

Accounting Data Friction and Trust in Artificial Intelligence: Evidence from Micro, Small, and Medium Enterprises on Fraud Detection Adoption Readiness

Hani Fitria Rahmani^{1*}, Resti Jayeng Ramadhanti², Rahmat Saleh³, Muhammad Alam Mauludina⁴

^{1,2,3,4} Akuntansi, Sekolah Vokasi, IPB University, Bogor

*Korespondensi: hanifitria@apps.ipb.ac.id

Tanggal Masuk:

29 Januari 2026

Tanggal Revisi:

15 April 2026

Tanggal Diterima:

04 Juni 2026

Keywords: *Accounting Information Quality; Data Friction; Data Governance Maturity; Fraud Detection; Trust in Artificial Intelligence.*

How to cite (APA 6th style)

Rahmani, H. F., Ramadhanti, R. J., Saleh, R., & Mauludina, M. A. (2026). Accounting Data Friction and Trust in Artificial Intelligence: Evidence from Micro, Small, and Medium Enterprises on Fraud Detection Adoption Readiness. *Jurnal Eksplorasi Akuntansi (JEA)*, 8 (2), 809-827.

DOI:

<https://doi.org/10.24036/jea.v8i2.4422>

Abstract

Micro, small, and medium enterprises increasingly process transactions across digital channels, yet many still struggle to convert daily records into reliable accounting information for monitoring and control. This study addresses a practical problem: fraud detection solutions using artificial intelligence are often not adopted, not because technology is unavailable, but because accounting data are fragmented, inconsistent, incomplete, and difficult to trace. The study aims to examine how data friction influences trust in artificial intelligence and adoption readiness for fraud detection, and whether data governance maturity reduces the negative effect of data friction on trust. A cross-sectional survey was administered to enterprise owners or managers responsible for transaction recording and data handling. The proposed model tests a moderated mediation mechanism in which trust links data friction to adoption readiness, while data governance maturity buffers the adverse pathway. The novelty lies in positioning accounting data friction as the central barrier to adoption readiness, explaining adoption through trust formation, and highlighting governance maturity as a practical form of internal control discipline that strengthens confidence in data-driven oversight. The results show that data friction lowers trust and adoption readiness, trust increases adoption readiness, data governance maturity strengthens trust, and the indirect effect through trust remains significant while being moderated by governance maturity. The study concludes that improving basic accounting data discipline and governance is essential to make fraud detection solutions more trustworthy and adoptable, and future research should validate these relationships using longitudinal designs and objective indicators of accounting process quality.



PENDAHULUAN

UMKM hari ini hidup di tengah arus transaksi yang makin digital penjualan lewat marketplace, pembayaran non-tunai, pencatatan di aplikasi kasir, sampai komunikasi order via WhatsApp. Di satu sisi, digitalisasi membuka peluang pertumbuhan. Namun di sisi lain, pola kerja yang serba cepat ini juga menciptakan ruang baru bagi risiko kecurangan: transaksi ganda, manipulasi pencatatan, penggelembungan biaya, atau kebocoran kas yang sulit dilacak ketika data tersebar di banyak kanal. Di level praktik, banyak UMKM sebenarnya ingin naik kelas dengan memanfaatkan AI untuk mendeteksi anomali transaksi atau pola fraud, tetapi jalannya tidak semulus yang dibayangkan karena kesiapan internal UMKM sangat beragam. Literatur adopsi AI di SME menunjukkan bahwa adopsi dipengaruhi kombinasi faktor teknologi, organisasi, dan lingkungan, termasuk dukungan manajemen, kesiapan organisasi, dan tekanan kompetitif (Badghish & Soomro, 2024), (Sanchez et al., 2025), (Schwaeke et al., 2025).

Dalam perspektif akuntansi, persoalan utama di balik *fraud* UMKM bukan semata ada atau tidaknya teknologi, melainkan kualitas proses pencatatan, dokumentasi bukti transaksi, dan keterlacakan (*audit trail*) yang menjadi tulang punggung akuntabilitas (Indah & Totok Dewayanto, 2025). Ketika transaksi tersebar di marketplace, POS, rekening bank, dompet digital, hingga chat, UMKM kerap mengalami kesenjangan praktik akuntansi: pencatatan tidak seragam, bukti transaksi tercecer, dan rekonsiliasi kas tidak rutin (Elisha Olorunubi Adeboye, 2024). Situasi ini membuat risiko kecurangan semakin sulit dideteksi karena fungsi dasar akuntansi mulai dari penjurnalan, pengendalian internal sederhana, sampai penyusunan laporan tidak punya data yang rapi untuk ditopang. Literatur juga menekankan bahwa UMKM rentan *fraud* ketika sistem pencatatan dan pengawasan keuangan lemah, dan kesiapan mengadopsi teknologi canggih (termasuk AI untuk *fraud detection*) sangat dipengaruhi oleh pemahaman akuntansi dan kesadaran atas risiko kecurangan (Mawliidy et al., 2024; Ogheneogaga Irikefe & Isaac Opusunju, 2021; Rahmani, 2025)

State of the art penelitian adopsi AI pada UMKM/SME dalam beberapa tahun terakhir umumnya bergerak pada dua jalur besar. Jalur pertama memetakan determinan adopsi AI menggunakan kerangka TOE/DOI dan survei manajer/pegawai, lalu mengaitkannya dengan kinerja atau keberlanjutan. Hasilnya konsisten: faktor kesiapan organisasi, ketersediaan kompetensi, dan kematangan digital sangat menentukan (Abdul Wahab & Radmehr, 2024; Badghish & Soomro, 2024; Sanchez et al., 2025; Schwaeke et al., 2025). Jalur kedua menyoroti bahwa ketika organisasi masuk ke penggunaan AI/analitik, masalah data (kualitas, integrasi, ketersediaan) menjadi "*bottleneck*" yang nyata bukan sekadar isu teknis, tetapi juga isu proses kerja, disiplin pencatatan, dan budaya pengelolaan data (Babalghaith & Aljarallah, 2024; Huy & Phuc, 2023; Knoflach et al., 2025).

Di sinilah penelitian ini mengambil posisi yang berbeda. Banyak studi adopsi AI membahas readiness secara umum, tetapi lebih jarang yang menempatkan gesekan data (*data friction*) sebagai penelitian utama. Dalam praktik UMKM, masalah paling sering bukan "tidak mau memakai AI", melainkan "datanya tidak siap dipakai". Konsep data journeys dari Big Data & Society menggambarkan bahwa data punya alur yang dibuat, dipindahkan, diubah, dan dipakai ulang dan di sepanjang perjalanan itu selalu ada friksi, data terlambat, tidak konsisten, hilang konteks, atau berubah format ketika berpindah sistem dan orang (Bates et al., 2016). Jika ini terjadi, AI untuk *fraud detection* jadi sulit bekerja dengan baik karena AI sangat bergantung pada data transaksi yang rapi, konsisten, dan bisa ditelusuri.

Penelitian trust dalam AI sebelumnya menunjukkan bahwa penerimaan AI bukan hanya soal manfaat fungsional, tetapi juga soal rasa percaya: apakah pengguna yakin sistem AI bisa diandalkan, aman, dan masuk akal ketika memberi rekomendasi. Dalam konteks keputusan yang berisiko finansial, trust sering menjadi awal yang menentukan apakah AI

benar-benar akan dipakai atau hanya berhenti sebagai wacana (Afroogh et al., 2024; Aquilino et al., 2025). Literatur *explainable AI* juga menunjukkan bahwa transparansi/penjelasan yang manusiawi dapat membantu pembentukan trust, terutama ketika AI dipersepsikan sebagai *black box* (Agostinho et al., 2023; Scharowski et al., 2023). Dengan kata lain, ketika *data friction* tinggi, output AI cenderung terasa tidak stabil atau tidak meyakinkan, lalu *trust* turun, dan pada akhirnya niat adopsi melemah.

Karena itu, kebaruan (novelty) penelitian ini terletak pada tiga hal. Pertama, penelitian ini memodelkan *data friction* sebagai variabel penghambat utama yang sangat dekat dengan realitas kerja UMKM lebih konkret daripada sekadar kesiapan teknologi. Landasannya diperkuat oleh studi kematangan/manajemen data yang menekankan bahwa sebagian besar waktu dan biaya implementasi analitik/AI justru terserap untuk menyiapkan data dan menghindari keterlambatan akibat masalah kualitas data (Knoflach et al., 2025; Pörtner et al., 2025). Kedua, penelitian ini menguji trust in AI sebagai mekanisme penjelas (mediator) yang menghubungkan *data friction* dengan kesiapan/niat adopsi AI *fraud detection* selaras dengan *literatur trust adoption* yang menempatkan *trust* sebagai pengatur penting dalam penerimaan AI (Afroogh et al., 2024; Aquilino et al., 2025; Li et al., 2024). Ketiga, penelitian ini memasukkan *data governance maturity* sebagai moderator (*buffer*) yang diharapkan dapat melemahkan dampak negatif *data friction*, karena tata kelola data dan kematangan digital memberi struktur: standar pencatatan, kontrol akses, backup, konsistensi format, dan disiplin pembukuan (Knoflach et al., 2025; Krulčić et al., 2025; Quenum et al., 2025).

