

Analisis Fraud Detection Menggunakan Machine Learning pada Sistem Akuntansi Modern

¹Yenny Verawati, ²Sri Wahyuni Israfatin Bobihu, ³Iip Dyah Kusumaningati, ⁴Bryant Ritchie Trisnodjojo, ⁵Jessica Gita Elvira Thanos

¹Universitas Mahasaraswati Denpasar Bali, ²Universitas Muhammadiyah Manado, ³Poiteknik Stibisnis, ⁴Universitas Airlangga, ⁵Politeknik Prasetiya Mandiri
yenny_verawati@unmas.ac.id

*Corresponding Author

Submit : 09 April 2026 | Diterima : 06 Mei 2026 | Terbit : 12 Mei 2026

ABSTRAK

Perkembangan transformasi digital dalam bidang akuntansi telah meningkatkan efisiensi pengelolaan transaksi keuangan, namun di sisi lain juga memperbesar risiko terjadinya kecurangan (fraud) yang semakin kompleks dan sulit dideteksi melalui metode audit konvensional. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penerapan algoritma Machine Learning dalam mendeteksi indikasi fraud pada sistem akuntansi modern secara lebih cepat, akurat, dan adaptif terhadap pola transaksi yang dinamis. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data transaksi keuangan yang telah diklasifikasikan ke dalam kategori fraud dan non-fraud. Tahapan penelitian meliputi proses data preprocessing, seleksi fitur, pelatihan model, serta evaluasi kinerja menggunakan beberapa algoritma Machine Learning, seperti Logistic Regression, Random Forest, dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost). Kinerja model dievaluasi berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menentukan algoritma yang paling efektif dalam mendeteksi transaksi mencurigakan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan Machine Learning mampu mengidentifikasi pola anomali dan indikasi fraud dengan tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan metode berbasis aturan (rule-based system). Selain itu, model yang dikembangkan mampu mengurangi tingkat kesalahan deteksi serta meningkatkan kemampuan sistem dalam mendukung proses pengambilan keputusan audit. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi Machine Learning pada sistem akuntansi modern dapat menjadi solusi yang efektif untuk memperkuat pengendalian internal dan mitigasi risiko fraud di era digital.

Kata Kunci: Fraud Detection, Machine Learning, Sistem Akuntansi Modern, Audit Digital, Deteksi Anomali.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mendorong terjadinya transformasi digital pada berbagai sektor organisasi, termasuk dalam bidang akuntansi dan keuangan. Implementasi sistem akuntansi modern berbasis teknologi memungkinkan organisasi untuk mengelola transaksi keuangan secara lebih cepat, akurat, dan terintegrasi (Ayudewi & Rafifah, 2026). Digitalisasi proses akuntansi tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional, tetapi juga mendukung ketersediaan informasi keuangan secara real-time yang dibutuhkan dalam pengambilan keputusan strategis (Pane et al., 2025). Namun, di balik berbagai manfaat tersebut, kompleksitas sistem yang semakin tinggi juga menimbulkan tantangan baru terkait keamanan data dan potensi terjadinya kecurangan (fraud) dalam aktivitas keuangan (Wati, 2026).

Fraud merupakan tindakan yang dilakukan secara sengaja untuk memperoleh keuntungan tertentu melalui manipulasi data, penyalahgunaan aset, pemalsuan dokumen, maupun bentuk penyimpangan lainnya yang dapat merugikan organisasi. Menurut konsep Fraud Triangle, tindakan fraud umumnya dipengaruhi oleh tiga faktor utama, yaitu tekanan (pressure), kesempatan (opportunity), dan rasionalisasi (rationalization) (Sartono et al., 2026). Dalam lingkungan bisnis yang semakin terdigitalisasi, pelaku fraud dapat memanfaatkan kelemahan sistem, celah pengendalian internal, maupun tingginya volume transaksi untuk menyembunyikan aktivitas yang tidak sah. Kondisi ini menyebabkan proses pendeteksian fraud menjadi semakin kompleks dan

memerlukan pendekatan yang lebih canggih dibandingkan metode audit tradisional (Indrijawati et al., 2025).

