

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Penipuan Keuangan

Penipuan keuangan adalah tindakan yang dilakukan secara sengaja, terorganisir, dan biasanya tersembunyi dengan tujuan memperoleh keuntungan finansial melalui cara yang melanggar hukum, melanggar etika, atau menyimpang dari prosedur keuangan yang tepat (Hukum et al., 2023). Pelaku penipuan keuangan bisa jadi dari individu, kelompok, atau organisasi dengan memanfaatkan kelemahan sistem, masalah pengendalian internal, atau ketidaktahuan pihak lain untuk mengubah data, transaksi, aset, atau laporan keuangan (Akbar et al., 2024). Kesengajaan, penyembunyian, dan penyalahgunaan kepercayaan adalah ciri khas Penipuan keuangan. Unsur kesengajaan menunjukkan bahwa pelaku merencanakan tindakan tersebut, bukan kesalahan administratif biasa. Unsur penyembunyian menunjukkan bahwa fraud dilakukan dengan cara-cara tertentu yang tidak dapat dideteksi, seperti melalui pembukuan yang salah, pemalsuan dokumen, atau penggunaan identitas lain. Penyalahgunaan kepercayaan mencakup posisi orang yang sering memiliki akses atau otoritas tertentu, seperti auditor, manajer, atau karyawan internal (Srivastava et al., 2024).

Secara luas, ruang lingkup penipuan keuangan mencakup tiga kategori utama :

- a. Kecurangan Laporan Keuangan (*Financial Statement Fraud*) merupakan tindakan yang memalsukan, memanipulasi, atau menyajikan informasi

akuntansi secara tidak wajar sehingga laporan keuangan tidak lagi mencerminkan keadaan sebenarnya karena manajemen memiliki akses dan otoritas untuk mengatur penyusunan laporan keuangan (Suganda, 2024).

- b. Penggelapan Aset (*Asset Misappropriation*) Adalah jenis penipuan keuangan di mana aset perusahaan dicuri, ditransfer, atau digunakan tanpa izin oleh karyawan atau pihak internal yang memiliki akses ke uang, barang, atau sistem persediaan (Mer et al., 2024).
- c. Korupsi (*Corruption*) merupakan pemanfaatan posisi atau kekuasaan untuk memperoleh keuntungan pribadi dengan mengorbankan organisasi atau masyarakat umum. Korupsi dapat terjadi di organisasi swasta maupun pemerintahan (Rakshit et al., 2021).

Wells (2005) mengembangkan *Theory of Fraud Detection*, yang digunakan sebagai dasar untuk penjelasan penelitian ini tentang karakteristik, mekanisme, dan cakupan penipuan keuangan. Teori deteksi penipuan tidak hanya menjelaskan mengapa penipuan terjadi, tetapi juga menekankan bahwa pemahaman tentang pola perilaku pelaku, kelemahan sistem organisasi, dan indikator finansial yang tidak wajar dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan mencegah penipuan. Teori ini juga berbicara tentang bagaimana penipuan dapat dideteksi melalui gejala awal penipuan (bendera merah) dan analisis data yang sistematis.

B. Kinerja Keuangan

Menurut (Irhan Fahmi., 2011) Kinerja keuangan adalah analisis yang dilakukan untuk melihat sejauh mana suatu perusahaan telah melaksanakan aturan pelaksanaan keuangan dengan benar. (Fahmi., 2017) menyatakan bahwa kinerja keuangan adalah analisis yang dilakukan untuk mengevaluasi seberapa baik suatu perusahaan telah mematuhi peraturan pelaksanaan keuangan. Pada dasarnya, kinerja keuangan menunjukkan seberapa baik perusahaan berhasil menghasilkan laba, mengelola aset, memenuhi kewajiban, dan mempertahankan stabilitas keuangan.

Salah satu tujuan dari penilaian kinerja keuangan adalah untuk mengetahui sejauh mana suatu organisasi mampu mengelola sumber daya ekonominya secara efisien, efektif, dan berkelanjutan (Ramzan & Lokanan, 2024). Dalam dunia manajemen kontemporer, kinerja keuangan tidak hanya diukur dari jumlah keuntungan yang dihasilkan; itu juga diukur dari seberapa baik organisasi mampu mempertahankan stabilitas likuiditas, memaksimalkan nilai pemegang saham, mengelola risiko, dan memastikan keberlanjutan bisnis dalam jangka panjang (Handoko & Liusman, 2021).