Fokus pada *fraud detection* juga kuat secara ilmiah dan praktis. Literatur *machine learning* untuk *fraud detection* dalam keuangan/auditing menunjukkan perkembangan yang cepat, tetapi juga menekankan prasyarat implementasi, data yang memadai, pengendalian false positives, serta kesiapan organisasi untuk memanfaatkan output model dalam proses kontrol (Baisholan et al., 2025; Esmeralda & Fadhillah, 2026). Karena UMKM sering punya keterbatasan SDM dan sistem, pendekatan berbasis survei yang menangkap hambatan *data friction*, *trust*, dan *governance* menjadi penting untuk menjelaskan mengapa AI belum jalan meskipun manfaatnya dipahami.

Berdasarkan uraian tersebut, pokok permasalahan penelitian ini dirumuskan sebagai berikut: (1) sejauh mana *data friction* menghambat niat/kesiapan UMKM mengadopsi AI untuk *fraud detection*; (2) apakah pengaruh tersebut terjadi melalui penurunan *trust in AI*; dan (3) apakah *data governance maturity* mampu memperlemah dampak negatif data friction terhadap *trust* dan niat adopsi. Untuk memperkaya konteks, penelitian ini juga mempertimbangkan faktor-faktor yang lazim dalam studi adopsi digital/AI di SME seperti kematangan digital sebagai konteks yang relevan, tetapi bukan pusat model (Abdul Wahab & Radmehr, 2024; Badghish & Soomro, 2024; Fortier et al., 2025; Krulčić et al., 2025; Sanchez et al., 2025).

Pada akhirnya, tujuan penelitian ini adalah menguji secara empiris pengaruh data friction terhadap *trust in artificial intelligence* dan dampaknya terhadap niat atau kesiapan UMKM dalam mengadopsi AI untuk *fraud detection*, serta menguji peran *data governance maturity* dalam memoderasi hubungan tersebut, melalui survei kuesioner UMKM. Manfaat teoretisnya adalah memberi kontribusi yang lebih mendalam pada literatur adopsi AI di UMKM, bukan hanya menyebut readiness, tetapi menjelaskan mekanisme nyata berbasis *data friction* dan *trust*. Manfaat praktisnya, hasil penelitian dapat menjadi dasar rekomendasi yang lebih tepat bagi UMKM dan pembina UMKM: intervensi tidak berhenti pada pelatihan AI, tetapi dimulai dari pengurangan friksi data (standarisasi pencatatan, integrasi sederhana, dan disiplin pengelolaan data) untuk membangun trust dan mendorong adopsi AI *fraud detection* secara lebih realistis.

REVIU LITERATUR DAN HIPOTESIS

Adopsi AI pada UMKM dan kerangka konseptual (TOE sebagai payung teori)

Riset tentang adopsi AI pada UMKM/SME dalam 10 tahun terakhir berkembang pesat, terutama setelah AI menjadi lebih mudah diakses melalui cloud, aplikasi siap pakai, dan layanan berbasis data. Secara umum, studi-studi adopsi AI pada SME menempatkan proses adopsi sebagai kombinasi faktor teknologi, organisasi, dan lingkungan (kerangka Technology, Organization, Environment/TOE). Dalam konteks SME, faktor seperti kesesuaian (compatibility), manfaat relatif, dukungan manajemen, kesiapan sumber daya, serta dukungan eksternal dan tekanan kompetitif sering menjadi penjas utama mengapa sebagian SME cepat mengadopsi AI sementara yang lain tertinggal. Bukti empiris berbasis survei memperlihatkan bahwa variabel-variabel TOE dapat memprediksi kecenderungan adopsi AI serta kaitannya dengan kinerja bisnis berkelanjutan (Badghish & Soomro, 2024; Sanchez et al., 2025).

Selain itu, tinjauan sistematis terbaru menegaskan bahwa isu data (kebutuhan data, kesiapan data, kualitas data) muncul sebagai dimensi yang semakin dominan dalam gambaran riset adopsi AI bukan sekadar pelengkap faktor teknologi (Ayinaddis, 2025). Ini sejalan dengan temuan di sektor jasa profesional bahwa implementasi AI sering memunculkan terkait integrasi, kesiapan proses, dan prasyarat data, meskipun manfaat AI diakui (Yang et al., 2024). Dengan demikian, TOE tetap relevan sebagai payung untuk menempatkan konteks UMKM, tetapi penelitian ini menajamkan fokus pada faktor yang paling dasar di UMKM, hambatan data yang membuat AI sulit dijalankan secara konsisten.

Konsep *Data Friction* dan relevansinya bagi UMKM

Konsep *data friction* menjelaskan bahwa penggunaan data selalu “berbiaya”: butuh waktu, tenaga, koordinasi, dan proses untuk mengumpulkan data, membersihkan, menyelaraskan format, menggabungkan sumber berbeda, serta memastikan data dapat dipakai lintas sistem/aktor. Bates (2018) mengembangkan gagasan *data friction* sebagai fenomena sosial teknis friksi muncul bukan hanya karena teknologi, tetapi juga karena infrastruktur, kebiasaan kerja, aturan, dan koordinasi antarpihak. Aula (2019) juga memperlihatkan bahwa friksi data tidak bisa dilepaskan dari institusi dan infrastruktur yang membentuk arus data, termasuk bagaimana data bergerak, tertahan, atau berubah sepanjang prosesnya.

Pada UMKM, *data friction* cenderung lebih tinggi karena pola pencatatan sering tersebar (manual, Excel, POS, marketplace, chat), standar input tidak seragam, ketepatan waktu pencatatan tidak konsisten, dan dokumentasi transaksi tidak selalu lengkap. Kondisi seperti ini membuat AI khususnya AI untuk *fraud detection* tidak punya acuan yang stabil untuk mengenali pola anomali secara andal. Karena itu, *data friction* menjadi konstruk yang logis untuk menjelaskan hambatan adopsi AI pada UMKM, bukan hanya dari sisi teknologi, tetapi dari sisi praktik data sehari-hari.

Jika ditarik ke ranah akuntansi, *data friction* pada UMKM dapat dibaca sebagai biaya yang muncul karena siklus informasi akuntansi tidak berjalan mulus: dari pengumpulan bukti transaksi, pencatatan, pengklasifikasian akun, rekonsiliasi, hingga pelaporan. Friksi muncul saat input akuntansi tidak distandarkan (kode akun/produk berbeda-beda), waktu pencatatan tidak disiplin (timeliness), dan bukti transaksi tidak lengkap. Dampaknya bukan hanya mengganggu implementasi AI, tetapi juga menurunkan reliabilitas informasi akuntansi dan melemahkan kontrol internal harian. AI *fraud detection* pada akhirnya bekerja di atas data yang merupakan hasil dari praktik pencatatan dan pengendalian akuntansi di level UMKM (Bates et al., 2016; Chen et al., 2025; Paula Monteiro et al., 2022)

Trust in AI sebagai mediator dalam adopsi AI

Literatur trust dalam AI menunjukkan bahwa penerimaan AI tidak cukup dijelaskan oleh persepsi manfaat saja, *trust* sering menjadi pintu yang menentukan apakah AI benar-benar digunakan dalam keputusan, terutama ketika konteksnya berisiko tinggi (keuangan, investasi, kepatuhan, *fraud*). Tinjauan sistematis yang komprehensif menjelaskan bahwa *trust/distrust* pada AI memiliki banyak bentuk dan dipengaruhi oleh faktor teknis (akurasi, reliabilitas, transparansi) maupun faktor nilai/etik (keadilan, otonomi, risiko) (Afroogh et al., 2024).

Penelitian psikologis tentang *trustworthiness* AI menekankan bahwa trust dibentuk oleh karakteristik pengguna (trustor), karakteristik sistem (trustee), dan konteks interaksi; trust dapat naik atau turun bergantung pada pengalaman, ekspektasi, dan sinyal yang diterima pengguna dari sistem AI (Li et al., 2024) (Schlicker et al., 2022). Dari sisi pengukuran, riset terbaru juga memvalidasi skala trust pada AI/automation agar bisa dipakai dalam survei lintas konteks organisasi (McGrath et al., 2025; Orbán & Stefkovics, 2025).

Dalam model penelitian ini, *data friction* diperkirakan menurunkan *trust in AI* karena ketika data berantakan, output AI cenderung tidak stabil, sulit dijelaskan, atau memunculkan false alarm. Situasi itu membuat pemilik/pengelola UMKM ragu untuk mempercayakan fungsi pengendalian fraud pada AI.

Data Governance Maturity sebagai faktor pelindung (moderator)

Agar AI dapat dipakai dengan baik, organisasi membutuhkan disiplin pengelolaan data: standar input, definisi data, kontrol akses, backup, serta aturan kerja yang menjaga konsistensi dan keterlacakan. Inilah wilayah *data governance maturity*. Literatur tentang tata kelola data untuk AI menekankan pentingnya kerangka governance untuk menjamin data yang dipakai AI aman, dapat dipertanggungjawabkan, dan sesuai kebutuhan organisasi.

