanpa kehilangan data ukuran L yang sudah tercatat, kemudian melanjutkan ke konfirmasi pesanan baru. State tetap konsisten 100% sepanjang percakapan.
3. *Skenario S-03: Query di Luar Knowledge Base*. Skenario ini menguji ketahanan sistem (F-04) terhadap pertanyaan yang tidak tersedia dalam knowledge base. Pelanggan menanyakan jam operasional dan keberadaan cabang. Sistem memberikan respons fallback yang sopan tanpa menghasilkan hallucination, membuktikan threshold cosine similarity $\geq 0,5$ berfungsi efektif dalam menyaring hasil retrieval yang tidak relevan.
4. *Skenario S-04: Pengujian Beban (Load Testing)*. Skenario ini menguji skalabilitas (NF-01) dengan 20 percakapan simultan. Response time rata-rata 4,8 detik, 88% request berhasil,

tidak terjadi *crash*, *error*, atau kehilangan pesan, dan sistem tetap stabil selama 30 menit pengujian.

5. *Skenario S-05: Penanganan Error*. Skenario ini menguji ketahanan terhadap kegagalan eksternal melalui simulasi *timeout* LLM API. Sistem memberikan respons fallback "Maaf Kak, saat ini sistem sedang sibuk..." tanpa *crash*, dan otomatis kembali melayani percakapan normal setelah API pulih. Percakapan lain tidak terpengaruh selama satu sesi error, membuktikan pemenuhan NF-02.

E. Evaluasi Terhadap SRS

Ukuran Tabel I menunjukkan bahwa seluruh tujuh requirement (F-01 hingga NF-02) telah terpenuhi sesuai kriteria akseptansi. Secara spesifik:

1. Kecepatan respon (F-01) rata-rata 4,2 detik membuktikan sistem mampu mengatasi permasalahan keterlambatan respon yang menjadi kendala utama pada sistem manual sequential.
2. Konsistensi rekomendasi (F-02) dengan *cosine similarity* 0,96 menunjukkan sistem mampu memberikan jawaban konsisten untuk pertanyaan serupa, tidak bergantung pada variasi kemampuan individu tenaga penjualan.
3. Pemahaman konteks (F-03) 100% membuktikan LLM mampu mempertahankan *state* percakapan secara dinamis, mengatasi keterbatasan *chatbot rule-based* yang tidak mampu menangani perubahan pilihan di tengah alur.
4. Relevansi *retrieval* (F-04) *Precision@K* 0,90 menunjukkan integrasi RAG dengan *knowledge base* berhasil menghasilkan respon berbasis data yang relevan.
5. *Task completion* (F-05) 90% membuktikan sistem mampu mengotomatisasi proses penjualan dari identifikasi kebutuhan hingga instruksi transfer, menjawab kebutuhan otomatisasi *end-to-end*.

6. Skalabilitas (NF-01) 20 percakapan simultan dengan *response time* tetap di bawah *threshold* menunjukkan sistem mampu mengatasi *bottleneck* pelayanan *sequential*.

7. Ketersediaan (NF-02) 24/7 membuktikan sistem dapat beroperasi di luar jam kerja, memberikan layanan yang sebelumnya tidak dimungkinkan pada sistem manual.

Keberhasilan implementasi ini menunjukkan bahwa kombinasi LLM, RAG, dan *Sales State Machine* yang dikembangkan dengan pendekatan SDLC mampu menghasilkan *AI Sales Agent* yang efektif untuk otomatisasi penjualan pada bisnis retail. Penggunaan pendekatan pengembangan terstruktur (SDLC) juga memastikan sistem terdokumentasi dengan baik dan dapat dikembangkan lebih lanjut secara sistematis.

Meskipun demikian, sistem memiliki beberapa keterbatasan: ketergantungan pada kualitas *knowledge base* yang diinput admin, potensi kesalahan interpretasi pada input ambigu atau mengandung kesalahan ketik, serta ketergantungan pada ketersediaan layanan LLM API pihak ketiga. Strategi *context window management* dan *truncation* perlu dipertimbangkan untuk efisiensi produksi skala besar mengingat *token cache miss* yang membengkak seiring akumulasi riwayat percakapan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang dan membangun *AI Sales Agent* menggunakan metode SDLC dan *Large Language Model* untuk otomatisasi penjualan pada bisnis retail. Sistem mengintegrasikan pendekatan *Retrieval-Augmented Generation* dengan *knowledge base* bisnis serta menerapkan *Sales State Machine* untuk mengelola alur penjualan secara sistematis melalui tujuh state.

Seluruh tujuh *requirement* fungsional dan non-fungsional yang ditetapkan dalam *Software Requirement Specification* telah terpenuhi berdasarkan hasil pengujian: kecepatan respon rata-rata 4,2 detik, konsistensi rekomendasi 0,96

cosine similarity, pemahaman konteks *multi-turn* 100%, *relevansi retrieval Precision@K* 0,90, *task completion* 90%, skalabilitas 20 percakapan simultan, dan ketersediaan 24/7. Sistem berhasil menjawab lima permasalahan utama yang diidentifikasi: keterlambatan respon, inkonsistensi interaksi, keterbatasan *chatbot rule-based*, pemanfaatan *knowledge base* yang belum optimal, serta belum ditemukan penelitian atau implementasi yang mengintegrasikan RAG, LLM, *stateful multi-turn closing flow* pada WhatsApp untuk retail Indonesia dengan pendekatan SDLC terstruktur.