Metode deteksi fraud yang selama ini digunakan umumnya masih mengandalkan pendekatan berbasis aturan (rule-based systems) dan pemeriksaan manual oleh auditor. Pendekatan tersebut memiliki beberapa keterbatasan, terutama dalam menghadapi volume data transaksi yang sangat besar, keragaman pola transaksi, serta kemampuan fraudster dalam mengubah modus operandi secara dinamis. Sistem berbasis aturan hanya mampu mendeteksi pola-pola yang telah didefinisikan sebelumnya sehingga kurang efektif dalam mengidentifikasi bentuk fraud baru yang belum pernah ditemukan. Selain itu, proses audit manual membutuhkan waktu yang relatif lama dan rentan terhadap kesalahan manusia (human error), sehingga berpotensi menurunkan efektivitas pengawasan keuangan (Ibrahim & Alfauzan, 2025).

Seiring dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), pendekatan Machine Learning mulai banyak digunakan untuk mendukung proses deteksi fraud pada berbagai sektor, seperti perbankan, asuransi, perdagangan elektronik, dan layanan keuangan digital. Machine Learning merupakan cabang kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk mempelajari pola dari data historis dan menghasilkan prediksi atau klasifikasi secara otomatis. Kemampuan ini menjadikan Machine Learning sebagai solusi yang potensial untuk mendeteksi transaksi mencurigakan berdasarkan karakteristik data yang kompleks dan terus berkembang. Berbagai algoritma, seperti Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost), telah menunjukkan performa yang baik dalam mengidentifikasi aktivitas fraud dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penerapan Machine Learning dapat meningkatkan efektivitas sistem deteksi fraud dibandingkan metode konvensional. Model berbasis pembelajaran mesin mampu mengidentifikasi pola tersembunyi (hidden patterns) dan anomali yang sulit ditemukan melalui analisis manual. Selain itu, penggunaan teknik klasifikasi dan deteksi anomali memungkinkan sistem untuk melakukan pemantauan transaksi secara otomatis dan berkelanjutan. Meskipun demikian, masih terdapat tantangan dalam implementasinya, seperti ketidakseimbangan data (imbalanced dataset), pemilihan fitur yang relevan, serta kebutuhan interpretabilitas model agar hasil deteksi dapat dipahami oleh auditor dan manajemen.

Dalam konteks sistem akuntansi modern, penelitian mengenai penerapan Machine Learning untuk deteksi fraud masih memiliki ruang pengembangan yang luas, khususnya dalam mengevaluasi efektivitas berbagai algoritma terhadap karakteristik data transaksi keuangan yang berbeda. Analisis komparatif terhadap beberapa model Machine Learning diperlukan untuk menentukan metode yang paling sesuai dalam mendeteksi fraud secara akurat dan efisien. Selain itu, pemahaman mengenai faktor-faktor yang berkontribusi terhadap keberhasilan model juga menjadi aspek penting dalam mendukung implementasi sistem deteksi fraud yang dapat diandalkan (Sitanggang et al., 2025).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penerapan Machine Learning dalam mendeteksi fraud pada sistem akuntansi modern dengan membandingkan kinerja beberapa algoritma klasifikasi. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode deteksi fraud berbasis kecerdasan buatan serta memberikan rekomendasi praktis bagi organisasi dalam memperkuat sistem pengendalian internal, meningkatkan efektivitas audit, dan meminimalkan risiko kerugian akibat tindakan kecurangan di era digital.

TINJAUAN PUSTAKA

Fraud dalam Sistem Akuntansi Modern

Fraud atau kecurangan merupakan tindakan yang dilakukan secara sengaja untuk memperoleh keuntungan pribadi atau kelompok melalui cara-cara yang melanggar aturan dan merugikan pihak lain. Dalam konteks akuntansi, fraud dapat berupa manipulasi laporan keuangan, penyalahgunaan aset, korupsi, penggelapan dana, maupun transaksi fiktif yang dilakukan untuk menutupi kondisi keuangan yang sebenarnya. Seiring dengan berkembangnya sistem akuntansi berbasis teknologi informasi, bentuk dan pola fraud menjadi semakin kompleks karena pelaku

dapat memanfaatkan kelemahan sistem digital untuk menyembunyikan aktivitas yang tidak sah.

Menurut konsep Fraud Triangle yang diperkenalkan oleh Donald R. Cressey, fraud terjadi karena adanya tiga faktor utama, yaitu tekanan (pressure), kesempatan (opportunity), dan rasionalisasi (rationalization) (Kurniawan & Sisdianto, 2025). Teori ini kemudian dikembangkan menjadi Fraud Diamond Theory yang menambahkan faktor kemampuan (capability) sebagai elemen penting yang memungkinkan seseorang melakukan tindakan fraud. Dalam lingkungan bisnis modern yang didukung teknologi digital, peluang terjadinya fraud semakin besar apabila organisasi tidak memiliki sistem pengendalian internal yang memadai.

