



Systematic Literature Review: Integrasi Explainable AI dalam Decision Support System untuk Manajemen Risiko dan Krisis

Muhammad Damas Fatih¹, Hamzah Alghifari², Pariyadi³, Mohammad Alfiza Rayesa⁴

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Jambi, Jambi, Indonesia

⁴Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Jambi, Jambi, Indonesia

Email: ¹muhammaddamasfatih@unja.ac.id, ²hamzah.alghifari@unja.ac.id, ³pariyadi@unja.ac.id, ⁴m.alfizarayesa@unja.ac.id

Informasi Artikel

Diterima : 02-04-2026

Disetujui : 01-05-2026

Diterbitkan : 15-05-2026

ABSTRACT

The growing complexity of risks and crisis situations across various sectors has encouraged the development of Artificial Intelligence-based Decision Support Systems (DSS) to support more accurate, responsive, and data-driven decision-making. These systems are considered valuable because they can help decision-makers analyze uncertainty, recognize potential threats, predict possible impacts, and determine appropriate actions in complex conditions. However, the use of black-box AI models creates serious challenges, particularly regarding transparency, accountability, interpretability, and user trust. Therefore, this study focuses on examining the trend of Explainable Artificial Intelligence (XAI) integration in DSS for risk and crisis management, identifying the XAI methods commonly applied, and revealing research gaps that still need further attention. The study applies a Systematic Literature Review (SLR) method using the PRISMA approach, involving 47 selected articles obtained from Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect, and Google Scholar databases, published between 2020 and 2025. The findings show that XAI plays an important role in improving transparency, interpretability, and trust in AI-based DSS, with SHAP and LIME being the most frequently used methods. Nevertheless, gaps remain, especially limited XAI implementation in real-time crisis scenarios and insufficient human-centered design approaches. This study contributes a conceptual framework integrating DSS, XAI, and risk management.

Keyword: *Explainable AI, Decision Support System, Risk Management, Crisis Management, XAI*

ABSTRAK

Meningkatnya kompleksitas risiko dan situasi krisis di berbagai sektor telah mendorong pengembangan Sistem Pendukung Keputusan atau *Decision Support Systems* (DSS) berbasis Kecerdasan Buatan untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat, responsif, dan berbasis data. Sistem ini dinilai penting karena dapat membantu pengambil keputusan dalam menganalisis ketidakpastian, mengenali potensi ancaman, memprediksi kemungkinan dampak, serta menentukan tindakan yang tepat dalam kondisi yang kompleks. Namun, penggunaan model AI yang bersifat black-box menimbulkan tantangan serius, terutama terkait transparansi, akuntabilitas, interpretabilitas, dan kepercayaan pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada kajian tren integrasi Explainable Artificial Intelligence (XAI) dalam DSS untuk manajemen risiko dan krisis, mengidentifikasi metode XAI yang umum digunakan, serta mengungkap kesenjangan penelitian yang masih perlu mendapat perhatian lebih lanjut. Penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan pendekatan PRISMA, yang melibatkan 47 artikel terpilih dari basis data Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect, dan Google Scholar yang diterbitkan pada periode 2020 hingga 2025. Temuan menunjukkan bahwa XAI berperan penting dalam meningkatkan transparansi, interpretabilitas, dan kepercayaan terhadap DSS berbasis AI, dengan SHAP dan LIME sebagai metode yang paling sering digunakan. Meski demikian, masih terdapat kesenjangan, terutama terbatasnya penerapan XAI dalam skenario krisis waktu nyata dan kurangnya pendekatan desain yang berpusat pada manusia. Penelitian ini memberikan kontribusi berupa kerangka konseptual yang mengintegrasikan DSS, XAI, dan manajemen risiko.

Kata Kunci: *Explainable AI, Decision Support System, Risk Management, Crisis Management, XAI*

1. PENDAHULUAN

Di tengah semakin kompleksnya tantangan global, seperti bencana alam, krisis keuangan, gangguan rantai pasok, dan ancaman keamanan siber, manajemen risiko dan krisis menjadi bagian penting dalam strategi perusahaan. Pada bisnis digital, risiko tidak hanya mengganggu proses internal, tetapi juga dapat memengaruhi layanan, kepercayaan pelanggan, reputasi platform, dan pendapatan. Contohnya adalah kegagalan transaksi finansial, kesalahan rekomendasi algoritma, manipulasi harga berbasis data, gangguan sistem logistik, serta kebocoran data pelanggan. Karena itu, organisasi membutuhkan sistem yang akurat, cepat, andal, dan dapat dipercaya untuk membantu pengambilan

keputusan dalam situasi berisiko tinggi. Dalam hal ini, *Decision Support System* (DSS) berperan penting karena mampu membantu pengambil keputusan mengolah data kompleks, mengenali pola risiko, dan memberikan rekomendasi berbasis data.

Perkembangan kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) telah membawa perubahan besar pada DSS. Model *machine learning*, seperti *deep neural networks*, *gradient boosting*, dan *ensemble methods*, dapat mengolah data transaksi, perilaku pengguna, data logistik, sinyal pasar, serta data operasional secara *real-time*. Perkembangan ini menunjukkan bahwa DSS tidak lagi hanya bersifat statis, tetapi telah menjadi sistem yang lebih adaptif, prediktif, dan terhubung dengan proses bisnis digital. Sistem tersebut dapat digunakan untuk mendeteksi fraud, memprediksi keterlambatan rantai pasok, menilai risiko pelanggan, menentukan prioritas respons insiden, dan menjaga keberlanjutan layanan. Dengan demikian, penerapan AI dalam DSS tidak hanya meningkatkan akurasi analisis, tetapi juga membantu mengurangi kerugian ekonomi, memperkuat ketahanan operasional, dan mendukung keberlanjutan bisnis digital modern (Kostopoulos et al., 2024; Kovari, 2024; Soori et al., 2024).

