
PERANCANGAN DAN EVALUASI FRAMEWORK EXPLAINABLE
CONVERSATIONAL ANALYTICS PADA ENTERPRISE DATA WAREHOUSE

Ardijan Handijono¹, Zaldy Suhatman²

¹Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknik Komputer, Universitas Pamulang, Banten,
Indonesia

²Prodi Akuntansi, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Pamulang, Banten,
Indonesia

¹dosen00583@unpam.ac.id, ²zaldy@unpam.ac.id

ABSTRAK

Kebutuhan organisasi terhadap pengambilan keputusan berbasis data mendorong pemanfaatan *data warehouse* yang kini semakin diakses melalui pendekatan *Conversational Analytics* berbasis bahasa alami. Namun, sebagian besar sistem *Conversational Analytics* saat ini bersifat *black-box*: mampu menerjemahkan pertanyaan bahasa alami menjadi *query* dan menghasilkan jawaban analitik, tetapi tanpa penjelasan mengenai proses pembentukan *query*, logika agregasi, maupun sumber data yang digunakan. Ketiadaan transparansi ini menjadi masalah krusial dalam konteks enterprise, di mana akuntabilitas dan kemampuan audit sangat diperlukan. Penelitian sebelumnya lebih berfokus pada akurasi NLP dan optimalisasi penerjemahan bahasa alami ke SQL, sementara aspek *explainability* dalam *conversational analytics* untuk *data warehouse* belum terintegrasi secara sistematis ke dalam arsitektur sistem. Untuk menjawab kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan kerangka *Explainable Conversational Analytics* (ECA) yang menambahkan lapisan *explainability* pada proses interpretasi bahasa alami, pembentukan *query*, dan penyajian hasil analitik. Hasil pengujian menunjukkan akurasi konversi bahasa alami ke SQL sebesar 90% dan *Overall Clarity Score* sebesar 4,27 (skala 1-5), yang mengindikasikan bahwa mekanisme *explainability* yang diusulkan mampu meningkatkan transparansi serta kepercayaan pengguna terhadap sistem analitik berbasis AI.

Keywords: Conversational Analytics, Explainable AI, Data Warehouse, Enterprise Analytics, Transparansi.

ABSTRACT

The growing need for data-driven decision-making has increased the use of data warehouses, which are now increasingly accessed through natural-language-based Conversational Analytics. However, most current Conversational Analytics systems are black-box: capable of translating natural language questions into queries and producing analytical answers, but without explaining how the query was constructed, the aggregation logic used, or the data sources involved. This lack of transparency is a critical issue in enterprise contexts, where accountability and auditability are essential. Prior research has focused mainly on NLP accuracy and natural-language-to-SQL translation, while explainability in conversational analytics for data warehouses has not been systematically integrated into system architecture. To address this gap, this study proposes an Explainable Conversational Analytics (ECA) framework that adds an explainability layer to natural language interpretation, query construction, and analytical result presentation. Testing results show a natural-language-to-SQL conversion accuracy of 90% and an Overall Clarity Score of 4.27 (on a 1-5 scale),

indicating that the proposed explainability mechanism improves transparency and user trust in AI-based analytical systems.

Keywords: Conversational Analytics, Explainable AI, Data Warehouse, Enterprise Analytics, Transparency.

PENDAHULUAN

Kebutuhan organisasi terhadap pengambilan keputusan yang cepat dan akurat mendorong pemanfaatan *data warehouse* yang kini semakin diakses melalui pendekatan *Conversational Artificial Intelligence* (AI). Dalam konteks enterprise, integrasi *conversational AI* dengan *data warehouse* memungkinkan pengguna mengakses data melalui bahasa alami tanpa keahlian *Structured Query Language* (SQL), dengan memanfaatkan *Natural Language Processing* (NLP) dan *Machine Learning* untuk menerjemahkan pertanyaan menjadi *query* yang dapat diproses (James, 2023). Arsitekturnya umumnya terdiri atas *conversational interface*, *query generation*, dan *data retrieval*, yang terbukti meningkatkan aksesibilitas data dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat (James, 2023).