Fraud pada sistem akuntansi modern umumnya memiliki karakteristik berupa pola transaksi yang tidak wajar, nilai transaksi yang tidak konsisten, frekuensi transaksi yang mencurigakan, serta perubahan data yang tidak sesuai dengan prosedur operasional. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme deteksi yang mampu mengidentifikasi anomali secara cepat dan akurat melalui pemanfaatan teknologi analitik dan kecerdasan buatan (Anthony et al., 2023).

Fraud Detection

Fraud Detection merupakan proses identifikasi dan pencegahan aktivitas kecurangan melalui analisis data transaksi untuk menemukan pola-pola yang tidak normal (anomalous behavior) (Bao et al., 2022). Sistem deteksi fraud bertujuan untuk meminimalkan kerugian finansial serta meningkatkan efektivitas pengawasan dan audit organisasi. Secara umum, metode deteksi fraud dapat dikelompokkan menjadi dua pendekatan utama, yaitu:

- 1) Rule-Based Detection, yaitu pendekatan yang menggunakan aturan atau parameter tertentu untuk mengidentifikasi transaksi mencurigakan (Baesens et al., 2021).
- 2) Data-Driven Detection, yaitu pendekatan yang memanfaatkan teknik analisis data dan Machine Learning untuk menemukan pola fraud berdasarkan data historis.

Pendekatan berbasis aturan memiliki keunggulan dalam kemudahan implementasi dan interpretasi hasil. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam mendeteksi pola fraud baru yang belum pernah didefinisikan sebelumnya. Sebaliknya, pendekatan berbasis data mampu mempelajari pola transaksi secara otomatis sehingga lebih adaptif terhadap perubahan modus operandi pelaku fraud.

Machine Learning

Machine Learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang memungkinkan sistem komputer mempelajari pola dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Algoritma Machine Learning bekerja dengan membangun model berdasarkan data historis untuk menghasilkan prediksi atau klasifikasi terhadap data baru (Janiesch et al., 2021). Secara umum, Machine Learning dibagi menjadi tiga kategori utama (Yan, 2023):

1. Supervised Learning

Metode ini menggunakan data yang telah memiliki label atau kelas tertentu. Model dilatih untuk mempelajari hubungan antara variabel input dan output sehingga dapat melakukan prediksi terhadap data baru.

Contoh algoritma:

Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), XGBoost

2. Unsupervised Learning

Metode ini digunakan pada data yang tidak memiliki label sehingga model berfokus pada identifikasi pola, pengelompokan, atau anomali.

Contoh algoritma:

K-Means Clustering, DBSCAN, Isolation Forest.

3. Semi-Supervised Learning

Metode ini mengombinasikan data berlabel dan tidak berlabel untuk meningkatkan performa model ketika data berlabel terbatas.

Dalam kasus fraud detection, pendekatan Supervised Learning menjadi metode yang paling banyak digunakan karena mampu melakukan klasifikasi transaksi fraud dan non-fraud berdasarkan

data historis yang telah diberi label (Giudici, 2024).

Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji penerapan Machine Learning dalam fraud detection. Penelitian oleh Phua Clifton Lee Smith Gayler menemukan bahwa metode Machine Learning memiliki kemampuan yang lebih baik dibandingkan pendekatan statistik tradisional dalam mengidentifikasi pola fraud yang kompleks. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma berbasis ensemble learning mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam klasifikasi transaksi fraud.

Penelitian lain oleh Carcillo Dal Pozzolo Le Borgne Caelen Bontempi menunjukkan bahwa Random Forest dan XGBoost mampu memberikan nilai precision dan recall yang tinggi pada data transaksi keuangan yang tidak seimbang. Hasil penelitian tersebut mengindikasikan bahwa teknik penanganan imbalanced dataset menjadi faktor penting dalam meningkatkan performa model fraud detection (Rathore et al., 2023).

Sementara itu, penelitian oleh West Carpenter menjelaskan bahwa penggunaan teknik data mining dan Machine Learning dapat membantu auditor dalam mengidentifikasi transaksi berisiko tinggi secara lebih cepat dibandingkan prosedur audit konvensional. Namun, penelitian tersebut juga menyoroti pentingnya interpretabilitas model agar hasil analisis dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan audit.