Dalam ranah *maturity model*, studi terbaru mengembangkan model kematangan manajemen data yang menilai kapabilitas proses dan dimensi organisasi untuk menjadi data-driven; model ini membantu menjelaskan mengapa organisasi yang lebih matang dalam pengelolaan data cenderung lebih siap memanfaatkan analitik/AI (Pörtner et al., 2025).

Pada UMKM, governance tidak harus berarti struktur birokratis seperti perusahaan besar. Governance yang dimaksud bisa sederhana namun disiplin (SOP pencatatan, standarisasi bukti transaksi, pengaturan akses, backup rutin, penamaan file, rekonsiliasi berkala). Secara teoritis, governance yang lebih matang dapat menurunkan dampak negatif *data friction*, karena *governance* membuat data lebih rapi, lebih konsisten, dan lebih siap dipakai AI yang pada akhirnya membantu trust terbentuk.

Dalam kerangka akuntansi, *data governance maturity* selaras dengan praktik pengendalian internal sederhana, adanya prosedur pencatatan, otorisasi siapa yang boleh mengubah data, penyimpanan bukti transaksi, backup, serta rekonsiliasi berkala. Elemen-elemen ini identik dengan tujuan akuntansi untuk menjaga integritas data dan memastikan jejak audit memadai. Ketika *governance* membaik, friksi data menurun karena proses akuntansi menjadi lebih tertib, akibatnya, rekomendasi AI juga lebih konsisten dan lebih mudah dipercaya sebagai alat bantu pengawasan transaksi. Dengan kata lain, moderator *governance* di model ini dapat dipahami sebagai *akuntansi-in-practice* yang membuat sistem informasi keuangan UMKM lebih siap dipakai AI (COSO, 2013(Bernardo et al., 2024; Choowan & Daovisan, 2025; Pörtner et al., 2025)

AI Fraud Detection dan kebutuhan data sebagai prasyarat implementasi

Literatur fraud detection berbasis AI/ML menunjukkan kemajuan signifikan, sekaligus mengingatkan bahwa performa sistem sangat bergantung pada kualitas data,

penanganan ketidakseimbangan kelas (fraud jarang terjadi), dan konteks operasional implementasi (Ali et al., 2022; Hernandez Aros et al., 2024). Sejumlah tinjauan dan studi memperlihatkan bahwa model ML untuk *fraud detection* dapat sangat efektif, namun risiko *false positives* dan kebutuhan data yang representatif menjadikan implementasi di organisasi kecil menuntut kesiapan data dan proses (Compagnino et al., 2025; Yaseen & Al-Amarneh, 2025). Karena itu, memilih konteks *AI Fraud Detection* untuk UMKM sangat relevan, manfaatnya tinggi (melindungi arus kas, mencegah kebocoran), tetapi hambatannya juga nyata, terutama terkait *data friction* dan *governance*.

HIPOTESIS PENELITIAN

Berdasarkan teori dan temuan studi terdahulu, hipotesis dirumuskan sebagai berikut:

H1: *Data friction* berpengaruh negatif terhadap niat atau kesiapan UMKM dalam mengadopsi *artificial intelligence* untuk *fraud detection*.

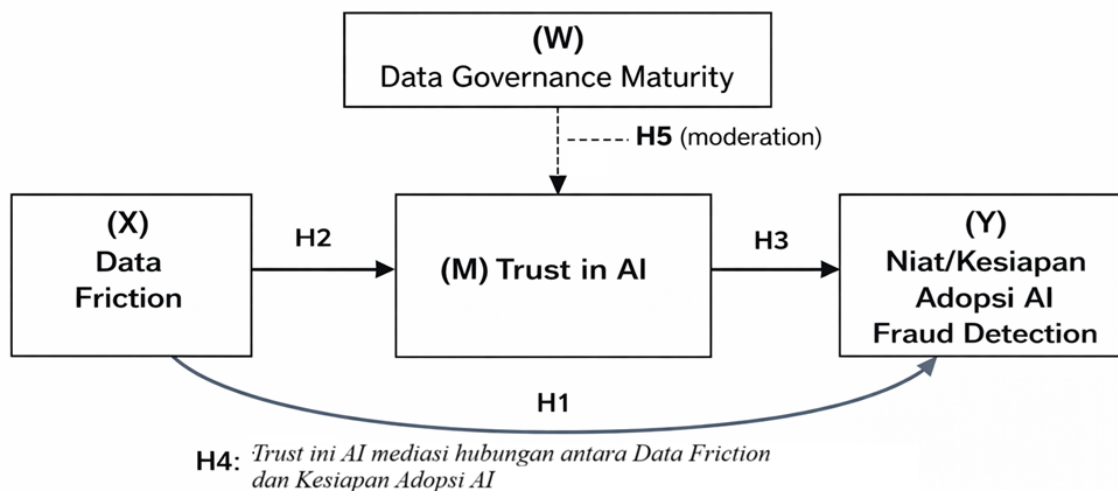
H2: *Data friction* berpengaruh negatif terhadap *trust in artificial intelligence* pada UMKM.

H3: *Trust in artificial intelligence* berpengaruh positif terhadap niat atau kesiapan UMKM dalam mengadopsi AI untuk *fraud detection*.

H4: *Trust in artificial intelligence* memediasi pengaruh *data friction* terhadap niat atau kesiapan UMKM dalam mengadopsi AI untuk *fraud detection*.

H5: *Data governance maturity* memoderasi hubungan antara *data friction* dan *trust in artificial intelligence*.

Adapun Desain Model Penelitiannya adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Desain Model Penelitian

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain explanatory research untuk menguji hubungan kausal antarvariabel dalam model mediasi dan moderasi. Desain penelitian yang digunakan adalah survei cross-sectional, yaitu pengumpulan data dilakukan pada satu periode waktu tertentu melalui penyebaran kuesioner kepada pelaku usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM). Pendekatan ini dipilih karena penelitian bertujuan menjelaskan pengaruh data friction terhadap trust in artificial intelligence dan dampaknya terhadap niat atau kesiapan adopsi AI untuk fraud detection, serta menguji peran data governance maturity sebagai variabel moderator.

Unit analisis dalam penelitian ini adalah UMKM, sedangkan unit observasinya adalah individu yang mewakili UMKM, yaitu pemilik usaha, pengelola, admin keuangan, atau pihak

lain yang memahami proses pencatatan transaksi dan pengelolaan data usaha. Populasi penelitian adalah seluruh UMKM di wilayah Jabodetabek yang telah menjalankan aktivitas usaha secara aktif dan memiliki proses pencatatan transaksi, baik secara manual maupun digital. Wilayah ini dipilih karena memiliki konsentrasi UMKM yang tinggi, tingkat digitalisasi usaha yang relatif berkembang, serta keragaman bentuk pencatatan transaksi yang relevan dengan konstruk data friction.

Teknik sampling yang digunakan adalah purposive sampling. Pemilihan teknik ini didasarkan pada pertimbangan bahwa tidak semua pelaku UMKM memiliki pengalaman dan pengetahuan yang memadai terkait pengelolaan data transaksi usaha. Oleh karena itu, responden dipilih berdasarkan kriteria tertentu, yaitu:

- (1) pelaku UMKM aktif minimal satu tahun,
- (2) memiliki proses pencatatan transaksi, baik secara manual, menggunakan spreadsheet, aplikasi kasir, marketplace, maupun platform digital lainnya, dan
- (3) merupakan pihak yang memahami proses pencatatan, penyimpanan, atau pengelolaan data transaksi usaha.

Berdasarkan kriteria tersebut, jumlah sampel yang diperoleh dalam penelitian ini adalah 121 responden. Pengumpulan data dilakukan menggunakan instrumen kuesioner terstruktur. Kuesioner disusun berdasarkan indikator-indikator yang diturunkan dari kajian literatur pada masing-masing variabel. Seluruh item diukur menggunakan skala Likert lima poin, mulai dari 1 = sangat tidak setuju hingga 5 = sangat setuju. Penggunaan skala ini bertujuan untuk menangkap persepsi responden secara lebih terukur terhadap kondisi data usaha, tingkat kepercayaan terhadap AI, kesiapan adopsi AI fraud detection, serta kematangan tata kelola data yang diterapkan dalam usaha mereka.

Variabel independen dalam penelitian ini adalah *data friction*, yaitu hambatan yang muncul dalam proses pengumpulan, pencatatan, integrasi, dan penelusuran data transaksi usaha. Variabel ini diukur melalui lima dimensi utama, yaitu fragmentasi sumber data, ketidakkonsistenan format, ketidaklengkapan data, ketepatan waktu pencatatan, serta aksesibilitas dan keterlacakan data. Variabel mediasi adalah *trust in artificial intelligence*, yang menggambarkan tingkat kepercayaan responden terhadap reliabilitas, akurasi, keamanan, dan kewajaran rekomendasi AI dalam mendukung fraud detection. Variabel dependen adalah niat atau kesiapan adopsi *AI fraud detection*, yang mencerminkan kemauan responden untuk menggunakan, mencoba, menginvestasikan sumber daya awal, dan menjadikan AI sebagai bagian dari kontrol internal usaha. Adapun variabel moderator adalah *data governance maturity*, yaitu tingkat kedewasaan pengelolaan data usaha yang tercermin dalam keberadaan SOP pencatatan, standarisasi data, kontrol akses, backup data, rekonsiliasi, dan kejelasan tanggung jawab.