Kinerja keuangan perusahaan dalam penelitian penipuan keuangan berfungsi sebagai indikator strategis kondisi keuangan perusahaan, tekanan finansial, dan potensi risiko yang dapat memicu fraud (Jullum et al., 2020). Perusahaan dengan kondisi keuangan yang buruk cenderung menghadapi tekanan untuk menunjukkan performa yang stabil, dan tekanan ini dapat mendorong manajemen untuk mengubah laporan keuangan untuk menunjukkan kinerja yang lebih baik daripada yang sebenarnya. Akibatnya, kinerja keuangan menjadi salah satu faktor yang sering digunakan untuk

memprediksi atau mengidentifikasi kemungkinan fraud (Narsimha et al., 2022). Selain itu, dalam konteks perkembangan teknologi, data kinerja keuangan menjadi salah satu komponen utama yang digunakan oleh sistem Artificial Intelligence (AI) dan machine learning untuk mendeteksi pola-pola anomali yang mengindikasikan fraud (Xu et al., 2024). Model prediktif menggunakan data laporan keuangan sebagai input untuk menentukan apakah kinerja atau transaksi perusahaan keluar dari pola normal. Oleh karena itu, kualitas, akurasi, dan transparansi kinerja finansial sangat menentukan keberhasilan sistem deteksi *fraud* berbasis AI (Naranjo-Zolotov et al., 2019).

2. Artificial Intelligence

AI terdiri dari beberapa bagian utama yang bekerja sama untuk meniru pikiran dan tindakan manusia. Komponen-komponen ini meliputi:

- i. *Mechine Learning* (ML) adalah cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem belajar dari data tanpa diprogram sebelumnya. Algoritma ML menggunakan pola data untuk memprediksi atau membuat Keputusan (Fadzlul Rahman & Saputra, 2023).
- ii. *Natural Language Processing* (NLP) memungkinkan komputer untuk memahami, menganalisis, dan menghasilkan bahasa manusia secara alami, seperti dalam pengolahan teks atau pengenalan suara (Patty et al., 2023).
- iii. *Computer Vision* adalah kemampuan sistem AI untuk mengenali dan menganalisis gambar atau video, seperti identifikasi objek, wajah, atau pola visual lainnya, dikenal sebagai visi computer (Patty et al., 2023).

iv. *Deep learning* adalah subbidang pengajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf tiruan—juga dikenal sebagai jaringan saraf buatan—untuk memproses data yang sangat besar dengan struktur yang mirip dengan otak manusia (Fadzlul Rahman & Saputra, 2023).

3. Penerimaan Artificial Intelligence

a) Konsep Penerimaan Teknologi

Sejauh mana seseorang atau organisasi bersedia menggunakan teknologi baru dalam operasi mereka disebut sebagai penerimaan teknologi. Penerimaan teknologi dalam konteks sistem keuangan dan pengendalian risiko sangat penting untuk keberhasilan implementasi inovasi, termasuk Artificial Intelligence (Roszkowska, 2021). Tingkat penerimaan pengguna sangat memengaruhi keberhasilan integrasi AI dalam proses bisnis karena teknologi canggih sekalipun tidak bermanfaat jika tidak digunakan secara efektif oleh penggunanya (Baridah et al., 2025).

b) Artificial Intelligence dalam Sistem Keuangan

Sektor keuangan sering menggunakan AI untuk meningkatkan efisiensi, akurasi, dan kemampuan mendeteksi anomali transaksi. Dalam proses pengawasan internal, AI dapat mendeteksi potensi fraud melalui analisis pola transaksi, pemodelan perilaku, dan machine learning (Meena et al., 2024). Namun, keberhasilan AI tidak hanya bergantung pada kualitas algoritma, tetapi juga bagaimana pengguna, seperti auditor, analis risiko, dan staf, menerimanya (Gille et al., 2020).

c) Unified Theory of Acceptance and Using of Technology (UTAUT)

Venkatesh et al. membuat model *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT) pada tahun 2003 untuk menjelaskan niat dan perilaku pengguna terkait adopsi teknologi. Model ini menggabungkan elemen dari delapan teori penerimaan teknologi yang paling penting, seperti *Theory of Reasoned Action*, *Technology Acceptance Model*, dan *Theory of Planned Behavior*, untuk memberikan pemahaman yang lebih baik tentang penerimaan teknologi (Venkatesh et al., 2003).