Namun, penggunaan AI dalam DSS masih menghadapi tantangan utama, yaitu sifat *black box* pada banyak model AI. Kondisi ini membuat pengguna, auditor, maupun manajemen tidak selalu memahami alasan di balik hasil prediksi atau rekomendasi sistem. Dalam bisnis digital, kurangnya transparansi dapat menurunkan kepercayaan pengguna dan menimbulkan risiko hukum serta kepatuhan. Keputusan otomatis yang berkaitan dengan transaksi, layanan, penilaian risiko pelanggan, atau pemrosesan data pribadi perlu dapat dijelaskan agar organisasi dapat menunjukkan akuntabilitas, melakukan audit, memeriksa potensi bias, dan memenuhi aturan perlindungan data. Di Indonesia, hal ini relevan dengan Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi, yang menekankan pentingnya pemrosesan data secara aman, sah, dan akuntabel (Republik Indonesia, 2022). Oleh karena itu, model AI yang tidak dapat dijelaskan dapat menjadi kendala dalam penerapan DSS pada bisnis digital yang menuntut transparansi dan kepatuhan regulasi.

Explainable Artificial Intelligence (XAI) hadir sebagai pendekatan untuk mengatasi masalah *black box* pada AI. XAI bertujuan membuat hasil model lebih transparan, mudah dipahami, dan dapat dijelaskan kepada pengguna. Metode seperti SHAP dan LIME banyak digunakan karena mampu menjelaskan kontribusi fitur terhadap prediksi model, baik secara lokal maupun global. Dengan adanya penjelasan tersebut, pengguna dapat lebih memahami cara kerja sistem dan meningkatkan kepercayaan terhadap keputusan berbasis AI (Arrieta et al., 2020; Linardatos et al., 2021; Lundberg et al., 2020).

Tren pengembangan DSS berbasis AI saat ini mencakup penggunaan model ensemble dan deep learning untuk meningkatkan akurasi prediksi, pemanfaatan data real-time agar sistem lebih responsif, serta pengembangan DSS multimodal yang dapat mengolah berbagai jenis data, seperti teks, gambar, data terstruktur, dan data sensor. Dalam bidang XAI, penelitian terbaru menekankan pentingnya memilih metode penjelasan yang sesuai dengan konteks. Misalnya, SHAP digunakan untuk menjelaskan kontribusi fitur, pendekatan visual digunakan untuk model berbasis citra, dan evaluasi

penjelasan perlu disesuaikan dengan kebutuhan pengguna akhir (Du et al., 2020; Kostopoulos et al., 2024; Vilone & Longo, 2021).

Walaupun perkembangan tersebut cukup menjanjikan, masih terdapat beberapa celah dalam literatur. Pertama, banyak penelitian terdahulu masih membahas XAI secara umum dan belum secara khusus menjelaskan penerapannya dalam alur kerja DSS untuk manajemen risiko dan krisis. Kedua, penelitian tentang DSS berbasis AI lebih banyak menekankan akurasi, efisiensi, dan arsitektur sistem, tetapi belum banyak membahas aspek akuntabilitas, auditabilitas, dan kepatuhan regulasi dalam bisnis digital. Ketiga, studi XAI pada bidang tertentu, seperti keuangan atau kesehatan, belum sepenuhnya dapat diterapkan pada krisis bisnis digital yang bersifat lintas domain, *real-time*, dan berdampak cepat terhadap ekonomi maupun reputasi. Keempat, pendekatan *human-centered* masih kurang mendapat perhatian, padahal keberhasilan penjelasan AI sangat bergantung pada kemampuan pengguna, manajer risiko, auditor, dan pemangku kepentingan dalam memahami serta menggunakan penjelasan tersebut. Kelima, masih terbatas penelitian yang menawarkan kerangka integratif yang menghubungkan DSS, XAI, manajemen risiko/krisis, keberlanjutan bisnis digital, dan kepatuhan regulasi dalam satu model yang praktis (Gunning et al., 2021; Mohseni et al., 2021; Saranya & Subhashini, 2023).

Berdasarkan celah tersebut, kebaruan penelitian ini terletak pada tiga aspek utama. Pertama, penelitian ini menyajikan tinjauan sistematis yang secara khusus menghubungkan DSS, XAI, dan manajemen risiko/krisis dalam konteks bisnis digital. Kedua, penelitian ini tidak hanya memetakan metode XAI yang digunakan, tetapi juga menilai hubungannya dengan transparansi, akuntabilitas, auditabilitas, kepercayaan pengguna, dan keberlanjutan operasional. Ketiga, penelitian ini mengusulkan kerangka konseptual yang mengintegrasikan lapisan data, model AI/ML, mekanisme XAI, serta interaksi manusia-AI sebagai dasar pengembangan DSS yang lebih transparan, patuh regulasi, dan berorientasi pada pengguna.

Dengan demikian, penelitian ini memiliki empat tujuan utama. Pertama, mengevaluasi tren penelitian terkait integrasi AI dalam DSS untuk manajemen risiko dan krisis pada periode 2020 hingga 2025. Kedua, mengidentifikasi dan mengelompokkan metode AI dan XAI yang digunakan dalam DSS, termasuk kelebihan dan kekurangannya. Ketiga, menemukan celah penelitian dan peluang pengembangan yang belum banyak dikaji. Keempat, mengusulkan kerangka konseptual integrasi AI dan XAI dalam DSS untuk mendukung manajemen risiko dan krisis pada ekosistem bisnis digital.

2. METODE

Systematic Literature Review (SLR) digunakan dalam penelitian ini sebagai metode penelitian sekunder berbasis bukti untuk mensintesis berbagai studi primer secara sistematis, transparan, dan terstruktur. Pendekatan ini dipilih karena mampu memberikan gambaran komprehensif dan objektif mengenai topik penelitian, sekaligus meminimalkan bias seleksi melalui prosedur yang jelas.

