

Faktor yang Mempengaruhi Penerimaan *Artificial Intelligence* Untuk Deteksi Penipuan Keuangan pada Kantor Akuntan Publik di Makassar

Prita Armelia Thalib^{1*}, Muhammad Syafii A. Basalamah², Jafar Basalamah³

Email korespondensi : pritalthalib089@gmail.com

^{1*}Program Studi Manajemen, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Muslim Indonesia

^{2,3}Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Muslim Indonesia

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh kepercayaan terhadap *Artificial Intelligence* (AI) dan pengalaman kerja terhadap penerimaan AI dalam deteksi penipuan keuangan pada Kantor Akuntan Publik di Kota Makassar. Pemanfaatan AI dalam sektor keuangan dinilai mampu meningkatkan efektivitas dan akurasi deteksi kecurangan, namun keberhasilannya sangat dipengaruhi oleh faktor kepercayaan dan pengalaman profesional pengguna. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *Structural Equation Modeling-Partial Least Squares* (SEM-PLS). Data diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepada 50 responden yang merupakan profesional di bidang keuangan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kepercayaan terhadap AI berpengaruh positif dan signifikan terhadap penerimaan AI dalam deteksi penipuan keuangan. Kepercayaan terhadap AI juga berpengaruh positif dan signifikan terhadap pengalaman kerja, serta pengalaman kerja berpengaruh positif dan signifikan terhadap penerimaan AI. Temuan ini menunjukkan bahwa penerimaan AI tidak hanya ditentukan oleh kecanggihan teknologi, tetapi juga oleh tingkat keyakinan dan pengalaman profesional pengguna dalam mengintegrasikan AI ke dalam aktivitas kerja. Penelitian ini memberikan kontribusi teoritis dan praktis dalam mendukung implementasi AI yang lebih efektif pada Kantor Akuntan Publik.

Kata Kunci: Kepercayaan; Pengalaman Kerja; Penerimaan AI

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Pendahuluan

Saat ini, sektor keuangan menjadi salah satu bidang yang paling rentan terhadap berbagai bentuk kejahatan, mulai dari manipulasi data keuangan, pencurian identitas, hingga praktik pencucian uang (Mohsen et al., 2024). Penipuan jenis ini membawa tantangan besar bagi lembaga keuangan, perbankan, dan otoritas pengawas, serta berdampak negatif terhadap kepercayaan publik dan kredibilitas pasar (Yuhertiana & Hadi Amin, 2024). Dampak dari penipuan di sektor keuangan sangat signifikan; laporan dari Affiliate Fraud Action Working Group (FAFWG) memperkirakan bahwa kerugian global akibat penipuan keuangan mencapai sekitar 1,3 triliun USD pada tahun 2020, menyoroti skala serta dampak besar dari fenomena ini (Gayam, 2021).

Perkembangan metode penipuan yang semakin kompleks, didukung oleh inovasi teknologi digital, telah memperumit tantangan yang dihadapi sektor keuangan dalam menjaga keamanan dan kepercayaan publik (Choi & Lee, 2018). Kondisi ini mendorong lembaga keuangan terutama yang berada di kota Makassar untuk mencari solusi yang lebih adaptif dan responsif, sehingga muncul kebutuhan untuk mengadopsi teknologi yang mampu mendeteksi ancaman secara real-time, seperti Artificial Intelligence (AI) (Mer et al., 2024).

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa pendekatan tradisional berbasis aturan dalam deteksi penipuan mulai kehilangan efektivitasnya (Qatawneh, 2024). Sistem berbasis aturan ini sering kali mengharuskan intervensi manual, sehingga menjadi kaku dan kurang adaptif terhadap evolusi modus operandi dalam penipuan, serta memperlambat proses deteksi dan meningkatkan potensi kesalahan manusia (Ramzan & Lokanan, 2024). Sebagai respons terhadap tantangan tersebut, Artificial Intelligence (AI) mulai diterapkan dalam deteksi penipuan karena kemampuannya memproses sejumlah besar data transaksi secara cepat dan akurat, serta mengurangi kemungkinan kesalahan positif sehingga transaksi yang sah tetap dapat diproses tanpa gangguan (Potla, 2023). Penerapan AI pada strategi deteksi penipuan memungkinkan lembaga keuangan untuk melindungi aset mereka dengan lebih baik, meningkatkan keamanan nasabah, serta mempertahankan kepercayaan dalam ekosistem keuangan (Dayyabu et al., 2023).