UTAUT mengidentifikasi empat konstruksi utama yang mempengaruhi perilaku penggunaan dan penerimaan pengguna: harapan kinerja, harapan upaya, pengaruh sosial, dan kondisi yang memfasilitasi (Venkatesh et al., 2003). Faktor-faktor seperti jenis kelamin, usia, pengalaman, dan kesukarelaan penggunaan mengontrol struktur ini, yang dapat berdampak pada niat berperilaku dan penggunaan sebenarnya (Venkatesh et al., 2016). Model ini telah digunakan dan divalidasi di banyak situasi, menunjukkan kemampuan untuk memprediksi adopsi dan penggunaan teknologi (Williams et al., 2015).

B. Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Mapping Penelitian Terdahulu

No	Judul & Tahun	Author	Variabel Penelitian	Metode Penelitian	Dasar Teori	Hasil Penelitian
----	---------------	--------	---------------------	-------------------	-------------	------------------

1.	Artificial Intelligence for Financial Fraud Detection: Advanced Techniques for Anomaly Detection, Pattern Recognition, and Risk Mitigation (2021)	Swaroop Reddy Gayam,	Anomaly Detection Techniques, Risk Mitigation Techniques, Supervised Learning Algorithms	Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif dan studi kasus untuk menganalisis penerapan AI dalam deteksi penipuan.	Data Mining - Usama Fayyad et al. (1996)	Penerapan AI, terutama melalui algoritma ML dan DL, menunjukkan peningkatan signifikan dalam deteksi penipuan keuangan dibandingkan dengan metode berbasis aturan.
----	---	----------------------	--	--	--	--

2.	Relationship marketing in the not-for-profit sector: an extension and application of the commitment-trust theory (2003)	Keith MacMillan, Kevin Money, Arthur Money, Steve Downing	Trust (kepercayaan)	Menggunakan kuesioner yang dikembangkan dari hasil tinjauan pustaka, focus group, dan wawancara mendalam. Responden: 41 organisasi pemberi dana (funders) NPO Teknik analisis: Partial Least Squares (PLS) analysis	Commitment-Trust Theory dari Morgan & Hunt (1994) sebagai kerangka dasar.)	Nonmaterial benefits berperan sebagai mediator penting antara trust dan commitment.
			Commitment (komitmen)			Material benefits (manfaat material)
			Nonmaterial benefits (manfaat nonmaterial)			Material benefits dan termination costs ternyata tidak signifikan sebagai pendorong komitmen. Komunikasi dua arah terbukti penting
			Communication (komunikasi dua arah: memberi informasi & mendengarkan)			
			Relationship termination costs (biaya penghentian hubungan)			
			Shared values (nilai bersama)			
			Opportunistic behaviour (perilaku oportunistik)			

						dalam membangun trust. Model ini memberikan kerangka bagi fundraiser NPO untuk meningkatkan hubungan dengan donor organisasional
3.	Is Artificial Intelligence an Efficient Technology for Financial (2023)	Hari Prasad Josyula, Deepti Vishnubhota, Paul Oteyo Onyando	Artificial Intelligence (AI) Financial Fraud Risk Management Fraud Detection Human Bias Emergency Risk Environments Small and	Metode penelitian yang digunakan dalam jurnal ini adalah tinjauan literatur integratif,	Machine Learning Algorithms - Tom M. Mitchel	Hasil penelitian menunjukkan bahwa AI belum mencapai efisiensi dalam manajemen