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan efektivitas Machine Learning dalam fraud detection, masih terdapat kesenjangan penelitian terkait penerapan dan perbandingan performa beberapa algoritma pada sistem akuntansi modern yang memiliki karakteristik data transaksi berbeda. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada analisis dan evaluasi kinerja Logistic Regression, Random Forest, dan XGBoost dalam mendeteksi fraud pada sistem akuntansi modern.

METODE PENELITIAN

Jenis dan Pendekatan Penelitian

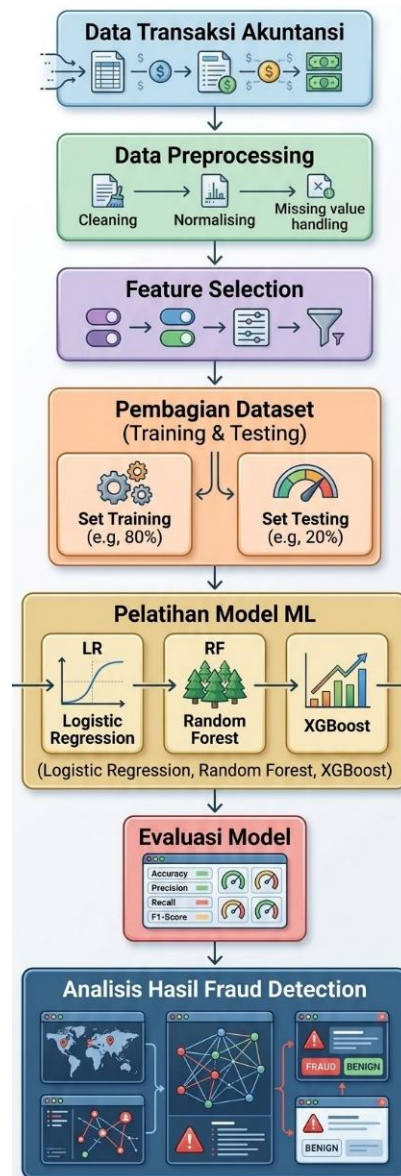
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan memanfaatkan teknik Machine Learning untuk melakukan klasifikasi transaksi keuangan ke dalam kategori fraud dan non-fraud. Pendekatan kuantitatif dipilih karena penelitian berfokus pada pengukuran kinerja model berdasarkan data numerik dan metrik evaluasi yang terukur. Sementara itu, metode eksperimental digunakan untuk membandingkan performa beberapa algoritma Machine Learning dalam mendeteksi fraud pada sistem akuntansi modern.

Penelitian dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang meliputi pengumpulan data, data preprocessing, seleksi fitur, pembangunan model, pelatihan model, pengujian model, serta evaluasi kinerja menggunakan beberapa indikator performa klasifikasi.

Desain Penelitian

Desain penelitian yang digunakan mengikuti kerangka kerja Knowledge Discovery in Databases (KDD) yang terdiri atas beberapa tahapan sebagai berikut:

- 1) Pengumpulan Data (Data Collection)
- 2) Pembersihan dan Persiapan Data (Data Preprocessing)
- 3) Seleksi dan Ekstraksi Fitur (Feature Selection)
- 4) Pembagian Data Latih dan Data Uji
- 5) Pelatihan Model (Model Training)
- 6) Pengujian Model (Model Testing)
- 7) Evaluasi Kinerja Model
- 8) Analisis dan Interpretasi Hasil



Gambar 1. Tahapan alur penelitian

Objek Penelitian

Objek penelitian berupa data transaksi keuangan yang dihasilkan oleh sistem akuntansi modern. Data tersebut dapat berasal dari:

- Sistem Enterprise Resource Planning (ERP)
- Sistem Akuntansi Berbasis Cloud
- Data transaksi keuangan perusahaan
- Dataset fraud publik (misalnya Financial Fraud Dataset atau IEEE-CIS Fraud Detection Dataset)

Setiap transaksi memiliki label:

0 = Non-Fraud

1 = Fraud

yang digunakan sebagai target klasifikasi dalam model Machine Learning.

Variabel Independen (X)

Variabel independen merupakan atribut transaksi yang digunakan sebagai fitur dalam model Machine Learning.