Namun, keunggulan teknis AI tidak menjadi satu-satunya faktor yang memengaruhi pemanfaatannya dalam industri keuangan (Pawaskar & Nattuvathuckal, 2024). Penggunaan teknologi baru sering menimbulkan kesulitan bagi pengguna karena mereka tidak memahaminya, menganggapnya sulit digunakan, atau faktor psikologis seperti ketidakpercayaan terhadap hasil analisis mesin, kekhawatiran tentang keamanan data, dan keraguan terhadap reliabilitas sistem adalah beberapa hal yang sering menghalangi penggunaan AI (Alalwan et al., 2017). Dalam situasi ini, penerimaan pengguna atau *user acceptance* menjadi kunci keberhasilan penerapan teknologi (Abdullah & Ward, 2016). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh kepercayaan pada Artificial Intelligence (AI) terhadap penerimaan AI sebagai alat deteksi penipuan keuangan, dengan menekankan pada niat penggunaan (*behavioral intention*) maupun perilaku aktual penggunaan (*actual use*) oleh para profesional di sektor keuangan, serta menguji peran pengalaman kerja sebagai variabel moderator untuk mengetahui apakah tingkat pengalaman seseorang dalam bidang keuangan memengaruhi kuat atau lemahnya hubungan antara kepercayaan pada AI dengan penerimaan pengguna. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoritis dalam memperkaya literatur

mengenai penerimaan teknologi di bidang keuangan serta kontribusi praktis berupa rekomendasi bagi lembaga keuangan dalam merancang strategi implementasi AI yang lebih efektif.

Metode Analisis

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksplanatori. Data yang digunakan terdiri dari data kuantitatif dan data kualitatif. Penelitian ini dilakukan di Kota Makassar dengan fokus pada Kantor Akuntan Publik (KAP) yang beroperasi di wilayah tersebut, khususnya pada Kantor Akuntan Publik Asri sebagai lokasi penelitian utama. Penelitian dimulai dari November 2025 - Januari 2026

Populasi dalam penelitian ini mencakup seluruh Auditor dan tenaga profesional yang bekerja pada Kantor Akuntan Publik (KAP) di Kota Makassar. Sampel dalam penelitian ini ditentukan menggunakan teknik purposive sampling, dengan kriteria meliputi auditor, akuntan, atau tenaga profesional di Kantor Akuntan Publik yang memahami atau pernah menggunakan teknologi AI dalam mendukung pekerjaan audit.

Penelitian ini menggunakan teknik survei, wawancara mendalam dengan pihak yang memiliki pemahaman terkait dan analisis dokumen. Metode analisis data menggunakan software Smart-PLS. Analisis dilakukan melalui analisis statistik deskriptif lalu evaluasi model pengukuran (outer model) dan evaluasi model struktural (inner model), nilai koefisien determinasi (R-square), serta menguji hipotesis melalui nilai path coefficient, t-statistic, dan p-value.

Hasil Penelitian

Analisis Statistik Deskriptif

Tabel 1 Nilai Rata-rata jawaban responden per indikator dari variabel Kepercayaan pada Artificial Intelligence (X1)

| Indikator | Skor Jawaban Responden | | | | | | | | | | Mean | Ktgr |
|--|------------------------|----|--------------|----|--------|-----|--------|-----|---------------|-----|------|------|
| | Sangat tidak setuju | | Tidak setuju | | Netral | | Setuju | | Sangat setuju | | | |
| | F | % | F | % | F | % | F | % | F | % | | |
| Saya percaya bahwa sistem Artificial Intelligence mampu mendeteksi penipuan keuangan secara akurat. (X1.1) | 0 | 0% | 0 | 0% | 7 | 14% | 22 | 44% | 21 | 42% | 3,82 | Baik |