			Medium Enterprises (SMEs)	yang mengeksplorasi literatur empiris dan teoretis sebelumnya. Peneliti menggunakan metodologi data sekunder dengan mengumpulkan data dari jurnal yang telah ditinjau sejawat dari berbagai situs web akademis. Penelitian ini menekankan penggunaan kata kunci untuk mendapatkan hasil	l (1997) Data Mining Techni ques - Ian H. Witten & Eibe Frank (2005)	risiko penipuan keuangan. Teknologi ini masih sangat bergantung pada intervensi manusia dan rentan terhadap bias manusia. Meskipun AI memiliki potensi untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam mendeteksi penipuan,
--	--	--	---------------------------	---	--	--

				maksimal dan memastikan bahwa studi mencakup tren terbaru dalam manajemen risiko penipuan menggunakan AI.	masih ada tantangan yang perlu diatasi, seperti penanganan risiko yang tidak rutin dan kebutuhan untuk menghilang kan bias dalam data. Peneliti juga menekanka n perlunya pengemban gan sistem AI yang dapat menangani kondisi darurat dan
--	--	--	--	--	--

						kebutuhan spesifik dari usaha kecil dan menengah (UKM).
4.	Involvement, Elaboration and the Sources of Online Trust (2011)	Russell Williams, Philip J. Kitchen	Trusting beliefs Website infrastructure Consumer involvement	Konseptual/teoretis	Elaboration Likelihood Model (Petty & Cacioppo, 1981, 1983) Sewers (1960). trust (Morgan &	Kepercayaan konsumen online dipengaruhi oleh atribut desain & interaksi website (misalnya usability, navigasi, tampilan, interaktivitas, social presence,

					Hunt, 1994; McKnight & Chervany, 2002; Lewicki & Bunker, 1995)	keamanan, privasi).
5.	Intelligent Fraud Detection in Financial Statements Using Machine Learning and Data Mining: A Systematic Literature	Martin N. Ash and Bijan Raahemi	Fraud Detection Techniques, Datasets, Financial Ratios, Non-Financial Ratios, Textual Data.	Metode penelitian yang digunakan dalam jurnal ini adalah Systematic Literature Review (SLR). Penelitian ini mengikuti langkah-langkah yang	The theoretical framework utilized in this study is based on the Fraud Triangle Theory,	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sebagian besar teknik deteksi penipuan yang ada lebih banyak menggunakan data

	Review (2021)			terstruktur, termasuk pemilihan artikel yang relevan dari berbagai database digital, penghapusan duplikasi, serta penilaian kualitas artikel. Data diekstrak untuk menjawab pertanyaan penelitian yang telah ditentukan.	propose d by C. Fredric k Reilly and Thoma s W. McCart hy in 1987.	terstruktur, terutama rasio keuangan, dibandingk an dengan data tidak terstruktur. Penelitian ini juga mengidenti fikasi kesenjanga n dalam penggunaa n teknik pembelajar an mesin dan menyarank an agar penelitian di masa depan lebih fokus pada
--	------------------	--	--	---	---	--

						metode tidak terawasi dan data tidak terstruktur, seperti teks dan suara.
6.	Adoption of AI in the Banking Industry: A Case Study on Indian Banks (2023)	Subhajit Pahari Aruna Polisetty Soma Sharma Rimjhim Jha Debarun Chakraborty	AI maturity drivers Tantangan adopsi AI (privacy & security)	Metode outside-in (kombinasi riset primer & sekunder). Riset primer: wawancara mendalam & survei dengan 20 manajer tingkat menengah & senior dari dua bank swasta besar di India. Riset sekunder:	Technology Acceptance Model (TAM) – fokus pada <i>perceived usefulness</i> (PU) dan <i>perceived ease of use</i>	Adopsi AI di bank India meningkat pesat, terutama pada chatbots, risk assessment, fraud detection, loan underwriting, compliance (AML).

				studi literatur dari jurnal akademik, laporan industri, dan publikasi bisnis. Analisis data: qualitative content analysis (transkripsi, coding, kategorisasi, triangulasi)	(PEU) (Davis, 1989). TOE Frame work (Techn ology– Organi zation– Enviro nment) (Tornat zky & Fleisch er, 1990). Penulis mengga bungka n TAM– TOE hybrid model	Driver utama keberhasila n: kualitas & ketersediaa n data, integrasi sistem, keterampila n SDM, dukungan manajemen , serta regulasi yang jelas. Hambatan utama: isu privasi & keamanan, keterbatasa n tenaga ahli, biaya tinggi, sistem lama
--	--	--	--	--	---	--