Operasionalisasi masing-masing variabel disajikan pada Tabel 1. Namun, tabel tersebut tidak berdiri sendiri, melainkan menjadi ringkasan dari konstruk yang secara substantif dijelaskan dalam narasi metode ini. Dengan demikian, tabel operasional variabel berfungsi untuk memperjelas keterkaitan antara konsep, dimensi, indikator, dan skala pengukuran yang digunakan dalam penelitian.

Sebelum dilakukan analisis utama, instrumen penelitian dievaluasi terlebih dahulu melalui pengujian model pengukuran. Pengujian ini meliputi validitas konvergen, reliabilitas konstruk, dan validitas diskriminan. Validitas konvergen dinilai melalui nilai outer loading dan average variance extracted (AVE), sedangkan reliabilitas konstruk dievaluasi melalui Cronbach's alpha dan composite reliability. Selanjutnya, validitas diskriminan diuji menggunakan heterotrait-monotrait ratio (HTMT). Tahapan ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap indikator mampu merefleksikan konstruk yang diukur secara memadai dan konsisten.

Analisis data dilakukan menggunakan Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Pemilihan PLS-SEM didasarkan pada beberapa pertimbangan. Pertama, model penelitian ini bersifat prediktif dan melibatkan hubungan yang kompleks, yaitu pengaruh langsung, pengaruh tidak langsung melalui mediasi, serta pengaruh moderasi. Kedua, PLS-SEM lebih sesuai digunakan pada penelitian dengan ukuran sampel menengah dan tidak mensyaratkan distribusi data normal secara ketat. Ketiga, pendekatan ini relevan untuk penelitian yang masih menekankan pengembangan model empiris dalam konteks adopsi AI pada UMKM. Oleh karena itu, PLS-SEM dinilai tepat untuk menguji model struktural penelitian ini.

Pengujian model struktural dilakukan melalui beberapa tahap. Pertama, uji multikolinearitas dilakukan dengan melihat nilai variance inflation factor (VIF) pada konstruk endogen untuk memastikan tidak terjadi korelasi tinggi antar prediktor. Kedua, kemampuan model dalam menjelaskan variabel endogen dievaluasi melalui nilai koefisien determinasi (R^2). Ketiga, pengujian hipotesis dilakukan dengan metode bootstrapping untuk memperoleh nilai koefisien jalur, t-statistics, dan p-values. Dalam penelitian ini, pengaruh langsung digunakan untuk menguji H1, H2, H3, dan H5, sedangkan pengaruh tidak langsung digunakan untuk menguji hipotesis mediasi pada H4. Efek moderasi diuji melalui konstruk interaksi antara data friction dan data governance maturity terhadap trust in artificial intelligence.

Secara keseluruhan, prosedur analisis dalam penelitian ini mencakup dua tahap utama, yaitu evaluasi outer model dan evaluasi inner model. Outer model digunakan untuk memastikan kualitas instrumen pengukuran, sedangkan inner model digunakan untuk menguji hubungan kausal antarvariabel sesuai dengan hipotesis penelitian. Dengan tahapan tersebut, hasil analisis diharapkan dapat memberikan gambaran empiris yang lebih akurat mengenai kesiapan UMKM dalam mengadopsi AI fraud detection ditinjau dari aspek friksi data, trust in AI, dan kematangan tata kelola data.

Operasionalisasi variabel dalam penelitian ini disusun berdasarkan kajian literatur dan dirinci ke dalam dimensi, indikator operasional, serta skala pengukuran sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Operasional Variabel Penelitian

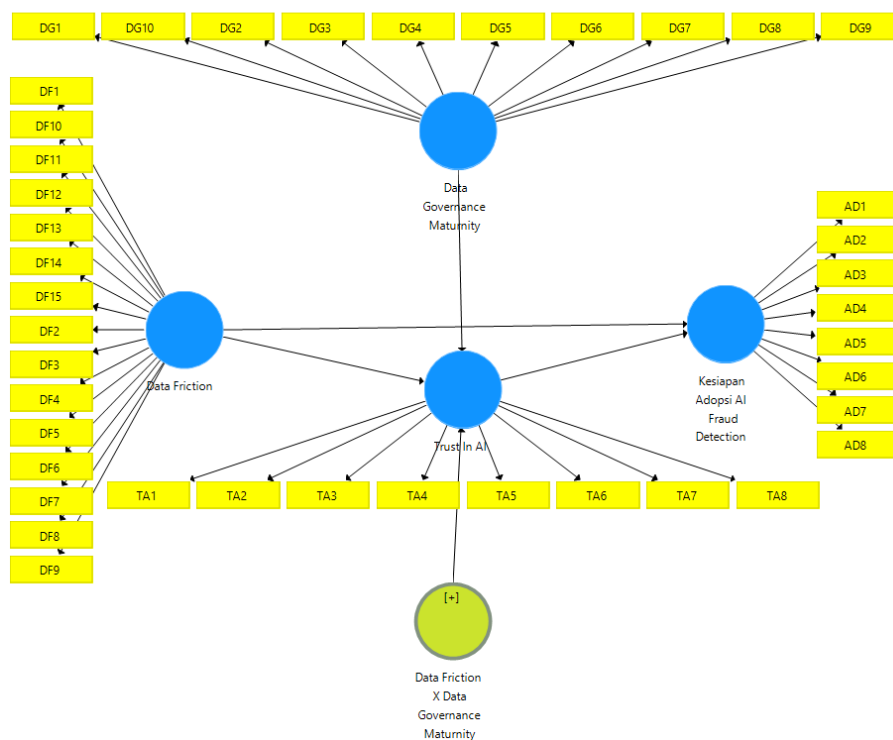
Variabel	Jenis	Dimensi Utama	Indikator Operasional	Skala
Data Friction (X)	Independen	1) Fragmentasi sumber data 2) Ketidakkonsistenan format 3) Ketidaklengkapan data 4) Ketepatan waktu (timeliness) 5) Aksesibilitas & keterlacakan	1) Data transaksi tersebar di banyak kanal (manual/Excel/POS/marketplace/WA). 2) Format pencatatan sering tidak seragam (nama akun, kode produk, tanggal, dsb.). 3) Banyak transaksi tidak tercatat lengkap (bukti, nominal, tujuan, pihak terkait). 4) Pencatatan sering terlambat (tidak rutin/real-time). 5) Data sulit dicari kembali / tidak ada backup / file mudah hilang.	Likert 1–5 (kuesioner)
Trust in AI (M)	Mediator	1) Reliabilitas/keandalan 2) Persepsi akurasi 3) Persepsi keamanan & risiko 4) Kewajaran rekomendasi	1) AI dinilai dapat dipercaya untuk membantu memantau transaksi. 2) Hasil AI dirasa akurat/tepat dalam mendeteksi kejanggalan. 3) UMKM merasa aman menggunakan AI terkait data transaksi. 4) Rekomendasi AI terasa logis dan sesuai	Likert 1–5 (kuesioner)

Variabel	Jenis	Dimensi Utama	Indikator Operasional	Skala
Niat/Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection (Y)	Dependen	(reasonableness)	dengan kondisi usaha.	Likert 1–5 (kuesioner)
		1) Niat menggunakan2) Kesiapan mencoba (trial readiness)3) Kesediaan investasi minimal4) Rencana penggunaan rutin	1) Berniat menggunakan AI untuk deteksi kecurangan.2) Siap mencoba tool/fitur AI dalam waktu dekat.3) Bersedia meluangkan waktu/biaya minimal untuk implementasi awal.4) Berencana menjadikan AI bagian dari kontrol internal/pemeriksaan rutin.	
Data Governance Maturity (W)	Moderator	1) SOP & standarisasi data2) Kontrol akses/otorisasi3) Backup & penyimpanan4) Rekonsiliasi & audit trail sederhana5) Kejelasan peran/tanggung jawab	1) Ada aturan/SOP pencatatan transaksi (minimal prosedur baku).2) Ada standard format (akun, tanggal, bukti, kategori).3) Ada pembatasan akses data (siapa boleh ubah/lihat).4) Ada backup rutin (cloud/drive) dan arsip bukti transaksi.5) Ada pengecekan/rekonsiliasi berkala dan jejak perubahan sederhana.	Likert 1–5 (kuesioner)

Tabel 1 menunjukkan bahwa setiap variabel diukur secara reflektif melalui beberapa indikator yang dirancang untuk menangkap kondisi empiris UMKM dalam pengelolaan data, tingkat kepercayaan terhadap AI, kesiapan adopsi teknologi, dan kematangan tata kelola data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Struktur model pada penelitian ini adalah:



Gambar 2. Struktur Model Penelitian

**Hasil Evaluasi Model Pengukuran (Outer Model)
Uji Reliabilitas Indikator dan Outer Loadings**

Hasil evaluasi outer model menunjukkan bahwa indikator-indikator pada seluruh konstruk memiliki outer loading yang memadai. Indikator konstruk Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection (AD1–AD8) memiliki loading pada rentang 0,725–0,807, sedangkan konstruk Trust in AI (TA1–TA8) berada pada rentang 0,714–0,812. Konstruk Data Governance Maturity (DG1–DG10) juga menunjukkan loading yang baik, yaitu 0,710–0,807.