Penelitian ini mengacu pada kerangka PRISMA sebagai standar pelaporan tinjauan sistematis. PRISMA menyediakan daftar periksa dan diagram alur yang mencakup tahap identifikasi, skrining, kelayakan, dan inklusi, sehingga proses seleksi literatur dapat dilakukan secara transparan, komprehensif, dan dapat diaudit.

Pengumpulan literatur dilakukan melalui empat basis data, yaitu *Scopus*, *IEEE Xplore*, *ScienceDirect*, dan *Google Scholar*. *Scopus*, *IEEE Xplore*, dan *ScienceDirect* digunakan sebagai sumber utama artikel jurnal serta prosiding terindeks, sedangkan *Google Scholar* digunakan sebagai sumber pelengkap. Basis data tersebut dipilih karena memiliki cakupan luas pada bidang sistem informasi, ilmu komputer, manajemen, dan bisnis digital. Pencarian dibatasi pada publikasi tahun 2020–2025 agar temuan yang diperoleh relevan dengan perkembangan terbaru DSS dan XAI. Strategi pencarian menggunakan kombinasi kata kunci dengan operator Boolean, seperti “*Decision Support System*”, “*DSS*”, “*Explainable AI*”, “*XAI*”, “*Risk Management*”, “*Crisis Management*”, “*Digital Business*”, “*AI Governance*”, serta padanan bahasa Indonesia seperti “Sistem Pendukung Keputusan”, “Pengendalian Risiko”, dan “Pengendalian Krisis”.

Seleksi literatur dilakukan melalui tiga tahap. Pada tahap identifikasi, ditemukan 847 artikel dari seluruh basis data. Setelah duplikasi dihapus, diperoleh 634 artikel unik. Pada tahap skrining judul dan abstrak, artikel diseleksi berdasarkan kriteria inklusi, yaitu berbahasa Inggris atau Indonesia, diterbitkan pada periode 2020–2025, membahas minimal dua topik utama antara DSS, XAI, dan manajemen risiko/krisis, serta berasal dari jurnal *peer-reviewed* atau prosiding terindeks. Sebanyak 412 artikel dieliminasi karena tidak sesuai ruang lingkup, sehingga 222 artikel masuk ke tahap penilaian teks lengkap.

Pada tahap penilaian teks lengkap, 222 artikel dibaca secara menyeluruh untuk menilai kesesuaian metodologis dan kontribusinya terhadap fokus penelitian. Dari tahap ini, 175 artikel dieliminasi karena tidak membahas metrik XAI secara memadai, tidak berbasis DSS, tidak relevan dengan manajemen risiko/krisis atau bisnis digital, berbentuk opini/editorial, tidak memiliki data yang dapat diekstraksi, atau tidak tersedia dalam teks lengkap. Dengan demikian, 47 artikel dinyatakan memenuhi kriteria kualitas dan relevansi untuk dianalisis lebih lanjut.

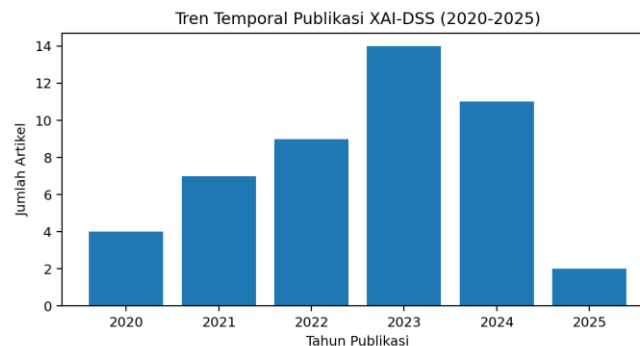
Analisis terhadap 47 artikel dilakukan dengan dua pendekatan. Pertama, analisis konten digunakan untuk mengidentifikasi tema utama, metode, temuan, keterbatasan, dan kontribusi penelitian. Kedua, klasifikasi tematik dilakukan berdasarkan domain aplikasi, teknik XAI, dan jenis DSS yang dikembangkan. Pendekatan ini membantu mengungkap pola, tren, serta celah penelitian yang tidak terlihat dari analisis artikel secara terpisah.

Instrumen utama penelitian ini adalah tabel ekstraksi data terstandarisasi yang memuat informasi penulis, tahun, sumber publikasi, tujuan penelitian, metode, domain aplikasi, teknik AI, temuan utama, keterbatasan, dan kontribusi. Untuk menjaga reliabilitas, dua peneliti menyusun tabel ekstraksi secara independen. Nilai Cohen’s Kappa sebesar 0,82 menunjukkan tingkat kesepakatan antar-rater yang kuat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

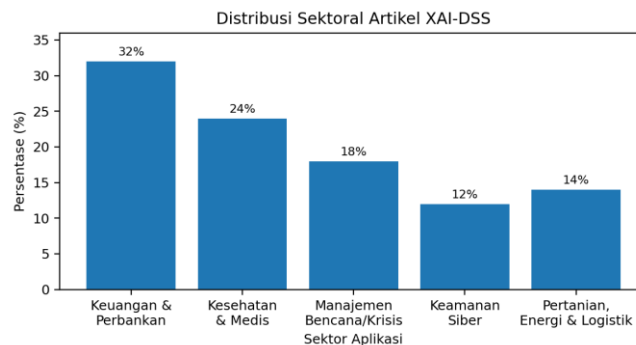
3.1. Tren Penelitian

Dalam lima tahun terakhir, distribusi temporal publikasi menunjukkan peningkatan minat penelitian terhadap integrasi XAI dalam DSS. Berdasarkan hasil ekstraksi, terdapat 4 artikel (8,5%) pada tahun 2020, meningkat menjadi 7 artikel (14,9%) pada tahun 2021, 9 artikel (19,1%) pada tahun 2022, dan mencapai puncak pada tahun 2023 dengan 14 artikel (29,8%). Pada tahun 2024 ditemukan 11 artikel (23,4%), sedangkan tahun 2025 masih berada pada tahap pengumpulan awal dengan 2 artikel (4,3%). Pola ini menunjukkan bahwa isu XAI-DSS semakin relevan setelah tahun 2022, seiring meningkatnya kebutuhan organisasi terhadap sistem keputusan yang tidak hanya akurat, tetapi juga transparan, dapat diaudit, dan dapat dipercaya dalam konteks risiko bisnis digital.