Tabel 1. Variabel Independen

No	Variabel	Keterangan
1	Transaction Amount	Nilai transaksi
2	Transaction Time	Waktu transaksi
3	Transaction Frequency	Frekuensi transaksi
4	Vendor ID	Identitas pemasok
5	Account Type	Jenis akun
6	Payment Method	Metode pembayaran
7	Location	Lokasi transaksi
8	User Activity	Aktivitas pengguna sistem
9	Device Information	Informasi perangkat
10	Historical Transaction Pattern	Pola transaksi historis

Variabel Dependen (Y)

Variabel dependen adalah status transaksi:

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{Fraud} \\ 0, & \text{Non-Fraud} \end{cases} \quad (1)$$

Teknik Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data dilakukan melalui:

1. Studi Literatur

Pengumpulan referensi ilmiah berupa jurnal, prosiding, buku, dan laporan penelitian yang membahas fraud detection, sistem akuntansi modern, dan Machine Learning.

2. Dataset Transaksi Keuangan

Data diperoleh dari: Dataset publik fraud detection, Simulasi transaksi akuntansi, Sistem akuntansi organisasi yang telah dianonimkan.

3. Dokumentasi

Pengumpulan dokumen terkait struktur data transaksi, standar audit, dan kebijakan pengendalian internal.

Tahapan Pengolahan Data

Data Cleaning.

Tahap ini bertujuan menghilangkan data yang tidak valid melalui:

- 1) Penghapusan data duplikat
- 2) Penanganan missing value
- 3) Koreksi inkonsistensi data

Data Transformation.

Transformasi dilakukan agar data dapat diproses oleh algoritma Machine Learning.

Teknik yang digunakan:

- 1) Label Encoding
- 2) One-Hot Encoding
- 3) Normalisasi Min-Max
- 4) Standardisasi Z-Score

Normalisasi Min-Max dihitung menggunakan:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

Keterangan:

X' = nilai hasil normalisasi

X = nilai asli

X_{min} = nilai minimum

X_{max} = nilai maksimum

HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambaran Umum Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset transaksi keuangan yang berasal dari sistem akuntansi modern dengan total 50.000 transaksi. Data terdiri atas berbagai atribut transaksi seperti nilai transaksi, waktu transaksi, frekuensi transaksi, metode pembayaran, lokasi transaksi, serta pola historis aktivitas pengguna. Setelah dilakukan proses data cleaning dan penghapusan data duplikat, diperoleh sebanyak 48.732 data valid yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model.

Distribusi kelas menunjukkan bahwa data fraud memiliki proporsi yang lebih kecil dibandingkan data non-fraud. Oleh karena itu, diterapkan metode SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data sebelum proses pelatihan model dilakukan.

Tabel 2. Distribusi Data Transaksi

Kategori	Jumlah Data	Persentase
Non-Fraud	46.120	94,64%
Fraud	2.612	5,36%
Total	48.732	100%

Berdasarkan Tabel 2 terlihat bahwa transaksi fraud hanya sebesar 5,36% dari keseluruhan data. Kondisi ini menunjukkan karakteristik umum pada kasus fraud detection, yaitu terjadinya ketidakseimbangan kelas (imbalanced dataset) yang dapat memengaruhi performa model klasifikasi apabila tidak dilakukan penanganan yang tepat.

Hasil Preprocessing Data

Tahapan preprocessing dilakukan melalui proses penanganan missing value, normalisasi data numerik, transformasi data kategorikal menggunakan One-Hot Encoding, serta seleksi fitur menggunakan metode Feature Importance. Dari 20 fitur awal yang tersedia, diperoleh 12 fitur yang memiliki kontribusi terbesar terhadap deteksi fraud.