Pada konstruk Data Friction (DF1–DF15), mayoritas indikator memiliki loading \geq 0,70 dengan rentang 0,679–0,811. Terdapat dua indikator yang sedikit di bawah 0,70 yaitu DF10 (0,679) dan DF3 (0,680). Namun, kedua indikator tetap dipertahankan karena masih berada pada batas yang dapat diterima dan terbukti tidak menurunkan kelayakan konstruk setelah mempertimbangkan reliabilitas dan validitas konvergen (CR dan AVE).

Reliabilitas Konstruk dan Validitas Konvergen (CR dan AVE)

Pengujian reliabilitas konstruk menunjukkan konsistensi internal yang sangat baik. Nilai Cronbach’s Alpha berkisar antara 0,900–0,944, sedangkan Composite Reliability (CR) berada pada rentang 0,920–0,950 yang melampaui ambang minimum 0,70. Validitas konvergen juga terpenuhi karena seluruh nilai AVE berada di atas 0,50, yaitu: Data Friction (0,561), Data Governance Maturity (0,588), Trust in AI (0,600), dan Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection (0,589). Dengan demikian, konstruk penelitian dinyatakan reliabel dan memiliki validitas konvergen yang memadai.

Tabel 2. Construct Reliability and Convergent Validity

Konstruk	Cronbach’s Alpha	rho	A	CR	AVE
Data Friction	0.944	0.945	0.950	0.561	
Data Governance Maturity	0.922	0.924	0.934	0.588	
Trust in AI	0.905	0.906	0.923	0.600	
Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection	0.900	0.903	0.920	0.589	
DF×DG (interaksi)	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

Nilai 1.000 pada konstruk interaksi merupakan karakteristik dari pendekatan two-stage/produk dan tidak ditafsirkan seperti konstruk reflektif biasa.

Validitas Diskriminan (HTMT)

Validitas diskriminan diuji menggunakan HTMT. Hasil menunjukkan seluruh nilai HTMT antar konstruk berada di bawah 0,85, sehingga dapat disimpulkan bahwa masing-masing konstruk memiliki perbedaan konseptual yang memadai dan tidak terjadi overlap konstruk yang mengganggu.

Tabel 3. HTMT

Konstruk	Data Friction	Data Governance	Kesiapan Adopsi	Trust in AI
Data Friction	—			
Data Governance	0.402	—		
Kesiapan Adopsi	0.618	0.593	—	
Trust in AI	0.705	0.599	0.746	—

Hasil Evaluasi Model Struktural (Inner Model)

Uji Multikolinearitas (Inner VIF)

Pengujian kolinearitas dilakukan untuk memastikan tidak terjadi multikolinearitas antar prediktor pada konstruk endogen. Nilai inner VIF seluruh prediktor berada pada rentang 1,002–1,746, jauh di bawah batas 3,3 (bahkan <2), sehingga model struktural bebas dari masalah multikolinearitas.

Tabel 4. Inner VIF

Konstruk Endogen Prediktor		VIF
Trust in AI	Data Friction	1.167
	Data Governance Maturity	1.166
	DF×DG	1.002
Kesiapan Adopsi	Data Friction	1.746
	Trust in AI	1.746

Koefisien Determinasi (R²)

Nilai R² menunjukkan kemampuan model dalam menjelaskan variasi konstruk endogen. Trust in AI memiliki R² = 0,548 (Adjusted R² = 0,543), yang berarti 54,8% variasi trust dapat dijelaskan oleh Data Friction, Data Governance Maturity, dan interaksi DF×DG. Sementara itu, Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection memiliki R² = 0,489 (Adjusted R² = 0,485), yang berarti 48,9% variasi kesiapan adopsi dapat dijelaskan oleh Data Friction dan Trust in AI pada model ini. Secara keseluruhan, daya jelaskan model tergolong memadai hingga kuat untuk konteks survei UMKM.

Tabel 5. R²

Konstruk Endogen	R ²	Adjusted R ²
Trust in AI	0.548	0.543
Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection	0.489	0.485

Uji Hipotesis (Path Coefficients – Bootstrapping)

Pengujian hipotesis dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode bootstrapping pada PLS-SEM untuk memperoleh nilai koefisien jalur (β), t-statistics, dan p-values. Nilai koefisien jalur (β) menunjukkan arah dan kekuatan pengaruh antar variabel, sedangkan nilai t-statistics dan p-values digunakan untuk menentukan signifikansi hubungan. Suatu hubungan dinyatakan signifikan apabila nilai $p < 0,05$. Hasil bootstrapping menunjukkan seluruh jalur utama signifikan. Data Friction berpengaruh negatif terhadap Trust in AI dan Kesiapan Adopsi. Trust in AI berpengaruh positif terhadap kesiapan adopsi. Selain itu, efek interaksi DF×DG → Trust signifikan, yang menegaskan adanya moderasi.

Tabel 6. Path Coefficients

Hipotesis Jalur	β	t	p	Keputusan
H1 DF → Kesiapan Adopsi	-0.227	4.044	<0.001	Diterima
H2 DF → Trust	-0.526	13.052	<0.001	Diterima
H3 Trust → Kesiapan Adopsi	0.529	10.036	<0.001	Diterima
H5 DF×DG → Trust	0.113	2.922	0.003	Diterima
(—) DG → Trust	0.350	8.423	<0.001	Signifikan

Hasil pengujian pada Tabel 6 menunjukkan bahwa seluruh jalur utama dalam model penelitian signifikan. Pengaruh Data Friction terhadap Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection (H1) memiliki koefisien sebesar -0,227 dengan nilai t sebesar 4,044 dan $p < 0,001$. Nilai koefisien negatif menunjukkan bahwa semakin tinggi tingkat friksi data, maka semakin rendah kesiapan UMKM dalam mengadopsi AI untuk fraud detection. Nilai t yang lebih besar dari 1,96 dan p-value yang sangat kecil menunjukkan bahwa pengaruh ini signifikan secara statistik.

Selanjutnya, pengaruh Data Friction terhadap Trust in AI (H2) menunjukkan koefisien sebesar -0,526 dengan nilai t sebesar 13,052 dan $p < 0,001$. Nilai ini menunjukkan bahwa friksi data memiliki pengaruh negatif yang kuat terhadap tingkat kepercayaan UMKM terhadap AI. Besarnya nilai koefisien ini mengindikasikan bahwa kualitas dan keteraturan data merupakan faktor utama dalam membentuk trust terhadap sistem berbasis AI.

Pengaruh Trust in AI terhadap Kesiapan Adopsi AI Fraud Detection (H3) menunjukkan koefisien positif sebesar 0,529 dengan nilai t sebesar 10,036 dan $p < 0,001$. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi tingkat kepercayaan terhadap AI, maka semakin tinggi pula kesiapan UMKM untuk mengadopsi teknologi tersebut. Nilai koefisien yang relatif besar menunjukkan bahwa trust merupakan determinan utama dalam mendorong adopsi AI.

Selain itu, hasil pengujian juga menunjukkan bahwa interaksi antara Data Friction dan Data Governance Maturity (DF×DG) terhadap Trust in AI signifikan dengan koefisien sebesar 0,113, nilai t sebesar 2,922, dan $p = 0,003$. Koefisien positif pada interaksi ini menunjukkan bahwa Data Governance Maturity berperan sebagai variabel moderasi yang memperlemah pengaruh negatif Data Friction terhadap Trust in AI. Dengan kata lain, semakin tinggi tingkat kematangan tata kelola data, maka dampak negatif friksi data terhadap kepercayaan terhadap AI menjadi semakin kecil.

Pengaruh langsung Data Governance Maturity terhadap Trust in AI juga signifikan dengan koefisien sebesar 0,350 dan $p < 0,001$. Hal ini menunjukkan bahwa tata kelola data yang baik secara langsung meningkatkan tingkat kepercayaan terhadap AI, terlepas dari tingkat friksi data yang ada. Secara keseluruhan, hasil pengujian hipotesis langsung disajikan pada Tabel 6.

Uji Mediasi (Specific Indirect Effects)

Uji mediasi menunjukkan bahwa Trust in AI memediasi pengaruh Data Friction terhadap kesiapan adopsi, dengan efek tidak langsung negatif dan signifikan. Karena efek langsung DF → Kesiapan Adopsi juga signifikan, maka mekanisme yang terjadi adalah mediasi parsial. Selain itu, efek tidak langsung dari interaksi DF×DG juga signifikan yang menunjukkan moderated mediation (pengaruh mediasi dipengaruhi oleh tingkat governance).