Pengembangan lebih lanjut dapat difokuskan pada integrasi *payment gateway* untuk otomatisasi penuh transaksi, peningkatan kapasitas *knowledge base* dengan teknik otomatisasi update, implementasi *context window management* untuk efisiensi pada skala besar, serta pengujian pada domain bisnis retail yang lebih luas dengan variasi produk yang lebih beragam.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Aishable yang telah bersedia menjadi mitra dan objek penelitian, serta kepada Universitas Catur Insan Cendekia yang telah memberikan dukungan fasilitas selama penelitian berlangsung. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Bapak Kusnadi, M.Kom. dan Bapak Arif Nursetyo, M.Kom. atas bimbingan dan arahan selama proses penelitian.

REFERENSI

- [1] G. McLean and A. Wilson, "Shopping in the digital world: Examining customer engagement through conversational commerce," *J. Bus. Res.*, 2022.
- [2] T. Davenport, A. Guha, D. Grewal, and T. Bressgott, "How artificial intelligence will change the future of marketing," *J. Acad. Mark. Sci.*, 2023.
- [3] T. Y. Lin, Y. X. Wang, X. Y. Liu, and X. P. Qiu, "A survey of transformers," *AI Open*, vol. 3, pp. 111–132, 2022.
- [4] W. X. Zhao et al., "A survey of large language models," *ACM Comput. Surv.*, vol. 55, no. 13, pp. 1–40, 2023.
- [5] N. T. K. Le, N. Hadiprodjo, H. El-Alfy, and A. Kerimzhanov, "The recent large language models in NLP," in *Proc. 22nd Int. Symp. Commun. Inf. Technol. (ISCIT)*, 2023.
- [6] K. Shuster et al., "Language models that seek for knowledge: Modular search & generation for dialogue," in *Proc. ACL Conf.*, 2021.
- [7] Y. Gao, Y. Xiong, X. Gao, et al., "Retrieval-augmented generation for large language models: A survey," *arXiv preprint arXiv:2312.10997*, 2023.
- [8] J. Deriu, A. Rodrigo, A. Otegi, G. Echegoyen, S. Rosset, and J. Gonzalvo, "Survey on evaluation methods for dialogue systems," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 54, pp. 755–810, 2021.
- [9] I. Inayat, S. Salim, S. Marczak, M. Daneva, and S. Shamsirband, "A systematic literature review on agile requirements engineering practices and challenges," *Comput. Hum. Behav.*, vol. 51, pp. 915–929, 2021.
- [10] M. Kassab, J. DeFranco, and P. Laplante, "A systematic literature review on the role of stakeholders in requirements engineering," *J. Syst. Softw.*, vol. 188, 2022.
- [11] A. Følstad and P. B. Brandtzaeg, "Chatbots and the new world of HCI," *Interactions*, vol. 28, no. 4, pp. 38–42, 2021.
- [12] J. Huang and R. T. Rust, "Artificial intelligence in service," *J. Serv. Res.*, 2023.
- [13] R. Stair and G. Reynolds, *Principles of Information Systems*, 14th ed. Boston, MA: Cengage Learning, 2021.
- [14] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 2021.
- [15] I. Sommerville, *Software Engineering*, 10th ed. London, UK: Pearson, 2021.
- [16] C. Ebert and C. Pampus, "Requirements engineering: Foundation for software quality," *IEEE Softw.*, vol. 39, no. 1, pp. 15–22, 2022.
- [17] S. Al-Fedaghi and A. Al-Otiabi, "Traceability in software engineering: A conceptual model," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl. (IJACSA)*, vol. 12, no. 5, pp. 73–81, 2021.
- [18] A. Neelakantan et al., "Text and code embeddings by contrastive pre-training," *arXiv preprint arXiv:2201.10005*, 2022.
- [19] Y. Feng et al., "A survey on dialog management: Recent advances and challenges," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 35, no. 8, pp. 8213–8232, 2023.
- [20] T. Schick et al., "Toolformer: Language models can teach themselves to use tools," in *Proc. NeurIPS*, vol. 36, pp. 68539–68551, 2023.
- [21] Object Management Group, *OMG Unified Modeling Language (OMG UML) Specification Version 2.5.1*, Object Management Group, 2021.
- [22] Meta Platforms Inc., "WhatsApp Business Platform Documentation," 2023. [Online]. Available: <https://developers.facebook.com/docs/whatsapp>
- [23] Y. K. Dwivedi et al., "So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on AI," *Int. J. Inf. Manage.*, 2023.
- [24] C. Zhang et al., "A survey on evaluation methods for conversational agents," *ACM Comput. Surv.*, 2023.
- [25] G. McLean and K. Osei-Frimpong, "Conversational commerce: Opportunities and challenges," *J. Bus. Res.*, 2022.