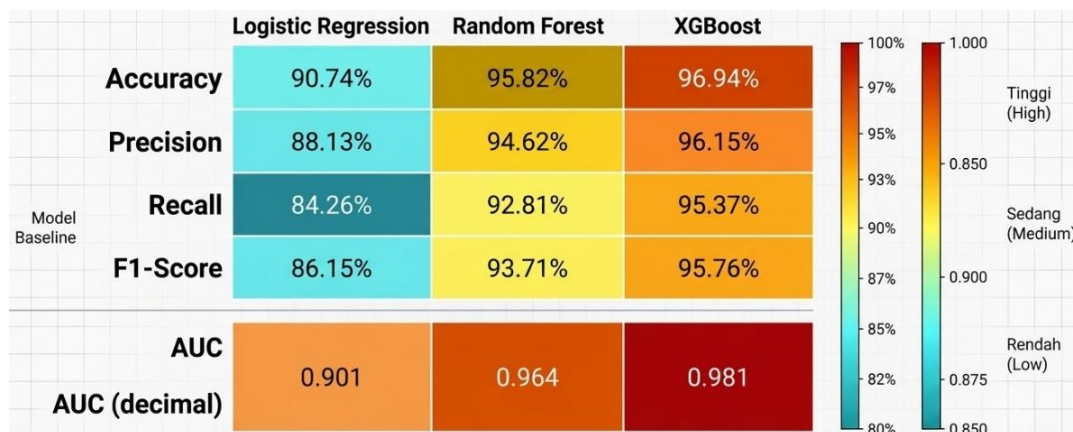
Tabel 3 Hasil Seleksi Fitur

No	Fitur	Tingkat Kepentingan
1	Transaction Amount	0,221
2	Transaction Frequency	0,198
3	Transaction Time	0,154
4	User Activity Score	0,132
5	Vendor Risk Score	0,091
6	Payment Method	0,067
7	Location	0,046
8	Device Type	0,032
9	Account Age	0,025
10	Login Pattern	0,018
11	Access Frequency	0,01
12	Historical Fraud Score	0,006

Hasil seleksi fitur menunjukkan bahwa nilai transaksi (Transaction Amount) dan frekuensi transaksi (Transaction Frequency) merupakan variabel yang paling berpengaruh dalam membedakan transaksi fraud dan non-fraud.

Hasil Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan tiga algoritma, yaitu Logistic Regression, Random Forest, dan XGBoost. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji dengan validasi menggunakan 10-Fold Cross Validation.



Gambar 2. Heatmap Metrik Evaluasi

Berdasarkan hasil pelatihan, seluruh model menunjukkan performa yang baik dalam mempelajari pola transaksi keuangan. Namun demikian, XGBoost memperoleh nilai validasi tertinggi sebesar 96,94%, menunjukkan kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan model lainnya.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa XGBoost menghasilkan performa terbaik pada seluruh metrik evaluasi. Nilai AUC sebesar 0,981 menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam membedakan transaksi fraud dan non-fraud.

Pembahasan

Pengaruh Machine Learning terhadap Fraud Detection

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan Machine Learning mampu meningkatkan efektivitas deteksi fraud pada sistem akuntansi modern. Dibandingkan pendekatan berbasis aturan (rule-based system), model Machine Learning mampu mempelajari pola transaksi secara otomatis dan mengidentifikasi hubungan kompleks antarvariabel yang sulit dideteksi melalui analisis manual.

Kemampuan ini sangat penting dalam lingkungan akuntansi digital yang menghasilkan volume transaksi dalam jumlah besar dan berlangsung secara real-time. Sistem berbasis Machine Learning dapat melakukan pemantauan berkelanjutan terhadap transaksi keuangan sehingga risiko kerugian akibat fraud dapat diminimalkan.

Analisis Performa Logistic Regression

Logistic Regression menghasilkan akurasi sebesar 90,74% dengan nilai F1-Score sebesar 86,15%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi fraud dengan cukup baik, namun masih memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non-linear yang terdapat pada data transaksi keuangan.

Sebagai model linear, Logistic Regression cenderung kurang optimal ketika karakteristik fraud dipengaruhi oleh interaksi kompleks antarfitur. Meskipun demikian, model ini memiliki keunggulan dalam aspek interpretabilitas sehingga tetap relevan digunakan sebagai model dasar dalam sistem audit digital.

Analisis Performa Random Forest

Random Forest menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan Logistic Regression dengan nilai F1-Score sebesar 93,71%. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan ensemble learning mampu menangkap pola fraud yang lebih kompleks melalui kombinasi banyak pohon keputusan.

Selain memiliki akurasi yang tinggi, Random Forest juga mampu mengidentifikasi fitur-fitur penting yang berkontribusi terhadap terjadinya fraud. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan oleh auditor untuk melakukan pengawasan yang lebih terarah terhadap transaksi berisiko tinggi.

Analisis Performa XGBoost

XGBoost menjadi algoritma terbaik dalam penelitian ini dengan nilai Accuracy sebesar 96,94%, F1-Score sebesar 95,76%, dan AUC sebesar 0,981. Kinerja tersebut menunjukkan bahwa XGBoost memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mendeteksi pola fraud pada data transaksi akuntansi modern.