| Indikator | Skor Jawaban Responden | | | | | | | | | | Mean | Ktgr |
|---|------------------------|----|--------------|----|--------|-----|--------|-----|---------------|-----|-------------|-------------|
| | Sangat tidak setuju | | Tidak setuju | | Netral | | Setuju | | Sangat setuju | | | |
| | F | % | F | % | F | % | F | % | F | % | | |
| Saya dapat memahami proses analisis yang dilakukan oleh AI dalam mendeteksi penipuan keuangan. (X1.2) | 0 | 0% | 3 | 6% | 8 | 16% | 31 | 62% | 8 | 16% | 3,88 | Baik |
| Saya menilai AI dapat diandalkan untuk digunakan dalam berbagai kondisi dan situasi operasional. (X1.3) | 0 | 0% | 0 | 0% | 5 | 10% | 17 | 34% | 28 | 56% | 3,98 | Baik |
| Saya percaya bahwa penggunaan AI tidak menyebabkan kebocoran data keuangan yang bersifat sensitif. (X1.4) | 0 | 0% | 0 | 0% | 18 | 36% | 18 | 36% | 14 | 28% | 3,92 | Baik |
| Mean Variabel Kepercayaan pada AI | | | | | | | | | | | 3,90 | Baik |

Berdasarkan Tabel 1, rata-rata (grand mean) variabel Kepercayaan Terhadap AI adalah sebesar 3,90. Nilai ini berada dalam kategori baik, yang menunjukkan bahwa responden memiliki persepsi positif terhadap penggunaan AI dalam mendeteksi penipuan keuangan.

Tabel 2 Nilai Rata-rata jawaban responden per indikator variabel Pengalaman Kerja (M)

| Indikator | Skor Jawaban Responden | | | | | | | | | | Mean | Ktgr |
|---|------------------------|----|--------------|----|--------|-----|--------|-----|---------------|-----|------|------|
| | Sangat tidak setuju | | Tidak setuju | | Netral | | Setuju | | Sangat setuju | | | |
| | F | % | F | % | F | % | F | % | F | % | | |
| Pengalaman kerja saya di bidang keuangan membantu saya dalam memahami | 0 | 0% | 0 | 0% | 23 | 46% | 12 | 24% | 15 | 30% | 3,84 | Baik |

| Indikator | Skor Jawaban Responden | | | | | | | | | | Mean | Ktgr | |
|---|------------------------|----|--------------|----|--------|-----|--------|-----|---------------|-----|-------------|-------------|--|
| | Sangat tidak setuju | | Tidak setuju | | Netral | | Setuju | | Sangat setuju | | | | |
| | F | % | F | % | F | % | F | % | F | % | | | |
| proses pengelolaan dan pengawasan keuangan. (X2.1) | | | | | | | | | | | | | |
| Saya memiliki pengalaman yang memadai dalam melakukan analisis risiko atau deteksi penipuan keuangan. (X2.2) | 0 | 0% | 0 | 0% | 11 | 22% | 29 | 58% | 10 | 20% | 3,98 | Baik | |
| Saya memahami teknik pendeteksian penipuan keuangan yang dilakukan secara manual atau tradisional. (X2.3) | 0 | 0% | 0 | 0% | 9 | 18% | 31 | 62% | 10 | 20% | 4,02 | Baik | |
| Tugas dan tanggung jawab pekerjaan saya memberikan pengalaman langsung dalam pengawasan dan pengendalian keuangan. (X2.4) | 0 | 0% | 0 | 0% | 8 | 16% | 37 | 74% | 5 | 10% | 3,94 | Baik | |
| Mean Variabel Pengalaman Kerja | | | | | | | | | | | 3,94 | Baik | |

Berdasarkan Tabel 2, rata-rata (grand mean) variabel Pengalaman Kerja adalah sebesar 3,94. Nilai ini berada dalam kategori baik, yang menunjukkan bahwa responden memiliki pengalaman profesional yang cukup dalam bidang keuangan, terutama dalam hal analisis risiko dan pengawasan keuangan.