Meskipun demikian, sebagian besar sistem *Conversational Analytics* saat ini bersifat *black-box*: mampu menghasilkan jawaban analitik tetapi tanpa transparansi terhadap proses pembentukan *query*, logika agregasi, maupun sumber data yang digunakan. Fenomena ini berkaitan erat dengan tantangan *Explainable Artificial Intelligence* (XAI) secara umum. Model *machine learning* berperforma tinggi, khususnya *deep learning*, sering bersifat *black-box* sehingga sulit dipahami manusia. Dwivedi et al. (2023) mengidentifikasi tiga konsep inti XAI, yaitu *transparency*, *interpretability*, dan *explainability*, serta mengklasifikasikan teknik XAI menjadi *Intrinsic Explainability* (model-based, seperti *decision tree*) dan *Post-hoc Explainability* (seperti LIME, SHAP, dan *feature importance*). XAI menjadi krusial pada domain berisiko tinggi karena tanpa penjelasan memadai, sistem AI berpotensi menimbulkan bias dan menurunkan kepercayaan pengguna.

Urgensi *explainability* semakin nyata pada domain yang berisiko tinggi dan diatur ketat, seperti sektor keuangan. Yeo et al. (2025) menjelaskan bahwa kebutuhan *Financial XAI* didorong oleh kepatuhan regulasi, pencegahan bias algoritmik, transparansi keputusan, dan penguatan kepercayaan pemangku kepentingan, dengan penekanan bahwa *explainability* harus menjadi bagian integral arsitektur sistem, bukan sekadar fitur tambahan (Yeo et al., 2025). Hal ini menegaskan bahwa transparansi bukan hanya kebutuhan teknis, melainkan juga mekanisme pembentuk kepercayaan (*trust*).

Trust merupakan faktor fundamental dalam adopsi sistem AI dan bersifat multidimensional. Lukyanenko et al. (2022) mengembangkan *Foundational Trust Framework* yang mengidentifikasi tiga elemen utama *trust*, yaitu *trustor* (pengguna), *trustee* (sistem AI), dan *context* (risiko, regulasi, konsekuensi keputusan), serta menekankan perlunya mengintegrasikan *explainability*, *fairness*, dan *accountability* sebagai mekanisme pembentuk *trust*. Afroogh et al. (2024) memperkuat temuan ini dengan menunjukkan bahwa transparansi dan interpretabilitas merupakan determinan paling konsisten memengaruhi *trust*, meski tantangan seperti kurangnya model teoretis terpadu dan minimnya studi longitudinal masih dihadapi (Afroogh et al., 2024).

Selain *explainability* dan *trust*, transparansi sistem AI juga tidak dapat berdiri tanpa fondasi *data governance* yang kuat. Bibi (2024) menekankan bahwa tata kelola data yang mencakup *data provenance*, *quality management*, *access control*, dan *auditability* menjadi prasyarat bagi sistem yang transparan dan dapat dipertanggungjawabkan. Dengan demikian, *governance* mendukung *transparency*, *transparency* mendukung *explainability*, dan *explainability* berkontribusi pada pembentukan *trust*.

Meskipun ketiga pilar tersebut telah banyak dikaji secara terpisah, penelitian XAI masih berfokus pada domain kesehatan dan keuangan, sementara konteks *enterprise analytics* dan *data warehouse* relatif belum banyak dieksplorasi. Literatur *trust in AI* umumnya mengkaji sistem AI sebagai entitas tunggal, belum secara spesifik mengkaji sistem berbasis *conversational analytics* dalam lingkungan *data warehouse*, dan penelitian *data governance* belum secara operasional mengintegrasikan *explainability* dan *trust* dalam arsitektur sistem analitik organisasi. Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan kerangka *Explainable Conversational Analytics* (ECA) yang mengintegrasikan *conversational analytics*, *explainability*, dan prinsip tata kelola data dalam satu arsitektur terpadu, sekaligus mengembangkan dimensi evaluasi untuk mengukur kualitas penjelasan dan peningkatan kepercayaan pengguna dalam pengambilan keputusan berbasis AI.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Design Science Research* (DSR) sebagai kerangka metodologis utama (Sabri, 2023). DSR dipilih karena penelitian ini berorientasi pada pengembangan artefak berupa sistem ECA for *Data Warehouse* yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *black-box* pada sistem analitik berbasis AI. Pendekatan ini mencakup lima tahapan utama, yaitu identifikasi permasalahan, perancangan solusi, pengembangan artefak, demonstrasi, dan evaluasi.