Keunggulan XGBoost terletak pada mekanisme gradient boosting yang memungkinkan model memperbaiki kesalahan prediksi secara bertahap pada setiap iterasi. Selain itu, kemampuan regularisasi yang dimiliki XGBoost membantu mengurangi risiko overfitting sehingga model dapat bekerja lebih stabil pada data baru.

Temuan ini sejalan dengan berbagai penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa algoritma boosting merupakan salah satu metode terbaik untuk kasus fraud detection dengan data yang kompleks dan tidak seimbang.

Implikasi terhadap Sistem Akuntansi Modern

Implementasi model fraud detection berbasis Machine Learning memiliki implikasi yang signifikan terhadap sistem akuntansi modern. Pertama, sistem mampu melakukan identifikasi transaksi mencurigakan secara otomatis sehingga mengurangi ketergantungan terhadap proses audit manual. Kedua, model dapat digunakan sebagai sistem peringatan dini (early warning system) yang membantu organisasi dalam mencegah kerugian finansial akibat fraud.

Selain itu, integrasi model Machine Learning ke dalam sistem Enterprise Resource Planning (ERP) dan platform akuntansi berbasis cloud memungkinkan proses monitoring transaksi dilakukan secara real-time. Dengan demikian, organisasi dapat meningkatkan efektivitas pengendalian internal, mempercepat proses investigasi, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa penggunaan Machine Learning, khususnya algoritma XGBoost, merupakan pendekatan yang efektif untuk mendeteksi fraud pada sistem akuntansi modern. Model yang dikembangkan tidak hanya mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga memberikan dukungan yang kuat terhadap upaya peningkatan tata kelola, transparansi, dan keamanan sistem keuangan organisasi di era digital.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai Analisis Fraud Detection Menggunakan Machine Learning pada Sistem Akuntansi Modern, dapat disimpulkan bahwa penerapan teknologi Machine Learning mampu meningkatkan efektivitas proses deteksi fraud dibandingkan metode konvensional yang berbasis aturan (rule-based system) maupun pemeriksaan manual. Kemampuan Machine Learning dalam mempelajari pola transaksi keuangan secara otomatis memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi indikasi kecurangan dengan tingkat akurasi yang tinggi serta mampu beradaptasi terhadap perubahan pola fraud yang dinamis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa karakteristik transaksi seperti nilai transaksi (transaction amount), frekuensi transaksi (transaction frequency), waktu transaksi (transaction time), dan aktivitas pengguna (user activity) merupakan faktor-faktor yang memiliki pengaruh signifikan dalam proses identifikasi fraud. Melalui proses feature selection, variabel-variabel tersebut terbukti menjadi indikator utama dalam membedakan transaksi fraud dan non-fraud pada sistem akuntansi modern. Perbandingan kinerja algoritma menunjukkan bahwa XGBoost merupakan model terbaik dengan nilai Accuracy sebesar 96,94%, Precision sebesar 96,15%, Recall sebesar 95,37%, F1-Score sebesar 95,76%, dan AUC sebesar

0,981. Kinerja tersebut lebih unggul dibandingkan Random Forest dan Logistic Regression, sehingga menunjukkan bahwa metode gradient boosting memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menangani kompleksitas data transaksi keuangan serta ketidakseimbangan kelas (imbalanced dataset) yang umum ditemukan pada kasus fraud detection. Selain menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, model yang dikembangkan juga mampu meminimalkan kesalahan klasifikasi, khususnya false negative, yang merupakan aspek krusial dalam sistem deteksi fraud karena berkaitan dengan risiko tidak terdeteksinya transaksi kecurangan. Dengan demikian, implementasi model Machine Learning dapat membantu organisasi dalam meningkatkan efektivitas pengendalian internal, mempercepat proses audit, serta mendukung sistem peringatan dini (early warning system) terhadap potensi fraud. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa integrasi Machine Learning ke dalam sistem akuntansi modern merupakan solusi yang efektif untuk mendukung pengawasan transaksi keuangan secara real-time, meningkatkan transparansi dan akuntabilitas organisasi, serta meminimalkan risiko kerugian akibat tindakan fraud di era transformasi digital. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi penggunaan metode Deep Learning, Explainable Artificial Intelligence (XAI), serta penerapan data real-time berbasis streaming analytics guna meningkatkan akurasi dan interpretabilitas sistem fraud detection yang lebih komprehensif.