Tabel 3 Nilai Rata-rata jawaban responden per indikator variabel Penerimaan Artificial Intelligence (Y)

| Indikator | Skor Jawaban Responden | | | | | | | | | | Mean | Ktgr | |
|-----------|------------------------|---|--------------|---|--------|---|--------|---|---------------|---|------|------|--|
| | Sangat tidak setuju | | Tidak setuju | | Netral | | Setuju | | Sangat setuju | | | | |
| | F | % | F | % | F | % | F | % | F | % | | | |
| | | | | | | | | | | | | | |

| Indikator | Skor Jawaban Responden | | | | | | | | | | Mean | Ktgr |
|--|------------------------|----|--------------|----|--------|-----|--------|-----|---------------|-----|-------------|-------------|
| | Sangat tidak setuju | | Tidak setuju | | Netral | | Setuju | | Sangat setuju | | | |
| | F | % | F | % | F | % | F | % | F | % | | |
| Saya termotivasi untuk menggunakan Artificial Intelligence dalam mengidentifikasi penipuan keuangan. (Y.1) | 0 | 0% | 0 | 0% | 16 | 32% | 28 | 56% | 6 | 12% | 3,8 | Baik |
| Saya terbiasa mengandalkan AI dalam proses pengambilan keputusan terkait risiko dan penipuan keuangan. (Y.2) | 0 | 0% | 0 | 0% | 14 | 28% | 24 | 48% | 12 | 24% | 3,96 | Baik |
| Saya berniat untuk terus menggunakan Artificial Intelligence dalam mendeteksi penipuan keuangan di masa depan. (Y.3) | 0 | 0% | 0 | 0% | 10 | 20% | 31 | 62% | 9 | 18% | 3,98 | Baik |
| Mean Variabel Penerimaan Artificial Intelligence | | | | | | | | | | | 3,91 | Baik |

Berdasarkan Tabel 3, rata-rata (grand mean) variabel Penerimaan AI adalah sebesar 3,91. Nilai ini berada dalam kategori baik, yang menunjukkan bahwa responden secara umum menerima penggunaan AI untuk membantu deteksi penipuan keuangan.

Evaluasi Model pengikuran (Outer Model)

Pengujian validitas konvergen (convergent validity)

Tabel 4 Convergent Validity (Outer Loadings)

| | Outer loadings |
|-----------------------|----------------|
| AIA1 <- Acceptence AI | 0.741 |
| AIA2 <- Acceptence AI | 0.782 |
| AIA3 <- Acceptence AI | 0.807 |
| TAI1 <- Trust in AI | 0.889 |
| TAI2 <- Trust in AI | 0.795 |

| | |
|------------------------|-------|
| TAI3 <- Trust in AI | 0.763 |
| TAI4 <- Trust in AI | 0.938 |
| WE1 <- Work Experience | 0.874 |
| WE2 <- Work Experience | 0.831 |
| WE3 <- Work Experience | 0.732 |
| WE4 <- Work Experience | 0.595 |

Berdasarkan tabel 4, hasil pengujian validitas konvergen menunjukkan bahwa model pengukuran dalam penelitian ini secara umum telah memenuhi kriteria yang dipersyaratkan dan layak untuk dianalisis lebih lanjut pada tahap berikutnya.

**Pengujian validitas diskriminan (discriminant validity)
 Fornell-Larcker**

Tabel 5 Fornell-Larcker

| | Acceptence AI | Trust in AI | Work Experience |
|-----------------|---------------|-------------|-----------------|
| Acceptence AI | 0.777 | | |
| Trust in AI | 0.396 | 0.849 | |
| Work Experience | 0.511 | 0.602 | 0.766 |

Berdasarkan Tabel 5, seluruh konstruk dalam model penelitian ini telah memenuhi kriteria Fornell-Larcker. Dengan demikian, validitas diskriminan dalam penelitian ini dapat dinyatakan terpenuhi, sehingga model pengukuran layak untuk dilanjutkan pada tahap evaluasi model struktural

Cross loading

Tabel 6 Analisis Cross Loading

| | Acceptence AI | Trust in AI | Work Experience |
|------|---------------|-------------|-----------------|
| AIA1 | 0.741 | 0.300 | 0.179 |
| AIA2 | 0.782 | 0.292 | 0.500 |
| AIA3 | 0.807 | 0.337 | 0.403 |
| TAI1 | 0.266 | 0.889 | 0.453 |
| TAI2 | 0.220 | 0.795 | 0.422 |
| TAI3 | 0.188 | 0.763 | 0.349 |
| TAI4 | 0.527 | 0.938 | 0.696 |
| WE1 | 0.354 | 0.621 | 0.874 |
| WE2 | 0.411 | 0.510 | 0.831 |
| WE3 | 0.433 | 0.224 | 0.732 |
| WE4 | 0.390 | 0.403 | 0.595 |