Gambar 1. Tren temporal publikasi XAI-DSS tahun 2020-2025

Distribusi sektoral menunjukkan bahwa keuangan dan perbankan menyumbang 32% dari total artikel, diikuti oleh kesehatan dan medis (24%), manajemen bencana dan kedaruratan (18%), keamanan siber (12%), serta aplikasi lain seperti pertanian, energi, dan logistik (14%). Temuan ini memperlihatkan bahwa domain keuangan dan kesehatan lebih cepat mengadopsi XAI-DSS karena memiliki risiko ekonomi, keselamatan, dan kepatuhan yang tinggi. Namun, proporsi artikel pada manajemen bencana, keamanan siber, dan logistik digital masih relatif terbatas, padahal ketiga area tersebut sangat penting bagi keberlanjutan bisnis digital modern, terutama ketika organisasi menghadapi gangguan layanan, serangan siber, kegagalan transaksi, dan disrupti rantai pasok.



Gambar 2. Distribusi sektoral artikel XAI-DSS

Systematic Literature Review: Integrasi Explainable AI dalam Decision Support System untuk Manajemen Risiko dan Krisis

Dari segi jenis penelitian, 57,4% artikel adalah studi empiris dengan implementasi sistem nyata, 27,7% adalah studi konseptual atau pengembangan *framework*, dan 14,9% adalah perbandingan atau evaluasi metode. Distribusi ini menunjukkan bahwa bidang ini telah cukup matang secara empiris untuk beberapa domain, tetapi masih membutuhkan pengembangan *framework* konseptual yang lebih komprehensif dan inklusif.

Tabel 1 berikut menyajikan ringkasan data ekstraksi dari 15 artikel representatif yang dipilih berdasarkan relevansi, kontribusi metodologis, serta kedekatannya dengan integrasi DSS, XAI, dan manajemen risiko/krisis. Untuk memperkuat dimensi manajemen informatika dan bisnis digital, tabel ini tidak hanya memuat fokus penelitian dan metode XAI, tetapi juga jenis data/metode AI utama serta dampaknya terhadap manajemen bisnis.

Tabel 1. Ringkasan Ekstraksi Data Literatur Terpilih dan Implikasi Manajemen Bisnis (2020-2025)

No	Penulis & Tahun	Fokus Penelitian	Metode XAI	Domain	Temuan Utama	Jenis Data/Metode AI Utama & Dampak terhadap Manajemen Bisnis
1	Arrieta et al. (2020)	Taksonomi dan tantangan XAI menuju Responsible AI	SHAP, LIME, visual explanation	Umum / Multi-domain	XAI meningkatkan transparansi, akuntabilitas, dan kepercayaan pada sistem AI berisiko tinggi.	Multi-model review; mendukung tata kelola AI transparan, akuntabel, dan responsible AI.
2	Linardatos et al. (2021)	Review metode interpretabilitas machine learning	SHAP, LIME, PDP	Multi-domain	SHAP dan LIME menjadi metode populer untuk menjelaskan model black box secara lokal maupun global operasional.	ML interpretability; membantu pemilihan model prediktif yang dapat dijelaskan untuk keputusan operasional.
3	Du et al. (2020)	Teknik interpretabilitas machine learning	Intrinsic dan post-hoc explanation	Machine Learning	Interpretabilitas perl dilihat dari dimensi global/lokal dan intrinsik/post-hoc.	Intrinsic dan post-hoc ML explanation; memperkuat audit dan validasi model.
4	Lundberg et al. (2020)	Penjelasan lokal menuju pemahaman global pada model pohon	TreeSHAP	Machine Learning / Medis	SHAP dapat menjelaskan struktur global model dengan menggabungkan penjelasan lokal.	Tree-based ensemble/TreeSHAP; relevan untuk prediksi risiko terstruktur dengan penjelasan global-lokal.
5	Sokol & Flach (2020)	Framework asesmen pendekatan explainability	Explainability fact sheets	Multi-domain	Pemilihan metode XAI perlu mempertimbangkan konteks, tujuan, dan kebutuhan pengguna.	Explainability assessment framework; mendukung standarisasi evaluasi sebelum sistem digunakan manajerial.

Systematic Literature Review: Integrasi Explainable AI dalam Decision Support System untuk
Manajemen Risiko dan Krisis