					untuk menganalisis adopsi AI di perbankan	(legacy systems), kurangnya regulasi yang pasti, serta resistensi dari karyawan & nasabah.
7.	Identify fraud detection in corporate tax using Artificial Intelligence advancements (2023)	Sreedhar Yalamati	Artificial Intelligence (AI) Advancements Corporate Tax Fraud Detection Machine Learning Algorithms Predictive Analytics Anomalous Patterns in Tax Filings	Metode penelitian yang digunakan adalah mixed-methods research design, yang menggabungkan pendekatan kuantitatif dan kualitatif. Pengumpulan data kuantitatif	Artificial Intelligence (AI) - John McCarthy (1956), Machine Learning, developed by	Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan kemajuan kecerdasan buatan (AI) dalam deteksi penipuan pajak korporat dapat meningkatk

				dilakukan melalui pengambilan sampel acak terstratifikasi dari pengajuan pajak perusahaan, sedangkan data kualitatif diperoleh melalui wawancara mendalam dengan ahli pajak dan pengembang AI.	Tom M. Mitchel l (1997).	an efektivitas sistem deteksi dengan mengidenti fikasi pola dan anomali yang sulit dideteksi oleh metode tradisional. Penelitian ini merekomen dasikan integrasi sistem AI dengan infrastruktu r otoritas pajak untuk meningkatk
--	--	--	--	---	---------------------------------	---

						an kepatuhan dan keadilan dalam sistem perpajakan.
8.	Intelligent financial fraud detection practices in post- pandemic era (2021)	Xiaoqian Zhu, Xiang Ao, Zidi Qin, Yanpeng Chang, Yang Liu, Qing He and Jianping Li	Financial fraud detection COVID-19 pandemic effects Data types (structured, semi- structured, unstructured) Machine learning methods Graph neural networks Fraud classification frameworks	Penelitian ini menggunakan metode tinjauan literatur untuk menganalisis perkembangan praktik deteksi penipuan keuangan dari perspektif data dan metode. Peneliti mengkaji literatur yang ada mengenai jenis data yang digunakan dan	Graph Neural Networ ks (GNNs) , propose d by Scarsell i et al. (2009). Machin e Learnin g concept s, develop	Hasil penelitian menunjukk an bahwa penipuan keuangan di era pasca- pandemi semakin kompleks dan insidious. Penelitian ini menyoroti pentingnya metode

				metode yang diimplementas ikan, serta tantangan yang dihadapi dalam deteksi penipuan di era pasca- pandemi.	ed by various researc hers, includi ng Samuel (1959) for early algorith mic approac hes.	Graph Neural Networks karena kemampua nnya dalam analisis data heterogen. Selain itu, dijelaskan bahwa tantangan utama dalam deteksi penipuan meliputi kebutuhan untuk deteksi yang lebih cepat, interpretabi litas yang
--	--	--	--	---	---	--

						lebih baik, dan ketahanan yang lebih kuat terhadap metode penipuan yang berkembangan.
9.	The application of artificial intelligence techniques in credit card fraud detection: a quantitative study (2023)	Yusuf Yusuf Dayyabul , Dhamaya nthi Arumugam and Suresh Balasingam	Credit Card Fraud Detection Artificial Intelligence Machine Learning Data Mining Fuzzy Logic	Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah pendekatan kuantitatif. Penelitian ini melibatkan pengumpulan data primer melalui kuesioner	Artificial Intelligence: John McCarthy (1956) Machine Learning: Arthur Samuel	Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat hubungan positif yang signifikan antara teknik kecerdasan buatan, pembelajaran mesin,

				yang disebarkan kepada 100 responden dari industri akuntansi dan keuangan. Data yang dikumpulkan kemudian dianalisis menggunakan perangkat lunak SPSS, dengan teknik analisis regresi, koefisien korelasi Pearson, dan analisis reliabilitas.	(1959) Data Mining : Usama Fayyad et al. (1996) Fuzzy Logic: Lotfi A. Zadeh (1965)	dan penambang an data dengan deteksi penipuan kartu kredit. Namun, fuzzy logic terbukti menjadi yang paling sedikit digunakan oleh para ahli karena akurasi yang lebih rendah dibandingk an dengan pembelajar an mesin dan
--	--	--	--	---	---	--

					penambang an data. Penelitian ini menyimpul kan bahwa penerapan teknik kecerdasan buatan dapat meningkatk an akurasi dan efisiensi dalam mendeteksi transaksi yang mencurigak an dan penipuan keuangan.
--	--	--	--	--	---