2.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini termasuk penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan *Design Science Research* yang berorientasi pada penciptaan dan evaluasi artefak teknologi. Artefak yang dikembangkan berupa prototipe sistem *conversational analytics* yang dilengkapi modul *explainability*, dirancang agar pengguna dapat mengajukan pertanyaan dalam bahasa alami terhadap *data warehouse* serta memperoleh penjelasan atas hasil *query* yang dihasilkan sistem.

2.2. Tahapan Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem dilakukan secara iteratif melalui empat tahapan berikut:

- *Problem Identification and Requirement Analysis*: identifikasi keterbatasan sistem *conversational AI* konvensional yang bersifat *black-box*, serta penentuan fitur utama meliputi konversi natural language ke SQL, integrasi *data warehouse*, dan penyediaan mekanisme *explainability*.
- *System Architecture Design*: perancangan arsitektur modular yang terdiri atas *Conversational Interface Layer*, *NLP Engine*, *Query Processing & Data Warehouse Layer*, dan *Explainable Module* untuk memastikan *traceability* dan transparansi alur data.
- *Prototype Implementation*: pembangunan prototipe berdasarkan desain arsitektur, dengan modul *explainability* yang menampilkan SQL *query*, ringkasan logika transformasi, dan informasi sumber data.

- *Internal Testing and Refinement*: pengujian internal untuk akurasi konversi pertanyaan ke SQL, stabilitas sistem, dan konsistensi mekanisme penjelasan, dengan perbaikan dilakukan secara iteratif.

2.3. Tools, Dataset, dan Lingkungan Implementasi

Prototipe dikembangkan menggunakan pendekatan modular yang memanfaatkan *framework* NLP untuk *tokenization*, *intent classification*, dan *named entity recognition*; SQL-based *relational database management system* sebagai *query engine* yang dilengkapi *query validator* dan *metadata-based mapping*; serta *explainability engine* terpisah yang menghasilkan penjelasan berbasis *template explanation rules*, *metadata tracing*, dan *SQL parsing logic*. *Data warehouse* diimplementasikan menggunakan skema *star schema* (*fact table*, *dimension tables*, *metadata repository*) dengan basis data Adventure Works dari Microsoft *Analysis Services* sebagai lingkungan eksperimental, karena merepresentasikan skema data enterprise tanpa melibatkan data sensitif industri.

2.4. Strategi Evaluasi

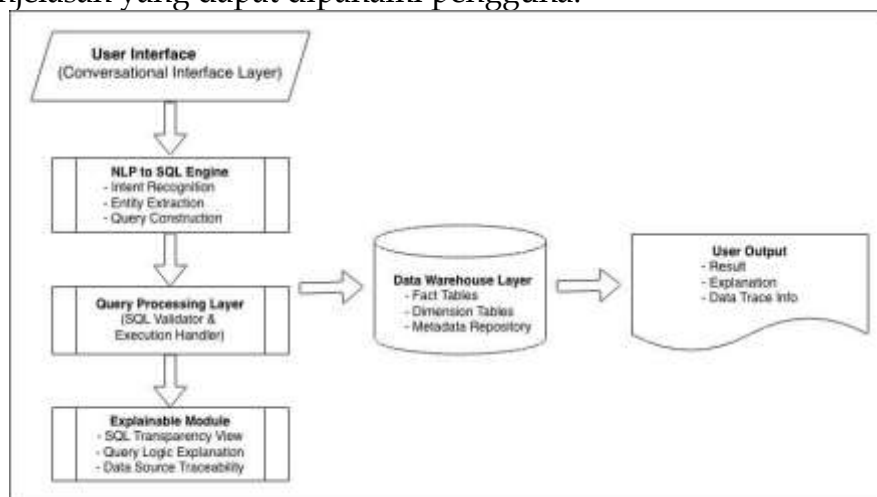
Evaluasi dilakukan melalui pendekatan *prototype-based experimental evaluation* yang mencakup tiga dimensi:

- *Technical Performance Evaluation*: mengukur *Query Accuracy*, *Response Time*, dan *Explainability Completeness*.
- *Functional Evaluation*: *scenario-based testing* untuk memastikan sistem memahami variasi pertanyaan, menghasilkan *query* yang valid, dan menyediakan penjelasan yang relevan.
- *Limited User Evaluation*: evaluasi terbatas terhadap responden teknis dan non-teknis, berfokus pada tingkat pemahaman terhadap penjelasan sistem, persepsi transparansi, dan tingkat kepercayaan awal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Arsitektur Sistem ECA for Data Warehouse

Sistem yang dikembangkan merupakan prototipe ECA for *Data Warehouse* yang mengintegrasikan kemampuan interaksi bahasa alami dengan mekanisme *explainability*. Arsitektur disusun secara modular dan terdiri atas empat komponen utama, yaitu *Conversational*, *NLP to SQL Engine*, *Data Warehouse Layer*, dan *Explainable Module*. Gambar 1 menunjukkan bahwa modul *explainability* tidak berdiri terpisah, melainkan terintegrasi dengan proses eksekusi *query* sehingga setiap output analitik disertai penjelasan yang dapat dipahami pengguna.

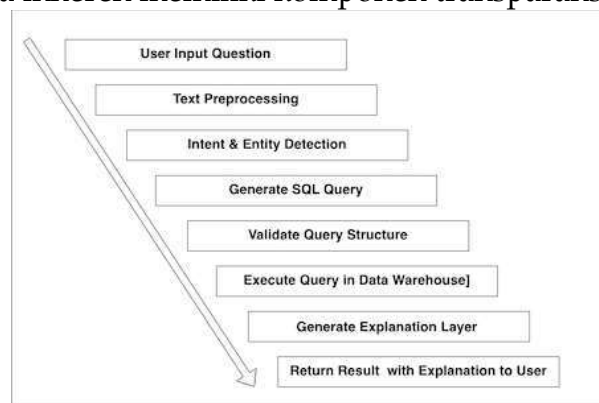


Gambar 1. Arsitektur ECA (Peneliti, 2026)

Conversational Interface menerima input dalam bentuk teks, melakukan *preprocessing* (*tokenization, normalization*), dan mengirimkan teks terstruktur ke *NLP Engine*, sekaligus menampilkan pertanyaan asli pengguna dan interpretasi sistem untuk mendukung *usability* dan *trust* melalui visibilitas proses. *NLP to SQL Engine* terdiri atas *Intent Recognition, Entity Extraction*, dan *Query Construction Module* yang menghasilkan *query SQL* berdasarkan *metadata repository* berisi definisi tabel, relasi, dan kamus istilah bisnis. *Data Warehouse Layer* berfungsi sebagai repositori data terstruktur (*fact tables, dimension tables, metadata repository*), sedangkan *Explainable Module* menyediakan tiga jenis penjelasan: *SQL Transparency View, Query Logic Explanation*, dan *Data Source Traceability*.

3.2. Alur Proses Explainability

Gambar 2 menunjukkan bahwa proses *explainability* berjalan paralel dengan eksekusi *query*, bukan sebagai tahap tambahan setelah hasil diperoleh, sehingga setiap respons sistem secara inheren memiliki komponen transparansi.



Gambar 2. Alur Proses ECA (Peneliti, 2026)

3.3. Contoh Implementasi Query Kompleks

Sebagai ilustrasi, pertanyaan bisnis “Bandingkan pertumbuhan total penjualan tahun 2022 dan 2023 untuk setiap kategori produk, dan tampilkan hanya kategori yang memiliki pertumbuhan positif serta total penjualan di atas rata-rata keseluruhan” diproses sistem dengan menggabungkan lima tabel (*FactInternetSales, DimDate, DimProduct, DimProductSubcategory, DimProductCategory*), menghitung total penjualan per kategori per tahun, menghitung selisih penjualan antar tahun, serta memfilter kategori dengan pertumbuhan positif dan di atas rata-rata. Pada level *Logical Explanation*, sistem menampilkan narasi: “Sistem menghitung total penjualan setiap kategori produk pada tahun 2022 dan 2023, kemudian menghitung selisih penjualan antar tahun untuk menentukan pertumbuhan. Hanya kategori dengan pertumbuhan positif dan total penjualan 2023 di atas rata-rata seluruh kategori yang ditampilkan.” Pada level *Data Traceability*, sistem menunjukkan sumber data yang digunakan yaitu tabel fakta *FactInternetSales*, dimensi waktu *DimDate*, dimensi produk *DimProduct* → *DimProductSubcategory* → *DimProductCategory*, serta metrik *SalesAmount (TotalSales)* dan *Growth*.