No	Penulis & Tahun	Fokus Penelitian	Metode XAI	Domain	Temuan Utama	Jenis Data/Metode AI Utama & Dampak terhadap Manajemen Bisnis
6	Tomsett et al. (2020)	Evaluasi metrik saliency untuk XAI	Saliency metrics	Computer Vision	Evaluasi visual explanation harus diuji agar tidak menghasilkan penjelasan yang menyesatkan.	Saliency-based evaluation; mengurangi risiko salah tafsir visual explanation.
7	Mohseni et al. (2021)	Framework desain dan evaluasi XAI	Human-centered XAI	HCI / Multi-domain	Evaluasi XAI perlu melibatkan pengguna dan tujuan desain yang jelas.	Human-centered XAI; menyesuaikan penjelasan dengan kebutuhan pengguna bisnis.
8	Vilone & Longo (2021)	Konsep explainability dan pendekatan evaluasi	Multi-method XAI	Multi-domain	Explainability memiliki banyak dimensi sehingga evaluasinya perlu disesuaikan dengan konteks penggunaan.	Multi-method XAI evaluation; menyelaraskan kualitas penjelasan dengan konteks dan tingkat risiko.
9	Gunning et al. (2021)	Retrospektif program DARPA XAI	Multi-method XAI	Keamanan / Militer	XAI penting agar pengguna memahami, mempercayai, dan mengelola sistem AI secara tepat.	Multi-method XAI untuk sistem berisiko tinggi; memperkuat trust calibration dan kontrol keputusan.
10	Kostopoulos et al. (2024)	Review XAI dalam decision support systems	SHAP, LIME, counterfactual, visual explanation	DSS / Multi-domain	Integrasi XAI dalam DSS menuntut keseimbangan antara akurasi, transparansi, dan kebutuhan pengguna.	XAI-DSS; menyeimbangkan akurasi, transparansi, dan keberterimaan pengguna bisnis.
11	Kovari (2024)	AI untuk DSS: akurasi, transparansi, dan kepercayaan	Explainability dan trust	Multi-sector DSS	Keberhasilan AI-DSS dipengaruhi oleh akurasi, transparansi, etika, dan kepercayaan pengguna.	AI-DSS multi-sektor; mendukung keputusan berbasis data dengan pertimbangan etika dan trust.
12	Černevičienė & Kabasinskas (2024)	Systematic review XAI dalam keuangan	SHAP, rule-based methods, feature importance	Keuangan	XAI banyak digunakan pada credit management, fraud detection, dan prediksi keuangan.	Data keuangan terstruktur; berdampak pada fraud detection, credit risk, dan kepatuhan.

No	Penulis & Tahun	Fokus Penelitian	Metode XAI	Domain	Temuan Utama	Jenis Data/Metode AI Utama & Dampak terhadap Manajemen Bisnis
13	Soori et al. (2024)	Review AI-based DSS dalam Industry 4.0	Machine learning, deep learning	Industri 4.0	AI-DSS mendukung pemrosesan data kompleks untuk meningkatkan kualitas keputusan operasional.	ML/deep learning Industry 4.0; mendukung optimasi operasional dan efisiensi bisnis.
14	Saranya & Subhashini (2023)	Systematic review perkembangan dan aplikasi XAI	SHAP, LIME, Multi-counterfactual	Multi-domain	XAI berkembang sebagai pendekatan penting untuk meningkatkan transparansi dan kepercayaan pengguna.	SHAP, LIME, counterfactual; memperluas transparansi keputusan lintas domain.
15	Badhon et al. (2025)	Framework XAI untuk penilaian risiko proyek	Belief Rule-Based System	Manajemen Risiko Proyek	Framework XAI dapat meningkatkan transparansi dan akuntabilitas dalam penilaian risiko berisiko tinggi.	Belief Rule-Based System; meningkatkan interpretabilitas dan mitigasi risiko proyek.

3.2. Klasifikasi Metode XAI

3.2.1. Model-Agnostic Methods

Metode model-agnostic merupakan kategori yang paling banyak ditemukan dalam literatur yang dianalisis. Metode ini menawarkan fleksibilitas karena dapat diterapkan pada berbagai jenis model AI tanpa bergantung pada arsitektur internal model. SHAP (SHapley Additive exPlanations) menjadi salah satu metode yang paling menonjol karena berlandaskan teori permainan Shapley dan mampu menjelaskan kontribusi setiap fitur terhadap prediksi model secara lokal maupun global (Linardatos et al., 2021; Lundberg et al., 2020).

LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) digunakan untuk membangun model lokal yang sederhana dan interpretable di sekitar prediksi individual. Metode ini berguna ketika pengguna membutuhkan penjelasan berbasis kasus atau instance tertentu. Kombinasi SHAP dan LIME sering dipertimbangkan karena keduanya dapat saling melengkapi: SHAP kuat dalam konsistensi kontribusi fitur, sedangkan LIME relatif mudah digunakan untuk menjelaskan prediksi lokal (Arrieta et al., 2020; Sokol & Flach, 2020).

3.2.2. Model-Specific Methods

Metode *model-specific* dirancang untuk model tertentu dan biasanya lebih efisien secara komputasional. Untuk model berbasis pohon keputusan, teknik seperti *feature importance* dan *partial dependence plot* banyak digunakan. Untuk model *deep learning*,

pendekatan seperti *attention mechanism*, *layer-wise relevance propagation*, *integrated gradients*, dan *saliency-based explanation* digunakan untuk menjelaskan bagian input atau fitur yang paling memengaruhi keluaran model. Keunggulan metode ini adalah efisiensi dan kedekatannya dengan arsitektur model, tetapi kelemahannya adalah keterbatasan generalisasi ke model lain (Du et al., 2020; Tomsett et al., 2020).

3.2.3. Visual Explanation Methods

Metode berbasis visualisasi memainkan peran penting dalam memfasilitasi pemahaman intuitif, terutama bagi pengguna non-teknis. Pola pengambilan keputusan model dapat divisualisasikan melalui *saliency maps*, *Grad-CAM*, *heatmap*, atau teknik visualisasi berbasis reduksi dimensi. Visualisasi menjadi penting dalam DSS untuk manajemen krisis karena pengambil keputusan sering membutuhkan informasi yang cepat dipahami di bawah tekanan waktu (Kostopoulos et al., 2024; Vilone & Longo, 2021).