Berdasarkan Tabel 6, seluruh indikator dalam penelitian ini memiliki nilai loading tertinggi pada konstruk yang diukur dibandingkan dengan konstruk lainnya. Dengan demikian, model pengukuran telah memenuhi kriteria validitas diskriminan berdasarkan metode cross loading. Hasil ini semakin memperkuat temuan sebelumnya pada uji Fornell-Larcker bahwa masing-masing konstruk

dalam penelitian memiliki perbedaan yang jelas dan tidak terjadi permasalahan tumpang tindih antar variabel.

Heterotrait-monotrait ratio (HTMT)

Tabel 7 Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)

| | Heterotrait-monotrait ratio (HTMT) |
|-----------------------------------|------------------------------------|
| Trust in AI <-> Acceptance AI | 0.463 |
| Work Experience <-> Acceptance AI | 0.653 |
| Work Experience <-> Trust in AI | 0.667 |

Berdasarkan Tabel 7, seluruh konstruk dalam penelitian ini dapat dinyatakan telah memenuhi kriteria validitas diskriminan. Hasil ini memperkuat temuan sebelumnya melalui uji Fornell-Larcker dan Cross Loading bahwa masing-masing variabel memiliki karakteristik yang berbeda secara empiris. Oleh karena itu, model pengukuran dalam penelitian ini layak untuk dilanjutkan pada tahap evaluasi model struktural.

Uji Reliabilitas Konstruk

Tabel 8 Konstruk Reabilitas dan Validitas

| | Cronbach's alpha | Composite reliability (rho_a) | Composite reliability (rho_c) | Average variance extracted (AVE) |
|-----------------|------------------|-------------------------------|-------------------------------|----------------------------------|
| Acceptance AI | 0.692 | 0.702 | 0.820 | 0.604 |
| Trust in AI | 0.872 | 0.993 | 0.911 | 0.721 |
| Work Experience | 0.756 | 0.780 | 0.847 | 0.586 |

Berdasarkan tabel 8, hasil pengujian reliabilitas dan validitas menunjukkan bahwa seluruh konstruk dalam penelitian ini memiliki konsistensi internal yang baik dan layak untuk dilanjutkan pada tahap evaluasi model struktural.

Evaluasi Model Struktural (Inner Model)

Variance Inflation Factor

Tabel 9 Tabel 9. Variance Inflation Factors (VIF)

| | VIF |
|------|-------|
| AIA1 | 1.750 |
| AIA2 | 1.146 |
| AIA3 | 1.722 |
| TAI1 | 2.905 |
| TAI2 | 2.131 |
| TAI3 | 2.040 |
| TAI4 | 3.039 |
| WE1 | 2.015 |
| WE2 | 2.083 |

| | |
|-----|-------|
| WE3 | 1.885 |
| WE4 | 1.263 |

Berdasarkan Tabel 9, model penelitian ini bebas dari permasalahan multikolinearitas dan memenuhi kriteria yang dipersyaratkan dalam analisis PLS-SEM. Oleh karena itu, model struktural dapat dilanjutkan ke tahap evaluasi berikutnya, yaitu pengujian koefisien determinasi (R-Square) dan uji signifikansi hubungan antar konstruk.

Nilai R-Square

Tabel 10 R-Square

| | R-square | R-square adjusted |
|-----------------|----------|-------------------|
| Acceptance AI | 0.273 | 0.243 |
| Work Experience | 0.363 | 0.350 |

Berdasarkan Tabel 10, hasil pengujian R-Square menunjukkan bahwa model penelitian memiliki kemampuan penjelasan yang cukup dalam menerangkan variabel endogen, meskipun belum tergolong kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa masih terdapat faktor-faktor lain di luar model yang berpotensi memengaruhi variabel yang diteliti. Meskipun demikian, nilai tersebut masih dapat diterima dalam penelitian sosial dan perilaku, sehingga analisis dapat dilanjutkan pada tahap pengujian hipotesis melalui analisis koefisien jalur (path coefficient).