10.	AI in Fraud Detection: Leveraging Real-Time Machine Learning for Financial Security (2023)	Ravi Teja Potla	Fraud Detection Real-Time Machine Learning Financial Security False Positives Supervised Learning Models (e.g., Random Forests, Gradient Boosting) Unsupervised Learning Techniques (e.g., Autoencoders)	Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah pendekatan kualitatif dengan analisis literatur. Penulis mengeksplorasi penggunaan model pembelajaran mesin waktu nyata dalam deteksi penipuan keuangan, serta tantangan dan solusi yang terkait dengan	Machine Learning: Arthur Samuel (1959) Artificial Intelligence: John McCarthy (1956) Supervised Learning: The concept evolved over time, not attributed to a	Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan model pembelajaran mesin waktu nyata dapat meningkatkan deteksi penipuan dengan kecepatan yang lebih tinggi dan mengurangi jumlah false positives. Dalam studi kasus yang diuraikan,
-----	--	-----------------	--	---	--	---

				penerapan model tersebut. Penelitian ini juga membahas studi kasus nyata untuk menggambark an penerapan AI dalam sistem deteksi penipuan.	single invento r but foundat ional contrib utions were made by various researc hers in the field.	institusi keuangan mengalami penurunan 35% dalam kerugian akibat penipuan dan penurunan 50% dalam false positives setelah menerapka n sistem deteksi penipuan berbasis AI. Penelitian ini menekanka n pentingnya transparans
--	--	--	--	---	---	--

						i dan akuntabilita s dalam sistem deteksi penipuan berbasis kecerdasan buatan.
--	--	--	--	--	--	--

C. Kerangka Konseptual Penelitian

Dalam era digital, penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) telah berkembang pesat dalam berbagai sektor, termasuk industri keuangan. AI memiliki kemampuan untuk mengolah data dalam jumlah besar, mengenali pola transaksi, dan mendeteksi anomali yang berpotensi menjadi indikasi penipuan keuangan. Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa AI dapat meningkatkan efektifitas deteksi penipuan dengan analisis prediktif yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional (West & Bhattacharya, 2016). Namun, aspek psikologis dan pengalaman kerja, serta aspek teknologi, memengaruhi seberapa baik seseorang menerima AI (Venkatesh et al., 2016).

Penerimaan AI Sejauh mana seseorang bersedia mengadopsi, menggunakan, dan mengintegrasikan AI dalam kehidupan sehari-hari mereka disebut sebagai

penerimaan AI (Naranjo-Zolotov et al., 2019). Kerangka *Unified Theory of Acceptance and Using of Technology* (UTAUT), yang menekankan pada perceived usefulness (kegunaan yang dirasakan) dan perceived ease of use (kemudahan penggunaan), sering digunakan untuk menjelaskan konsep ini (Gille et al., 2020).

Oleh karena AI tidak dapat memberikan manfaat yang optimal tanpa penerimaan pengguna, penerimaan AI merupakan indikator penting dalam menilai efektivitas penerapan teknologi di organisasi (Saxena et al., 2023).