3.3. Peran XAI dalam Decision Support System

Dengan menggunakan XAI, proses pengambilan keputusan model AI yang semula sulit dipahami dapat dibuat lebih transparan dan dapat dikritisi. Berdasarkan sintesis literatur, peran XAI dalam DSS dapat dijelaskan melalui tiga dimensi utama, yaitu transparansi, kepercayaan pengguna, dan kualitas keputusan. Transparansi memungkinkan pengguna memvalidasi rekomendasi sistem, mendeteksi potensi bias, serta menilai apakah keluaran sistem sesuai dengan konteks masalah yang dihadapi (Arrieta et al., 2020; Kovari, 2024).

Kepercayaan pengguna terhadap DSS merupakan faktor penting dalam keberhasilan adopsi sistem. Penjelasan yang baik membantu pengguna memahami alasan di balik rekomendasi sistem, tetapi kepercayaan yang ideal bukanlah kepercayaan buta. XAI seharusnya menghasilkan calibrated trust, yaitu kondisi ketika pengguna percaya pada sistem secara proporsional sesuai kualitas bukti dan batas kemampuan model (Gunning et al., 2021; Mohseni et al., 2021).

Kualitas keputusan akhir menjadi indikator penting efektivitas DSS. Dalam konteks manajemen risiko dan krisis, XAI berperan membantu pengguna menilai dasar rekomendasi, membandingkan alternatif tindakan, serta memahami konsekuensi dari setiap pilihan. Dengan demikian, DSS berbasis XAI tidak hanya berfungsi sebagai alat prediksi, tetapi juga sebagai mekanisme pendukung penalaran bagi pengambil keputusan (Badhon et al., 2025; Černevičienė & Kabasinskas, 2024).

3.4. Tantangan Implementasi

Dalam literatur, tantangan teknis yang paling sering dibahas adalah *trade-off* antara interpretabilitas dan akurasi model. Model kompleks seperti *deep neural networks* biasanya memiliki kemampuan prediktif tinggi, tetapi sulit dijelaskan. Sebaliknya, model sederhana seperti *decision tree* atau regresi linear lebih mudah dipahami, tetapi tidak selalu menghasilkan performa terbaik untuk data kompleks. Metode *post-hoc* seperti SHAP dan LIME dapat membantu menjelaskan model kompleks, tetapi penjelasan tersebut tetap bersifat aproksimatif dan perlu dievaluasi secara hati-hati (Du et al., 2020; Linardatos et al., 2021).

Dari sudut pandang manajemen operasional bisnis digital, paradoks akurasi dan interpretabilitas tidak dapat diselesaikan hanya dengan memilih model yang memiliki nilai akurasi tertinggi. Misalnya, model dengan akurasi 99% tetapi bersifat *black-box* mungkin menarik untuk deteksi fraud, rekomendasi e-commerce, penilaian kredit digital, atau prediksi gangguan logistik. Namun, apabila model tersebut tidak mampu menjelaskan alasan di balik keputusan, organisasi akan menghadapi risiko tambahan berupa kesulitan audit, potensi bias tersembunyi, penolakan pengguna, konflik dengan pelanggan, dan hambatan kepatuhan regulatif. Dalam konteks ini, akurasi tinggi dapat berubah menjadi risiko manajerial apabila keputusan sistem tidak dapat ditelusuri dan dipertanggungjawabkan.

Sebaliknya, model dengan akurasi lebih rendah, misalnya 85%, tetapi memiliki transparansi tinggi dapat lebih layak digunakan pada keputusan yang berdampak langsung terhadap pelanggan, keuangan, reputasi, atau keberlanjutan layanan. Transparansi memungkinkan manajer memahami faktor penyebab rekomendasi, membandingkan alternatif tindakan, melakukan koreksi ketika model menghasilkan keputusan yang tidak wajar, serta mendokumentasikan alasan keputusan untuk kepentingan audit. Dengan demikian, organisasi bisnis digital perlu menerapkan pendekatan *risk-based model selection*, yaitu memilih model berdasarkan tingkat risiko keputusan, bukan semata-mata berdasarkan metrik akurasi.

Pada keputusan operasional berisiko rendah dan berdampak terbatas, model *black-box* dengan akurasi tinggi masih dapat diterima selama terdapat monitoring kinerja yang memadai. Namun, pada keputusan berisiko tinggi seperti persetujuan kredit digital, prioritas transaksi, deteksi fraud, pemblokiran akun, pricing otomatis, atau manajemen krisis layanan, organisasi sebaiknya memprioritaskan model yang dapat dijelaskan, atau menggunakan model kompleks yang dilengkapi mekanisme XAI, *human oversight*, *audit trail*, dan prosedur eskalasi. Dengan cara ini, XAI tidak diposisikan sebagai pelengkap teknis, tetapi sebagai mekanisme tata kelola untuk menyeimbangkan akurasi, akuntabilitas, kepercayaan, dan keberlanjutan bisnis digital.

Tantangan metodologis lain adalah belum adanya standar evaluasi XAI yang benar-benar universal. Kualitas penjelasan dapat dinilai dari *fidelity*, *comprehensibility*, *consistency*, *actionability*, dan *usefulness* bagi pengguna. Perbedaan fokus evaluasi ini membuat hasil antarpencapaian tidak selalu mudah dibandingkan. Karena itu, evaluasi XAI perlu menggabungkan metrik teknis dan studi pengguna agar kualitas penjelasan tidak hanya benar secara komputasional, tetapi juga bermakna bagi pengambil keputusan (Mohseni et al., 2021; Vilone & Longo, 2021).

Dalam konteks manajemen krisis, ada tantangan tambahan yang berbeda. Dalam situasi krisis, ketersediaan waktu yang sangat terbatas sering kali tidak sesuai dengan kebutuhan waktu untuk memproses dan memahami penjelasan XAI yang kompleks. Pengambil keputusan dalam situasi krisis juga dapat mengalami tingkat stres yang tinggi, yang dapat mengurangi kemampuan kognitif mereka untuk memproses informasi penjelasan. Keterbatasan data sejarah krisis yang berkualitas untuk melatih model (karena krisis adalah langka dan heterogen) dan kebutuhan untuk memperbarui model secara *real-time* seiring perkembangan kondisi krisis adalah masalah lain.