Uji Hipotesis

Tabel 11 Hasil Pengujian Hipotesis

| | Original sample (O) | Sample mean (M) | Standard deviation (STDEV) | T statistics (O/STDEV) | P values |
|----------------------------------|---------------------|-----------------|----------------------------|--------------------------|----------|
| Trust in AI -> Acceptance AI | 0.396 | 0.415 | 0.123 | 3.228 | 0.001 |
| Trust in AI -> Work Experience | 0.602 | 0.620 | 0.080 | 7.506 | 0.000 |
| Work Experience -> Acceptance AI | 0.428 | 0.488 | 0.165 | 2.587 | 0.010 |

Berdasarkan Tabel 11, diperoleh hasil:

- H1: Trust in AI → AI Acceptance
 Hasil pengujian menunjukkan bahwa Trust in AI berpengaruh positif dan signifikan terhadap AI Acceptance dengan koefisien jalur sebesar 0,396, nilai t-statistics 3,228, dan p-value 0,001. Karena nilai t-statistics > 1,96 dan p-value < 0,05, maka hipotesis pertama diterima.
- H2: Trust in AI → Work Experience
 Pengujian hipotesis menunjukkan bahwa Trust in AI berpengaruh positif dan signifikan terhadap Work Experience dengan koefisien jalur sebesar 0,602, t-statistics 7,506, dan p-value 0,000. Dengan demikian, hipotesis kedua diterima.
- H3: Work Experience → AI Acceptance

Hasil pengujian menunjukkan bahwa Work Experience berpengaruh positif dan signifikan terhadap AI Acceptance dengan koefisien jalur sebesar 0,428, t-statistics 2,587, dan p-value 0,010. Karena nilai t-statistics > 1,96 dan p-value < 0,05, maka hipotesis ketiga diterima.

Peran Mediasi Pengalaman Kerja (Specific Indirect Effect)

Tabel 12. Specific Indirect Effects

| | Specific indirect effects |
|---|---------------------------|
| Trust in AI -> Work Experience -> Acceptance AI | 0.258 |

Berdasarkan Tabel 12, Work Experience terbukti memediasi hubungan antara Trust in AI dan Acceptance AI. Dengan demikian, pengalaman kerja berperan sebagai variabel perantara yang memperkuat hubungan antara kepercayaan terhadap AI dan penerimaan teknologi tersebut dalam praktik profesional di Kantor Akuntan Publik.

PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, penelitian ini menunjukkan bahwa seluruh hipotesis yang diajukan diterima secara statistik. Pengaruh kepercayaan terhadap AI terhadap penerimaan AI terbukti positif dan signifikan. Artinya, semakin tinggi tingkat kepercayaan auditor atau profesional keuangan terhadap kemampuan, keandalan, dan keamanan sistem AI, maka semakin tinggi pula tingkat penerimaan mereka terhadap penggunaan teknologi tersebut. Temuan ini sejalan dengan teori penerimaan teknologi yang menekankan bahwa trust merupakan faktor krusial dalam proses adopsi sistem berbasis teknologi.

Pengalaman kerja juga berpengaruh positif dan signifikan terhadap penerimaan AI. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi pengalaman profesional seseorang di bidang keuangan, terutama dalam pengawasan dan deteksi kecurangan, maka semakin besar pula kecenderungan untuk menerima penggunaan AI. Meskipun nilai R-Square menunjukkan bahwa kemampuan model dalam menjelaskan variabel endogen berada pada kategori lemah hingga moderat, hasil ini masih dapat diterima dalam penelitian sosial dan perilaku.

Penelitian ini memberikan implikasi teoritis dan praktis. Secara teoritis, hasil penelitian memperkuat bahwa kepercayaan (trust) dan pengalaman profesional merupakan faktor penting dalam membentuk penerimaan teknologi berbasis AI, khususnya dalam konteks deteksi penipuan keuangan. Secara praktis, peningkatan penerimaan AI tidak hanya bergantung pada kecanggihan teknologi, tetapi juga pada upaya membangun kepercayaan pengguna serta meningkatkan kompetensi dan kesiapan sumber daya manusia melalui pelatihan, peningkatan literasi digital auditor, transparansi sistem, dan jaminan keamanan data.