Tabel 7. Specific Indirect Effects

Hipotesis/Temuan	Jalur	β	t	p	Keputusan
H4 (Mediasi)	DF → Trust → Kesiapan Adopsi	-0.278	8.271	<0.001	Diterima
Moderated mediation	(DF×DG) → Trust → Kesiapan Adopsi	0.060	2.894	0.004	Signifikan
Indirect effect	DG → Trust → Kesiapan Adopsi	0.185	5.666	<0.001	Signifikan

Hasil pada Tabel 7 menunjukkan bahwa pengaruh tidak langsung Data Friction terhadap Kesiapan Adopsi melalui Trust in AI memiliki koefisien sebesar -0,278 dengan nilai

t sebesar 8,271 dan $p < 0,001$. Hal ini menunjukkan bahwa Trust in AI secara signifikan memediasi hubungan tersebut. Karena pengaruh langsung Data Friction terhadap Kesiapan Adopsi juga signifikan, maka jenis mediasi yang terjadi adalah mediasi parsial.

Selain itu, hasil juga menunjukkan adanya efek moderated mediation, yaitu pengaruh tidak langsung dari interaksi Data Friction dan Data Governance Maturity terhadap Kesiapan Adopsi melalui Trust in AI, dengan koefisien sebesar 0,060, nilai t sebesar 2,894, dan $p = 0,004$. Nilai ini menunjukkan bahwa tingkat kematangan tata kelola data tidak hanya memoderasi hubungan langsung, tetapi juga memengaruhi jalur mediasi dalam model penelitian.

Pengaruh tidak langsung Data Governance Maturity terhadap Kesiapan Adopsi melalui Trust in AI juga signifikan dengan koefisien sebesar 0,185 dan $p < 0,001$. Hal ini menunjukkan bahwa tata kelola data yang baik dapat meningkatkan kesiapan adopsi AI melalui peningkatan trust terhadap teknologi tersebut. Dengan demikian, Trust in AI terbukti berperan sebagai mekanisme penting dalam menjembatani pengaruh faktor data terhadap kesiapan adopsi AI pada UMKM.

Pembahasan Penelitian

Pengaruh Langsung Data Friction terhadap Kesiapan Adopsi (H1)

Hasil menunjukkan Data Friction berpengaruh negatif langsung terhadap kesiapan adopsi ($\beta = -0.227$; $p < 0.001$). Ini menegaskan bahwa hambatan data bukan hanya merusak trust, tetapi juga menciptakan biaya operasional/psikologis yang mengurangi kesiapan adopsi, bahkan sebelum faktor trust bekerja. Secara konseptual, friksi data menggambarkan beban tambahan yang timbul karena data sulit dihimpun, dibersihkan, diseragamkan, atau ditelusuri; literatur data friction menekankan bahwa hambatan tersebut bersifat nyata dalam praktik dan melekat pada “perjalanan data” antar sistem dan rutinitas kerja (Bates et al., 2016).

Dari sisi akuntansi, AI fraud detection membutuhkan prasyarat minimal: data transaksi yang konsisten, bukti transaksi yang terdokumentasi, dan rekonsiliasi yang cukup agar pola transaksi dapat dibaca secara akurat. Ketika prasyarat ini tidak terpenuhi, adopsi AI terasa sebagai tambahan beban (tambahan input, penyesuaian format, dan validasi) sehingga kesiapan menurun. Penekanan bahwa kualitas informasi merupakan faktor kunci penggunaan sistem juga sejalan dengan model The DeLone and McLean Model of Information Systems Success, 2003, kualitas informasi yang buruk menurunkan penggunaan dan manfaat yang dirasakan.

Temuan ini juga koheren dengan literatur yang menunjukkan bahwa UMKM memiliki tantangan sumber daya dan readiness yang khas dalam adopsi teknologi canggih, sehingga barrier yang bersifat *foundational* (data, proses, kompetensi) sering menjadi penghambat dominan dibanding sekadar ketersediaan teknologi (Ayinaddis, 2025).

Pengaruh Data Friction terhadap Trust in AI (H2)

Hasil menunjukkan Data Friction menurunkan Trust in AI secara kuat ($\beta = -0.526$; $p < 0.001$). Secara konseptual, “data friction” merujuk pada hambatan sosio-teknis yang muncul ketika data harus berpindah lintas kanal, format, sistem, dan praktik kerja—sehingga data menjadi sulit mengalir secara mulus, tidak konsisten, atau mengalami “putus jejak” ketika digunakan ulang. Konsep ini sejalan dengan literatur yang menempatkan friksi sebagai fenomena infrastruktur dan praktik: data tidak otomatis “siap pakai”, melainkan rentan mengalami hambatan ketika bergerak antar-situs praktik (Bates et al., 2016).

Dalam konteks UMKM, friksi data biasanya tampak dalam bentuk transaksi yang tersebar (marketplace, POS, mobile banking, e-wallet), bukti transaksi yang tidak seragam, serta pencatatan yang tidak disiplin. Kondisi ini membuat pelaku usaha meragukan apakah AI

dapat menghasilkan rekomendasi yang masuk akal. Literatur “trust in automation/AI” menekankan bahwa reliability (konsistensi kinerja) dan accuracy (ketepatan keluaran) adalah fondasi utama trust; ketika pengguna melihat keluaran sistem tidak stabil/sering salah, mereka cenderung disuse (enggan memakai) atau misuse (menggunakan secara tidak tepat) (Lee & See, 2004).

Dari perspektif akuntansi, temuan ini masuk akal karena trust terhadap AI pada akhirnya bergantung pada kualitas informasi. Model kesuksesan sistem informasi menekankan bahwa kualitas informasi (akurasi, kelengkapan, relevansi, ketepatan waktu) memengaruhi kepuasan dan penggunaan sistem (The DeLone and McLean, 2003). Dimensi data quality yang sering dipakai dalam studi data-driven (accuracy, completeness, consistency, timeliness) juga menunjukkan bahwa ketika dimensi-dimensi ini rendah, keandalan insight turun sehingga trust terhadap analitik berbasis data ikut melemah (Fu et al., 2024; Wang et al., 2024). Dengan kata lain, *data friction* pada UMKM berfungsi sebagai akar masalah yang menggerus *trust* karena menurunkan kualitas informasi akuntansi yang menjadi input AI.

Pengaruh *Trust in AI* terhadap Kesiapan Adopsi (H3)

Hasil menunjukkan Trust in AI berpengaruh positif terhadap kesiapan adopsi ($\beta = 0.529$; $p < 0.001$). Temuan ini konsisten dengan literatur mutakhir yang menempatkan trust sebagai determinan penting penerimaan dan penggunaan AI, terutama ketika pengguna tidak bisa memverifikasi seluruh proses *black box* AI secara lengkap. Kajian sistematis tentang trust in AI menegaskan bahwa trust berkaitan dengan penilaian pengguna terhadap dimensi teknis (akurasi, keamanan, robustness) dan dimensi non-teknis (etika, fairness, kepatuhan), yang kemudian memengaruhi niat memakai dan ketergantungan terhadap AI (Afroogh et al., 2024; Henrique & Santos, 2024).

Dalam ranah akuntansi, trust ini relevan karena AI fraud detection dipersepsi sebagai alat bantu pengawasan transaksi: mengidentifikasi pola tidak wajar, anomali, atau potensi kecurangan. Namun, kegunaan tersebut baru dipercaya ketika pengguna menilai AI cukup reliabel dan aman. Argumen ini sejalan dengan literatur trust in automation yang menekankan bahwa trust menjadi mekanisme psikologis untuk menentukan *appropriate reliance* pengguna bersedia mengadopsi dan mengandalkan sistem ketika mereka percaya sistem akan membantu pada kondisi yang kompleks dan tidak sepenuhnya dapat dipahami (Lee & See, 2004).

Secara praktis, temuan ini juga sejalan dengan penelitian yang menunjukkan bahwa trust publik/organisasi terhadap AI merupakan prasyarat penerimaan yang berkelanjutan—terutama ketika risiko (misalnya privasi data, false alarm, atau bias) dianggap nyata (Cetinkaya & Krämer, 2025). Dengan demikian, *trust* berperan sebagai penghubung dari persepsi kualitas AI menuju kesiapan adopsi pada UMKM.

Peran Mediasi Trust in AI (H4) dan Moderated Mediation

Efek mediasi signifikan ($\beta = -0.278$; $p < 0.001$) dan efek langsung DF \rightarrow kesiapan adopsi juga signifikan, sehingga Trust in AI berperan sebagai mediator parsial. Ini menunjukkan bahwa friksi data menurunkan kesiapan adopsi melalui dua mekanisme yang berjalan simultan: (1) efek langsung (biaya dan kesulitan operasional pengelolaan data), dan (2) efek tidak langsung melalui trust (AI dinilai kurang dapat diandalkan ketika input data bermasalah). Mekanisme ini konsisten dengan literatur trust in automation/AI yang menempatkan trust sebagai “heuristic” utama dalam menentukan reliance ketika pengguna menghadapi kompleksitas dan ketidakpastian hasil sistem (Afroogh et al., 2024; Lee & See, 2004).