3.5. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Hasil penelitian ini sejalan dengan studi tinjauan sebelumnya yang menunjukkan bahwa SHAP merupakan salah satu metode XAI yang banyak digunakan dan bahwa pendekatan *post-hoc* dapat membantu meningkatkan interpretabilitas model *black box*. Temuan ini juga menguatkan argumen bahwa XAI penting dalam pengambilan keputusan berisiko tinggi karena dapat meningkatkan transparansi, akuntabilitas, dan kepercayaan pengguna terhadap sistem AI (Arrieta et al., 2020; Černevičienė & Kabasinskas, 2024; Linardatos et al., 2021).

Kontribusi khusus pada area manajemen risiko dan krisis adalah perbedaan utama dari penelitian sebelumnya. Penelitian ini secara khusus mempelajari rincian dan kebutuhan khusus yang terkait dengan situasi krisis. Hal ini termasuk masalah pengolahan data secara real-time dan keterbatasan kognitif pengguna selama situasi stres. Selain itu, penelitian ini adalah yang pertama yang secara eksplisit menyarankan struktur konseptual yang menggabungkan ketiga domain secara bersamaan.

Identifikasi perbedaan khusus antara kemampuan AI saat ini dan kebutuhan nyata dalam skenario manajemen krisis adalah kontribusi baru yang signifikan dari penelitian ini. Hasil ini memungkinkan agenda penelitian yang lebih fokus dan terkonsentrasi, terutama dalam hal pengembangan teknik XAI yang dioptimalkan untuk kondisi tekanan tinggi dan keterbatasan waktu.

3.6. Framework Konseptual yang Diusulkan

Penelitian ini mengusulkan sebuah rangka kerja konseptual yang disebut XAI-DSS-CRM (*Explainable AI-based Decision Support System for Crisis and Risk Management*) berdasarkan sintesis menyeluruh dari 47 artikel yang dikaji. Struktur ini terdiri dari empat lapisan yang saling berhubungan.

Lapisan data memastikan kualitas dan integritas data yang dimasukkan ke dalam model AI dengan mengumpulkan dan memproses data dari berbagai sumber, seperti sensor, database historis, dan sumber data eksternal. Lapisan AI/ML kedua mengandung model prediktif dan analitik yang mengolah data untuk membuat prediksi risiko dan saran untuk tindakan. Lapisan ini memilih model berdasarkan kebutuhan untuk mengimbangi akurasi dan interpretabilitas sesuai konteks penggunaan.

Sentral dari struktur ini adalah lapisan XAI. Lapisan ini menggabungkan metode XAI yang disesuaikan dengan konteks, seperti SHAP untuk pemahaman internasional, LIME untuk penjelasan lokal, dan teknik visualisasi untuk presentasi intuitif. Lapisan interaksi manusia-AI adalah lapisan keempat yang dibangun berdasarkan prinsip-prinsip desain yang berpusat pada manusia. Ini mencakup mekanisme feedback yang memungkinkan sistem belajar dari keputusan yang dibuat oleh pengguna.

3.7. Implikasi Penelitian

Dari sudut pandang teoretis, penelitian ini menyediakan rangka kerja konseptual untuk menjembatani tiga bidang penelitian yang selama ini berkembang secara berbeda: DSS, XAI, dan manajemen risiko dan krisis. Struktur ini dapat digunakan sebagai landasan teoritis untuk

membangun model penelitian yang lebih khusus dan dapat diuji secara empiris. Selain itu, menemukan celah penelitian secara sistematis memberikan panduan yang jelas bagi peneliti masa depan tentang jalur penelitian yang paling penting dan mungkin paling bermanfaat.

Penemuan penelitian ini memiliki konsekuensi langsung bagi para praktisi dan manajer yang bertanggung jawab untuk membuat dan menerapkan sistem pendukung keputusan dalam organisasi. Pertama, metode XAI yang tepat dapat meningkatkan penerimaan dan penggunaan DSS. Kedua, desain antarmuka pengguna yang mengintegrasikan penjelasan XAI harus mempertimbangkan tekanan kognitif dan keterbatasan waktu dalam situasi krisis. Ketiga, struktur yang diusulkan dapat membantu organisasi membuat DSS berbasis AI yang akurat, transparan, dan dapat dipercaya.

3.8. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui secara jelas karena ini adalah tinjauan sistematis. Pertama dan terpenting, karena analisis sepenuhnya bergantung pada literatur yang tersedia dan dapat diakses, mungkin tidak mencerminkan seluruh kemajuan di lapangan. Ini terutama berlaku untuk penelitian yang dilakukan dalam lingkungan industri tetapi tidak dipublikasikan secara publik. Artikel yang ditulis dalam bahasa selain Inggris dan Indonesia juga tidak termasuk dalam review ini.

Kedua, framework konseptual yang diusulkan tidak divalidasi secara empiris. Ini karena framework ini bersifat konseptual dan berasal dari sintesis literatur, dan akan membutuhkan pengujian empiris tambahan untuk menunjukkan bahwa itu efektif dan relevan dalam dunia nyata. Ketiga, kemajuan yang cepat dalam bidang AI mungkin telah melampaui literatur yang ditinjau, terutama terkait metode terbaru. Dalam beberapa tahun ke depan, penelitian replikasi mungkin menemukan pola yang berbeda.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil melakukan tinjauan sistematis terhadap 47 artikel ilmiah yang membahas integrasi *Explainable AI* (XAI) dalam *Decision Support System* (DSS) untuk manajemen risiko dan krisis dalam rentang tahun 2020–2025. Berdasarkan analisis komprehensif yang dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama.