Simpulan

Penelitian ini menyimpulkan: (1) Tingkat kepercayaan terhadap Artificial Intelligence dalam mendeteksi penipuan keuangan berada dalam kategori baik, (2) Kepercayaan terhadap AI berpengaruh positif dan signifikan terhadap

penerimaan AI dalam deteksi penipuan keuangan, (3) Kepercayaan terhadap AI juga berpengaruh positif dan signifikan terhadap pengalaman kerja dalam konteks pemanfaatan teknologi, dan (4) Pengalaman kerja berpengaruh positif dan signifikan terhadap penerimaan AI.

Kantor Akuntan Publik disarankan untuk meningkatkan upaya pembangunan kepercayaan terhadap sistem Artificial Intelligence (AI) melalui penyediaan pelatihan yang berkelanjutan, peningkatan transparansi sistem, serta jaminan keamanan dan kerahasiaan data. Pengambil kebijakan dan regulator disarankan menyusun regulasi yang jelas terkait penggunaan AI di sektor keuangan, termasuk standar operasional, pedoman etika, dan mekanisme pengawasan. Peneliti selanjutnya disarankan menambahkan variabel lain seperti kemudahan penggunaan, dukungan manajemen, budaya organisasi, persepsi risiko, dan faktor regulasi dalam penelitian mengenai penerimaan AI.

Daftar Pustaka

- Abdullah, F., & Ward, R. (2016). Developing a general extended technology acceptance model for e-learning (GETAMEL) by analysing commonly used external factors. *Computers in Human Behavior*, 56, 238–256. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.11.036>
- Alalwan, A. A., Dwivedi, Y. K., & Rana, N. P. (2017). Factors influencing adoption of mobile banking by Jordanian bank customers: Extending UTAUT2 with trust. *International Journal of Information Management*, 37(3), 99–110. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.01.002>
- Choi, D., & Lee, K. (2018). An artificial intelligence approach to financial fraud detection under IoT environment: A survey and implementation. *Security and Communication Networks*, 2018, Article 5483472. <https://doi.org/10.1155/2018/5483472>
- Dayyabu, Y. Y., Arumugam, D., & Balasingam, S. (2023). The application of artificial intelligence techniques in credit card fraud detection: A quantitative study. *E3S Web of Conferences*, 389, Article 07023. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338907023>
- Gayam, S. R. (2021). Artificial intelligence for financial fraud detection: Advanced techniques for anomaly detection, pattern recognition, and risk mitigation. *1*(2), 377–411.
- Mer, A., Singhal, K., & Viridi, A. S. (2024). A review of the role of artificial intelligence in banking and stock market trading. In S. Taneja, P. Kumar, K. Sood, E. Özen, & S. Grima (Eds.), *Finance analytics in business* (pp. 175–198). Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-83753-572-920241009>
- Mohsen, S. E., Hamdan, A., & Shoaib, H. M. (2024). Digital transformation and integration of artificial intelligence in financial institutions. *Journal of*



Financial Reporting and Accounting. Advance online publication.
<https://doi.org/10.1108/JFRA-09-2023-0544>

Pawaskar, P., & Nattuvathuckal, B. (2024). Artificial intelligence and machine learning in customer satisfaction: A study of banks using the UTAUT model. *KIIT Journal of Management*, 21(1), 163–180.

Potla, R. T. (2023). AI in fraud detection: Leveraging real-time machine learning for financial security. 3(2), 534–549.

Qatawneh, A. M. (2024). The role of artificial intelligence in auditing and fraud detection in accounting information systems: Moderating role of natural language processing. *International Journal of Organizational Analysis*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/IJOA-03-2024-4389>

Ramzan, S., & Lokanan, M. (2024). The application of machine learning to study fraud in the accounting literature. *Journal of Accounting Literature*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1108/JAL-11-2022-0112>

Yuhertiana, I., & Hadi Amin, A. (2024). Artificial intelligence driven approaches for financial fraud detection: A systematic literature review. *KnE Social Sciences*, 2024, 448–468. <https://doi.org/10.18502/kss.v9i20.16551>