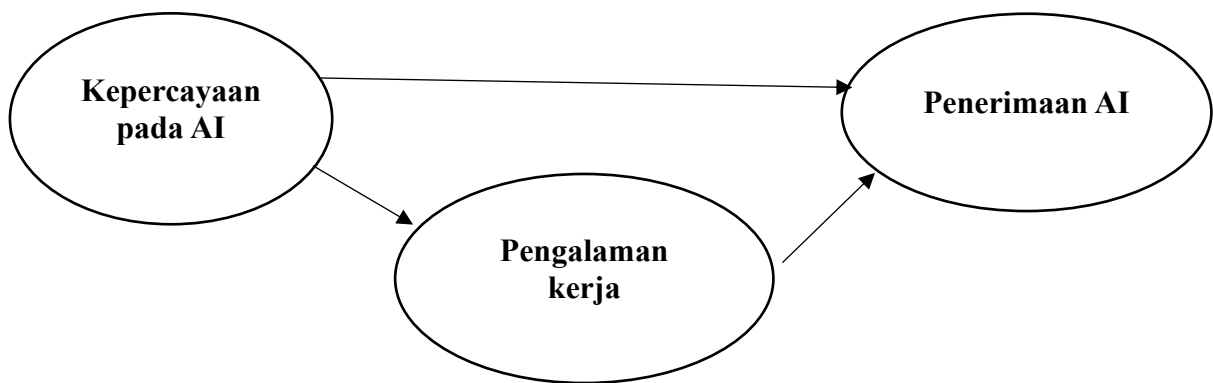
Pengalaman kerja adalah faktor yang memperkuat atau memperlemah kepercayaan pada AI dan penerimaannya (Li et al., 2023). Orang yang memiliki lebih banyak pengalaman kerja cenderung memiliki pengetahuan, keterampilan, dan pandangan yang lebih luas tentang AI dan mungkin lebih kritis terhadap keamanan teknologi sebelum sepenuhnya menerimanya (Venkatesh et al., 2016). Oleh karena itu, pengalaman kerja dapat memengaruhi hubungan antara kepercayaan dan penerimaan AI, baik dengan memperkuat atau justru melemahkan efeknya (Li et al., 2023).

Terdapat korelasi kuat antara kepercayaan pada AI dan penerimaan AI yaitu semakin banyak orang yang percaya pada AI, semakin banyak mereka menerima dan menggunakan teknologi dalam aktivitas kerja (Yunis et al., 2017). Banyak orang percaya bahwa AI dapat memberikan hasil yang akurat, bekerja secara transparan, dan dapat digunakan di Perusahaan (Alalwan et al., 2017).

Meskipun demikian, hubungan antara kepercayaan pada AI dan penerimaan AI tidak bersifat linier, sebaliknya, pengalaman kerja orang dengan tingkat pengalaman yang tinggi membuat hubungan lebih kompleks (Bankins & Formosa, 2023). Dengan pengalaman yang panjang, orang memiliki standar dan tolok ukur tertentu untuk menilai keandalan teknologi. Pengalaman kerja dapat meningkatkan kepercayaan terhadap AI jika terbukti mendukung efisiensi, akurasi, dan relevansi pekerjaan (Edeh et al., 2023). Namun, jika AI tidak sesuai dengan praktik kerja yang mapan atau menimbulkan hambatan baru, pengalaman kerja dapat melemahkan pengaruh tersebut, sehingga penerimaan AI menjadi rendah meskipun tingkat kepercayaan awalnya cukup tinggi (Ozili, 2025).

Dengan mempertimbangkan berbagai aspek tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi bagaimana kepercayaan pada AI dapat memengaruhi penerimaan AI dalam deteksi penipuan keuangan, dengan mempertimbangkan peran pengalaman kerja sebagai variabel moderasi. Kepercayaan pada AI dianggap sebagai faktor penting yang menentukan sejauh mana orang percaya bahwa sistem berbasis AI dapat melakukan deteksi penipuan yang aman, akurat, dan transparan. Tingkat kepercayaan yang tinggi diharapkan akan mendorong penerimaan yang lebih besar terhadap teknologi ini, sehingga pelaksanaannya dapat dilakukan dengan cara terbaik. Hasil penelitian ini juga diharapkan dapat membantu perusahaan keuangan dalam merancang strategi implementasi AI karena menekankan hal-hal teknis seperti keakuratan prediksi dalam mendeteksi fraud dan hal-hal manusiawi seperti

membangun kepercayaan pengguna dan menyesuaikan pendekatan dengan berbagai konteks pengalaman kerja.



Gambar 2. 1 Kerangka konseptual

D. Hipotesis

Berdasarkan kerangka konseptual yang telah di sebutkan di atas, maka penelitian ini mengajukan beberapa hipotesis yang akan di uji :

H1: Jika seseorang lebih percaya pada AI, mereka lebih cenderung menerima dan menggunakan AI untuk mendeteksi penipuan keuangan.

H2: Pengalaman kerja yang lebih lama berdampak pada tingkat kepercayaan terhadap AI.

H3: Semakin akurat prediksi AI tentang penipuan keuangan, semakin kuat hubungan antara kepercayaan pengguna dan AI.