Menariknya, efek tidak langsung dari interaksi DF×DG juga signifikan ($\beta = 0.060$; $p = 0.004$). Ini memperkuat argumen moderated mediation: governance tidak hanya memengaruhi trust, tetapi juga menjaga agar jalur mediasi (DF → trust → adopsi) tidak menjadi terlalu merugikan ketika friksi data tinggi. Secara teoritis, ini sejalan dengan diskursus data governance yang menempatkan governance sebagai mekanisme untuk mengurangi ketidakpastian kualitas data dan meningkatkan keyakinan pengguna terhadap hasil analitik/AI (Bernardo et al., 2024; Schmuck, 2024)

Dalam konteks akuntansi UMKM, pesan kuncinya kuat: AI *fraud detection* pada akhirnya bekerja di atas data yang berasal dari praktik pencatatan dan kontrol harian. Karena itu, *basic accounting discipline* (kelengkapan bukti, ketepatan waktu pencatatan, standarisasi kategori/akun, rekonsiliasi) berperan sebagai *enabler* yang membuat AI lebih bisa dipercaya dan lebih siap diadopsi. Kerentanan organisasi kecil terhadap fraud ketika kontrol internal lemah juga dilaporkan oleh studi global fraud (ACFE, 2024) dan dokumentasi mengenai peran kelemahan kontrol internal dalam memungkinkan fraud (ACFE, 2022; COSO, 2013).

Peran Moderasi Data Governance Maturity pada Jalur DF → Trust (H5)

Moderasi terbukti signifikan ($\beta = 0.113$; $p = 0.003$). Koefisien positif pada interaksi menunjukkan bahwa Data Governance Maturity melemahkan dampak negatif Data Friction terhadap Trust. Secara konseptual, data governance dipahami sebagai seperangkat peran, kebijakan, standar, dan kontrol untuk memastikan data memiliki kepemilikan yang jelas, kualitas yang terjaga, dan dapat digunakan secara konsisten. Tinjauan sistematis di bidang data governance menegaskan bahwa governance dan model kematangan (maturity) dibangun untuk meningkatkan kualitas data, akuntabilitas, dan konsistensi pemanfaatan data organisasi (Bernardo et al., 2024).

Secara praktis untuk UMKM, *governance maturity* yang digunakan (misalnya SOP pencatatan, kontrol otorisasi, penyimpanan bukti, backup, rekonsiliasi) bekerja seperti “penstabil” yang mengurangi dampak buruk friksi. Studi tentang maturity model data governance/MDM juga menekankan bahwa peningkatan kematangan pengelolaan data berkorelasi dengan kualitas data yang lebih baik, integrasi proses, dan meningkatnya trust terhadap data yang dipakai dalam keputusan (Schmuck, 2024).

Dalam kerangka akuntansi, ini paralel dengan logika internal control: kualitas kontrol atas informasi dan dokumentasi transaksi menentukan integritas data keuangan. Kerangka COSO menekankan komponen *Information & Communication* serta *Control Activities* sebagai kunci agar informasi relevan, tepat waktu, dan dapat digunakan untuk pengendalian (COSO, 2013). Pada level UMKM, panduan internal control untuk small business juga menegaskan bahwa bisnis kecil rentan memiliki kontrol yang lebih lemah karena keterbatasan staf/prosedur, sehingga perbaikan kontrol sederhana (otorisasi, dokumentasi, rekonsiliasi) sangat menentukan (CPA Australia, 2007). Karena itu, masuk akal jika *governance maturity* menahan penurunan trust: proses akuntansi yang lebih tertib menghasilkan data yang lebih layak AI, sehingga output AI lebih konsisten dan lebih mudah dipercaya.

Temuan penelitian menegaskan bahwa adopsi AI *fraud detection* pada UMKM bukan sekadar persoalan ketersediaan teknologi, melainkan persoalan kesiapan data yang berakar pada praktik akuntansi dan tata kelola informasi. Data friction melemahkan trust dan kesiapan adopsi, sementara *governance maturity*—yang beresonansi dengan prinsip pengendalian internal dan kualitas informasi akuntansi—mampu menahan dampak negatif tersebut serta memperkuat jalur menuju adopsi AI.”

SIMPULAN, KETERBATASAN DAN SARAN

Simpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa kesiapan UMKM untuk mengadopsi AI dalam deteksi fraud sangat ditentukan oleh kesiapan data yang terbentuk dari praktik pengelolaan informasi keuangan sehari-hari. Friksi data menjadi hambatan yang nyata karena membuat proses pemanfaatan data tidak berjalan mulus, sehingga mengurangi keyakinan pelaku UMKM terhadap AI dan menurunkan kesiapan mereka untuk mengimplementasikannya. Di sisi lain, kematangan tata kelola data berperan penting sebagai penguat kesiapan, karena membuat aliran data lebih tertib, lebih terjaga integritasnya, serta lebih mudah ditelusuri. Dengan fondasi tata kelola yang lebih matang, dampak negatif friksi data dapat ditekan dan kepercayaan terhadap AI menjadi lebih stabil, sehingga adopsi AI fraud detection menjadi lebih memungkinkan untuk diwujudkan dalam operasional UMKM.

Keterbatasan

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang berkaitan dengan proses pengumpulan dan pengolahan data. Pertama, data dikumpulkan melalui survei berbasis persepsi responden sehingga berpotensi memunculkan bias subjektif, termasuk kecenderungan menjawab secara sosial diinginkan. Kedua, desain penelitian bersifat potong lintang sehingga perubahan perilaku dan kesiapan adopsi AI dari waktu ke waktu belum dapat ditangkap secara memadai. Ketiga, pengukuran variabel dilakukan menggunakan instrumen kuesioner yang mengandalkan pemahaman responden terhadap konsep AI, friksi data, dan tata kelola data, sehingga variasi tingkat literasi digital dan literasi akuntansi dapat memengaruhi ketepatan respons. Keempat, keterbatasan akses pada data perilaku aktual (misalnya log transaksi, catatan rekonsiliasi, atau bukti implementasi prosedur tata kelola) membuat penelitian ini belum mampu memverifikasi temuan dengan indikator objektif di tingkat operasional.

Saran Untuk Penelitian

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan desain longitudinal agar dapat menangkap dinamika perubahan trust dan kesiapan adopsi AI pada UMKM seiring peningkatan proses tata kelola data. Penelitian lanjutan juga dapat memperkaya pengukuran dengan mengombinasikan survei persepsi dan data objektif, misalnya audit sederhana atas praktik pencatatan, kelengkapan bukti transaksi, frekuensi rekonsiliasi, atau indikator kualitas data yang dapat diobservasi. Selain itu, penelitian berikutnya dapat memperluas model dengan memasukkan karakteristik UMKM yang lebih spesifik (sektor usaha, kompleksitas transaksi, tingkat digitalisasi kanal penjualan, dan penggunaan aplikasi akuntansi) untuk melihat variasi efek antar kelompok. Penelitian lanjutan juga disarankan menguji pendekatan intervensi, misalnya pelatihan tata kelola data berbasis praktik akuntansi sederhana atau implementasi template standarisasi pencatatan, untuk menilai secara lebih kuat strategi yang paling efektif dalam menurunkan friksi data dan mendorong adopsi AI fraud detection pada UMKM.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Wahab, M. D., & Radmehr, M. (2024). The impact of AI assimilation on firm performance in small and medium-sized enterprises: A moderated multi-mediation model. *Heliyon*, *10*(8), e29580. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29580>
- Afroogh, S., Akbari, A., Malone, E., Kargar, M., & Alambeigi, H. (2024). Trust in AI: Progress, challenges, and future directions. *Humanities and Social Sciences Communications*, *11*(1), 1568. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-04044-8>