3.4. Evaluasi Performa Teknis dan Explainability

Pengujian dilakukan terhadap 30 pertanyaan uji dengan tingkat kompleksitas berbeda (sederhana, menengah, kompleks). Akurasi diukur berdasarkan kesesuaian SQL yang dihasilkan dengan *query referensi (ground truth)*: $Accuracy = (Jumlah\ Query\ Benar / Total\ Query\ Uji) \times 100\%$.

Tabel 1. Hasil Pengujian Akurasi Kueri

<i>Complexity Level</i>	<i>Total Queries</i>	<i>Correct Queries</i>	<i>Accuracy</i>
<i>Simple</i>	10	10	100%
<i>Medium</i>	10	9	90%
<i>Complex</i>	10	8	80%
<i>Overall</i>	30	27	90%

Sistem memiliki tingkat akurasi keseluruhan sebesar 90%, dengan penurunan performa pada *query* kompleks yang melibatkan *multi-join* dan *nested aggregation*. *Latency* diukur sebagai waktu dari input pertanyaan hingga hasil dan penjelasan ditampilkan, sebagaimana disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian Waktu Respon

<i>Query Type</i>	<i>Average Response Time</i>
<i>Simple</i>	1.2 seconds
<i>Medium</i>	1.8 seconds
<i>Complex</i>	2.6 seconds

Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi modul *explainability* tidak menimbulkan *overhead* signifikan terhadap waktu respons sistem. Pengujian *explainability* (*Clarity Score*) dilakukan menggunakan skala Likert 1-5 terhadap tiga aspek, yaitu kejelasan logika *query*, kemudahan memahami SQL yang ditampilkan, dan keterlacakan sumber data.

Tabel 3. Hasil Pengujian Explainability

<i>Evaluation Aspect</i>	<i>Mean</i>	<i>SD</i>
<i>Logical Explanation</i>	4.30	0.52
<i>SQL Transparency</i>	4.10	0.64
<i>Data Traceability</i>	4.40	0.49
<i>Overall Clarity Score</i>	4.27	0.55

Nilai rata-rata di atas 4 menunjukkan bahwa mekanisme *explainability* dianggap jelas dan membantu pemahaman pengguna, dengan *Overall Clarity Score* mencapai 4,27 (SD = 0,55), yang mengindikasikan tingkat persepsi kejelasan tinggi dengan variasi respon yang relatif rendah antar responden.

3.5. Evaluasi Pengguna dan Analisis Kesalahan

Evaluasi terbatas dilakukan terhadap 10 responden yang terdiri dari 5 pengguna berlatar belakang teknis (IT/Data) dan 5 pengguna non-teknis (manajemen/analitik bisnis), berfokus pada persepsi transparansi, tingkat kepercayaan awal, dan kemudahan penggunaan. Hasil menunjukkan bahwa 87% responden menyatakan sistem lebih transparan dibanding sistem *black-box*, 75% menyatakan lebih percaya terhadap hasil ketika penjelasan ditampilkan, dan pengguna non-teknis sangat terbantu oleh penjelasan naratif dibanding tampilan SQL. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi *explainability* berkontribusi positif terhadap persepsi *trust* dan

transparansi, meskipun jumlah responden yang terbatas menjadi salah satu keterbatasan penelitian ini.

Meskipun akurasi keseluruhan mencapai 90%, terjadi penurunan performa pada kategori *query* kompleks (80%) yang melibatkan *multi-table join*, agregasi bersarang, kombinasi filter dan perbandingan waktu, serta kondisi logika majemuk. Dari 10 *query* kompleks yang diuji, 2 *query* mengalami kesalahan interpretasi, sebagaimana dirangkum pada Tabel 4.