Pertama, XAI terbukti secara empiris memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan transparansi, interpretabilitas, dan kepercayaan pengguna terhadap DSS berbasis AI. Hal ini tidak hanya berdampak pada penerimaan teknologi, tetapi secara langsung meningkatkan kualitas keputusan yang dihasilkan dari kolaborasi human-AI. Kedua, metode SHAP dan LIME mendominasi implementasi XAI dalam konteks DSS, namun kombinasi yang tepat antara pendekatan *model-agnostic*, *model-specific*, dan *visual explanation* perlu disesuaikan dengan kebutuhan spesifik domain dan karakteristik pengguna.

Ketiga, terdapat kesenjangan yang signifikan antara perkembangan XAI-DSS di domain umum (seperti keuangan dan kesehatan) dengan aplikasinya dalam manajemen krisis yang bersifat real-time dan berisiko tinggi. Aspek human-centered design dan pertimbangan faktor

kognitif pengguna dalam situasi darurat masih sangat kurang mendapat perhatian dalam literatur yang ada. Keempat, *framework* konseptual XAI-DSS-CRM yang diusulkan penelitian ini menawarkan landasan yang komprehensif untuk pengembangan penelitian dan sistem masa depan yang lebih terintegrasi dan berorientasi pada pengguna.

4.2. Saran

Berdasarkan temuan dan kesimpulan penelitian, beberapa saran penelitian ke depan dapat dirumuskan. Pertama, penelitian empiris dengan validasi lapangan sangat diperlukan untuk menguji dan memfinalisasi *framework* konseptual yang diusulkan. Studi eksperimen dan studi kasus yang melibatkan pengambil keputusan nyata dalam skenario manajemen krisis yang disimulasikan akan memberikan bukti empiris yang saat ini masih langka. Perhatian khusus perlu diberikan pada pengukuran dampak XAI terhadap kecepatan dan akurasi keputusan dalam kondisi tekanan waktu tinggi.

Kedua, pengembangan DSS berbasis XAI untuk skenario *real-time* merupakan prioritas penelitian yang mendesak. Tantangan teknis dalam memproses dan menjelaskan model secara *real-time* perlu ditangani melalui inovasi algoritmik, termasuk pengembangan metode XAI yang lebih efisien secara komputasional dan optimasi untuk perangkat dengan sumber daya terbatas. Integrasi dengan teknologi edge computing dan 5G dapat membuka peluang baru untuk implementasi XAI-DSS dalam konteks krisis lapangan.

Ketiga, pendekatan *human centered design* perlu dijadikan prinsip utama dalam pengembangan DSS berbasis XAI untuk manajemen krisis. Penelitian interdisipliner yang melibatkan ahli psikologi kognitif, desainer UX, dan pakar manajemen krisis diperlukan untuk merancang antarmuka dan mekanisme penjelasan yang optimal untuk kondisi stres tinggi dan keterbatasan waktu. Pengembangan standar dan protokol evaluasi XAI yang dapat diterima secara internasional juga menjadi kebutuhan mendesak untuk mendorong kemajuan yang lebih terukur dan terstandarisasi di bidang ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82–115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- Badhon, B., Chakraborty, R. K., Anavatti, S. G., & Vanhoucke, M. (2025). IRAF-BRB: An explainable AI framework for enhanced interpretability in project risk assessment. *Expert Systems with Applications*, 285, 127979. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.127979>
- Černevičienė, J., & Kabasinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 57, Article 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>

- Du, M., Liu, N., & Hu, X. (2020). Techniques for interpretable machine learning. *Communications of the ACM*, 63(1), 68–77. <https://doi.org/10.1145/3359786>
- Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S., & Yang, G.-Z. (2021). DARPA's explainable AI (XAI) program: A retrospective. *Applied AI Letters*, 2(4), e61. <https://doi.org/10.1002/ail2.61>
- Kostopoulos, G., Davrazos, G., & Kotsiantis, S. (2024). Explainable Artificial Intelligence-based Decision Support Systems: A recent review. *Electronics*, 13(14), 2842. <https://doi.org/10.3390/electronics13142842>
- Kovari, A. (2024). AI for decision support: Balancing accuracy, transparency, and trust across sectors. *Information*, 15(11), 725. <https://doi.org/10.3390/info15110725>
- Linardatos, P., Papastefanopoulos, V., & Kotsiantis, S. (2021). Explainable AI: A review of machine learning interpretability methods. *Entropy*, 23(1), 18. <https://doi.org/10.3390/e23010018>
- Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N., & Lee, S. I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, 2(1), 56–67. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9>
- Mohseni, S., Zarei, N., & Ragan, E. D. (2021). A multidisciplinary survey and framework for design and evaluation of explainable AI systems. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 11(3–4), Article 24. <https://doi.org/10.1145/3387166>
- Republik Indonesia. (2022). Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi. Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2022 Nomor 196.
- Saranya, A., & Subhashini, R. (2023). A systematic review of Explainable Artificial Intelligence models and applications: Recent developments and future trends. *Decision Analytics Journal*, 7, 100230. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100230>
- Sokol, K., & Flach, P. (2020). Explainability fact sheets: A framework for systematic assessment of explainable approaches. In *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (pp. 56–67). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3351095.3372870>
- Soori, M., Ghaleh Jough, F. K., Dastres, R., & Arezoo, B. (2024). AI-based decision support systems in Industry 4.0, a review. *Journal of Economy and Technology*, 2, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.08.005>
- Tomsett, R., Harborne, D., Chakraborty, S., Gurram, P., & Preece, A. (2020). Sanity checks for saliency metrics. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34(4), 6021–6029. <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i04.5819>
- Vilone, G., & Longo, L. (2021). Notions of explainability and evaluation approaches for explainable artificial intelligence. *Information Fusion*, 76, 89–106. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.05.009>