- Agostinho, C., Dikopoulou, Z., Lavasa, E., Perakis, K., Pitsios, S., Branco, R., Reji, S., Hetterich, J., Biliri, E., Lampathaki, F., Rodríguez Del Rey, S., & Gkolemis, V. (2023). Explainability as the key ingredient for AI adoption in Industry 5.0 settings. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6, 1264372. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1264372>
- Ali, A., Abd Razak, S., Othman, S. H., Eisa, T. A. E., Al-Dhaqm, A., Nasser, M., Elhassan, T., Elshafie, H., & Saif, A. (2022). Financial Fraud Detection Based on Machine Learning: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*, 12(19), 9637. <https://doi.org/10.3390/app12199637>
- Aquilino, L., Di Dio, C., Manzi, F., Massaro, D., Bisconti, P., & Marchetti, A. (2025). Decoding Trust in Artificial Intelligence: A Systematic Review of Quantitative Measures and Related Variables. *Informatics*, 12(3), 70. <https://doi.org/10.3390/informatics12030070>
- Ayinaddis, S. G. (2025). Artificial intelligence adoption dynamics and knowledge in SMEs and large firms: A systematic review and bibliometric analysis. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(3), 100682. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100682>
- Babalghaith, R., & Aljarallah, A. (2024). Factors Affecting Big Data Analytics Adoption in Small and Medium Enterprises. *Information Systems Frontiers*, 26(6), 2165–2187. <https://doi.org/10.1007/s10796-024-10538-2>
- Badghish, S., & Soomro, Y. A. (2024). Artificial Intelligence Adoption by SMEs to Achieve Sustainable Business Performance: Application of Technology–Organization–Environment Framework. *Sustainability*, 16(5), 1864. <https://doi.org/10.3390/su16051864>
- Baisholan, N., Dietz, J. E., Gnatyuk, S., Turdalyuly, M., Matson, E. T., & Baisholanova, K. (2025). A Systematic Review of Machine Learning in Credit Card Fraud Detection Under Original Class Imbalance. *Computers*, 14(10), 437. <https://doi.org/10.3390/computers14100437>
- Bates, J., Lin, Y.-W., & Goodale, P. (2016). Data journeys: Capturing the socio-material constitution of data objects and flows. *Big Data & Society*, 3(2), 2053951716654502. <https://doi.org/10.1177/2053951716654502>
- Bernardo, B. M. V., Mamede, H. S., Barroso, J. M. P., & Dos Santos, V. M. P. D. (2024). Data governance & quality management—Innovation and breakthroughs across different fields. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(4), 100598. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100598>
- Cetinkaya, N. E., & Krämer, N. (2025). Between transparency and trust: Identifying key factors in AI system perception. *Behaviour & Information Technology*, 1–15. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2025.2533358>
- Chen, Y., Zhao, C., Xu, Y., Nie, C., & Zhang, Y. (2025). Deep Learning in Financial Fraud Detection: Innovations, Challenges, and Applications. *Data Science and Management*, S2666764925000372. <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2025.08.002>
- Choowan, P., & Daovisan, H. (2025). Artificial Intelligence in Data Governance for Financial Decision-Making: A Systematic Review. *Big Data and Cognitive Computing*, 10(1), 8. <https://doi.org/10.3390/bdcc10010008>
- Compagnino, A. A., Maruccia, Y., Cavuoti, S., Riccio, G., Tutone, A., Crupi, R., & Pagliaro, A. (2025). An Introduction to Machine Learning Methods for Fraud Detection. *Applied Sciences*, 15(21), 11787. <https://doi.org/10.3390/app152111787>
- Elisha Oloruntobi Adeboye. (2024). Strengthening fraud prevention in small businesses: An analysis of effective accounting and auditing practices. *International Journal of*

- Science and Research Archive*, 13(2), 590–595.
<https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.13.2.2160>
- Esmeralda, A. I. P., & Fadhilah, N. H. K. (2026). *Fraud Detection and Machine Learning in Auditing: A Systematic Literature Review*. 3(1).
- Fortier, J., Gamache, S., & Fonrouge, C. (2025). Integrating Sustainable Performance into the Digital Maturity Models for SMEs in Manufacturing. *Applied Sciences*, 15(7), 4041. <https://doi.org/10.3390/app15074041>
- Fu, Q., Nicholson, G. L., & Easton, J. M. (2024). Understanding data quality in a data-driven industry context: Insights from the fundamentals. *Journal of Industrial Information Integration*, 42, 100729. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100729>
- Henrique, B. M., & Santos, E. (2024). Trust in artificial intelligence: Literature review and main path analysis. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 2(1), 100043. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100043>
- Hernandez Aros, L., Bustamante Molano, L. X., Gutierrez-Portela, F., Moreno Hernandez, J. J., & Rodríguez Barrero, M. S. (2024). Financial fraud detection through the application of machine learning techniques: A literature review. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1130. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03606-0>
- Huy, P. Q., & Phuc, V. K. (2023). Big data in relation with business intelligence capabilities and e-commerce during COVID-19 pandemic in accountant's perspective. *Future Business Journal*, 9(1), 40. <https://doi.org/10.1186/s43093-023-00221-4>
- Indah, I. D. N. & Totok Dewayanto. (2025). The Role of Accounting Technology in Preventing Cyberfraud: A Systematic Literature Review. *Asia Pacific Fraud Journal*, 10(2), 209–226. <https://doi.org/10.21532/apfjournal.v10i2.383>
- Knoflach, L., Shao, L., & Ullrich, T. (2025). A Comprehensive Data Maturity Model for Data Pre-Analysis. *Data*, 10(4), 55. <https://doi.org/10.3390/data10040055>
- Krulčić, E., Doboviček, S., Pavletić, D., & Čabrijan, I. (2025). A Dynamic Assessment of Digital Maturity in Industrial SMEs: An Adaptive AHP-Based Digital Maturity Model (DAMA-AHP). *Technologies*, 13(7), 282. <https://doi.org/10.3390/technologies13070282>
- Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors*.
- Li, Y., Wu, B., Huang, Y., & Luan, S. (2024). Developing trustworthy artificial intelligence: Insights from research on interpersonal, human-automation, and human-AI trust. *Frontiers in Psychology*, 15, 1382693. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1382693>
- Mawlidy, E. R., Primasatya, R. D., & Lorenza, L. (2024). *KEMAMPUAN ARTIFICIAL INTELLIGENCE TERHADAP PENDETEKSIAN FRAUD: STUDI LITERATUR*. 7.
- McGrath, M. J., Lack, O., Tisch, J., & Duenser, A. (2025). Measuring trust in artificial intelligence: Validation of an established scale and its short form. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1582880. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1582880>
- Ogheneogaga Irikefe, P., & Isaac Opusunju, M. (2021). Effect of Financial Literacy on the Growth of MSMEs. *International Journal of Research Publications*, 90(1). <https://doi.org/10.47119/IJRP1009011220212541>
- Orbán, F., & Stefkovics, Á. (2025). Trust in artificial intelligence: A survey experiment to assess trust in algorithmic decision-making. *AI & SOCIETY*, 40(6), 4955–4969. <https://doi.org/10.1007/s00146-025-02237-6>
- Paula Monteiro, A., Vale, J., Leite, E., Lis, M., & Kurowska-Pysz, J. (2022). The impact of information systems and non-financial information on company success. *International*

- Journal of Accounting Information Systems*, 45, 100557. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100557>
- Pörtner, L., Riel, A., Schmidt, B., Leclaire, M., & Möske, R. (2025). Data Management Maturity Model—Process Dimensions and Capabilities to Leverage Data-Driven Organizations Towards Industry 5.0. *Applied System Innovation*, 8(2), 41. <https://doi.org/10.3390/asi8020041>
- Quenum, G. G. Y., Vallée, S., & Ertz, M. (2025). The Digital Maturity of Small- and Medium-Sized Enterprises in the Saguenay-Lac-Saint-Jean Region. *Machines*, 13(9), 835. <https://doi.org/10.3390/machines13090835>
- Rahmani, H. F. (2025). *Mendeteksi Fraud di Era Digital: Pengaruh Literasi Akuntansi terhadap Kesiapan UMKM dalam Mengadopsi AI*.
- Sanchez, E., Calderón, R., & Herrera, F. (2025). Artificial Intelligence Adoption in SMEs: Survey Based on TOE–DOI Framework, Primary Methodology and Challenges. *Applied Sciences*, 15(12), 6465. <https://doi.org/10.3390/app15126465>
- Scharowski, N., Perrig, S. A. C., Svab, M., Opwis, K., & Brühlmann, F. (2023). Exploring the effects of human-centered AI explanations on trust and reliance. *Frontiers in Computer Science*, 5, 1151150. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1151150>
- Schlicker, N., Baum, K., Uhde, A., Sterz, S., Hirsch, M. C., & Langer, M. (2022). *How Do We Assess the Trustworthiness of AI? Introducing the Trustworthiness Assessment Model (TrAM)*. <https://doi.org/10.31234/osf.io/qhwvx>
- Schmuck, M. (2024). Master data management as part of data governance: A maturity model to improve efficiency and trust in master data and thus business performance. *Business Performance Review*, 2(2), 20–34. <https://doi.org/10.22495/bprv2i2p2>
- Schwaeke, J., Peters, A., Kanbach, D. K., Kraus, S., & Jones, P. (2025). The new normal: The status quo of AI adoption in SMEs. *Journal of Small Business Management*, 63(3), 1297–1331. <https://doi.org/10.1080/00472778.2024.2379999>
- The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update. (2003). *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9–30. <https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748>
- Wang, J., Liu, Y., Li, P., Lin, Z., Sindakis, S., & Aggarwal, S. (2024). Overview of Data Quality: Examining the Dimensions, Antecedents, and Impacts of Data Quality. *Journal of the Knowledge Economy*, 15(1), 1159–1178. <https://doi.org/10.1007/s13132-022-01096-6>
- Yang, J., Blount, Y., & Amrollahi, A. (2024). Artificial intelligence adoption in a professional service industry: A multiple case study. *Technological Forecasting and Social Change*, 201, 123251. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123251>
- Yaseen, H., & Al-Amarneh, A. (2025). Adoption of Artificial Intelligence-Driven Fraud Detection in Banking: The Role of Trust, Transparency, and Fairness Perception in Financial Institutions in the United Arab Emirates and Qatar. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(4), 217. <https://doi.org/10.3390/jrfm18040217>