Tabel 4. Distribusi Kesalahan Kueri Kompleks

Jenis Kesalahan	Jumlah Kasus	Persentase
Kesalahan <i>Intent</i>	1	10%
Kesalahan <i>Mapping</i> Entitas	1	10%
Kesalahan Sintaks	0	0%
Total Error pada <i>Query</i> Kompleks	2 dari 10	20%

Hasil ini menunjukkan bahwa kesalahan tidak terjadi pada level sintaks SQL, melainkan pada level semantik dan interpretasi logika bisnis, khususnya pada pemahaman konteks komparatif dan temporal, interpretasi istilah konseptual analitik seperti “pertumbuhan”, serta kompleksitas relasi pada *query* dengan lebih dari tiga join. Pengembangan ke depan perlu difokuskan pada peningkatan model *intent classification* berbasis konteks, penambahan *rule library* untuk istilah analitik seperti *growth*, *ratio*, dan *contribution*, serta integrasi *semantic parsing* yang lebih mendalam.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa integrasi *explainability* ke dalam sistem *conversational analytics* untuk *data warehouse* mampu mengatasi karakteristik *black-box* yang selama ini menjadi kelemahan sistem konvensional.

Kerangka *Explainable Conversational Analytics* (ECA) yang diusulkan mengintegrasikan transparansi struktural (*SQL Transparency View*), penjelasan logika dalam bahasa alami (*Query Logic Explanation*), dan keterlacakan sumber data (*Data Source Traceability*) dalam satu arsitektur terpadu. Hasil pengujian menunjukkan akurasi konversi natural language ke SQL sebesar 90%, waktu respons rata-rata di bawah tiga detik untuk *query* kompleks, serta *Overall Clarity Score* sebesar 4,27 (skala 1–5) yang menunjukkan mekanisme penjelasan dinilai jelas dan membantu pemahaman pengguna. Evaluasi pengguna terbatas juga menunjukkan bahwa 87% responden menilai sistem lebih transparan dibanding sistem *black-box*.

Secara teoretis, penelitian ini memperkuat hubungan konseptual antara *explainability* dan pembentukan *trust* dalam sistem AI berbasis *data warehouse*. Secara praktis, sistem memungkinkan pengguna non-teknis mengakses *data warehouse* melalui bahasa alami dengan transparansi proses analitik yang lebih tinggi, sekaligus mendukung prinsip tata kelola data dan auditabilitas di lingkungan enterprise. Penelitian selanjutnya perlu melibatkan lebih banyak partisipan serta pengujian pada lingkungan industri nyata, khususnya untuk mengatasi keterbatasan pada interpretasi semantik *query* kompleks.

REFERENSI

- Afroogh, S., Akbari, A., Malone, E., Kargar, M., & Alambeigi, H. (2024). Trust in AI: progress, challenges, and future directions. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1568.
- Bibi, P. (2024). Establishing transparency and accountability in AI: Ethical standards for data governance and automated systems. Birkstedt, T., Minkkinen, M., Tandon, A., & Mäntymäki, M. (2023). *AI Governance: Themes, Knowledge Gaps and Future Agendas*. *Internet Research*, 33(7), 133–167.
- Dwivedi, R., Dave, D., Naik, H., Singhal, S., Omer, R., Patel, P., Qian, B., Wen, Z., Shah, T., & Morgan, G. (2023). Explainable AI (XAI): Core ideas, techniques, and solutions. *ACM Computing Surveys*, 55(9), 1–33.
- James, F. (2023). The Integration of Conversational AI with Data Lakes and Warehouses.
- Lukyanenko, R., Maass, W., & Storey, V. C. (2022). Trust in artificial intelligence: From a Foundational Trust Framework to emerging research opportunities. *Electronic Markets*, 32(4), 1993–2020.
- Pugu, M. R., Riyanto, S., & Haryadi, R. N. (2024). *Metodologi Penelitian; Konsep, Strategi, dan Aplikasi*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- Sabri, M. (2023). The embracement of design science research methodology in the development of digital transformation models. Available at SSRN 5011692.
- Yeo, W. J., Van Der Heever, W., Mao, R., Cambria, E., Satapathy, R., & Mengaldo, G. (2025). A comprehensive review on financial explainable AI. *Artificial Intelligence Review*, 58(6), 189.