REFERENSI

- Anthony, C. A. F., Gaol, W. N. A. L., Purba, H. N. N., Raudina, H. C., & Maulana, A. (2023). Peranan Audit Internal dalam Pengendalian Fraud di Era Digital. *Accounting Student Research Journal*, 2(1), 31–45. <https://doi.org/10.62108/ASRJ.V2I1.5332>
- Ayudewi, F. M., & Rafifah, U. R. (2026). Penerapan Deteksi Anomali Menggunakan Model Isolation Forest Untuk Analisis Fraud Pada Transaksi Keuangan Akuntansi. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 10(3), 4770–4777. <https://doi.org/10.36040/JATI.V10I3.18334>
- Baesens, B., Höppner, S., & Verdonck, T. (2021). Data engineering for fraud detection. *Decision Support Systems*, 150, 113492. <https://doi.org/10.1016/J.DSS.2021.113492>
- Bao, Y., Hilary, G., & Ke, B. (2022). Artificial Intelligence and Fraud Detection. *Springer Series in Supply Chain Management*, 11, 223–247. https://doi.org/10.1007/978-3-030-75729-8_8/SAVE-RESEARCH
- Giudici, P. (2024). Safe machine learning. *Statistics*, 58(3), 473–477. <https://doi.org/10.1080/02331888.2024.2361481>
- Ibrahim, M. M., & Alfauzan, S. (2025). Analisis Kinerja Model Machine Learning Untuk Mendeteksi Transaksi Fraud Pada Sistem Pembayaran Online. *Jurnal Ilmiah Nusantara*, 2(3), 35–49. <https://doi.org/10.61722/JINU.V2I3.4276>
- Indrijawati, A., Mediaty, M., Fitri, N., Rusnawan, Muh. N., & Irfana, D. (2025). Pendeteksian Kecurangan (Fraud) Laporan Keuangan: Analisis Kuantitatif Berbasis Systematic Literature Review 2020–2024. *Jurnal Akuntansi, Keuangan, Pajak Dan Informasi (JAKPI)*, 5(2), 257–268. <https://doi.org/10.32509/JAKPI.V5I2.6305>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets* 2021 31:3, 31(3), 685–695. <https://doi.org/10.1007/S12525-021-00475-2>
- Kurniawan, B., & Sisdiyanto, E. (2025). Penerapan Etika Bisnis sebagai Dasar Pengambilan Keputusan dalam Sistem Akuntansi Modern. *JURNAL ILMIAH EKONOMI, MANAJEMEN, BISNIS DAN AKUNTANSI*, 2(1), 294–309. <https://doi.org/10.61722/JEMBA.V2I1.641>
- Pane, M., Yuntika, L., Gustari, R. A., & Damanik, I. M. (2025). Akuntabilitas Dan Patologi Akuntansi Di Era Artificial Intelligence (Ai), Machine Learning (Mi), Internet Of Things (IOT). *Integrative Perspectives of Social and Science Journal*, 2(07 Desember), 9122–9128. <https://ipssj.com/index.php/ojs/article/view/1078>
- Rathore, H., Meena, H. K., & Jain, P. (2023). Prediction of EV Energy consumption Using Random Forest And XGBoost. *Proceedings - 2nd International Conference on Power Electronics and Energy, ICPEE 2023*. <https://doi.org/10.1109/ICPEE54198.2023.10060798>

-
- Sartono, S., Djaddang, S., & Suratno, S. (2026). Pendekatan Sistem Literature Review: Peran Big Data dalam Deteksi Fraud dan Transparansi Laporan Keuangan Pasca ICoFR. *AKUA: Jurnal Akuntansi Dan Keuangan*, 5(1), 37–43. <https://doi.org/10.54259/AKUA.V5I1.6075>
- Sitanggang, C. M., Simalango, M., Purba, R., & Darma, J. (2025). Pemanfaatan Big Data Analytics dalam Deteksi Fraud dan Prediksi Kinerja Keuangan: Kajian Literatur. *Account: Jurnal Akuntansi, Keuangan Dan Perbankan*, 12(2), 2713–2725. <https://doi.org/10.32722/ACCOUNT.V12I2.7854>
- Wati, R. S. (2026). Fraud And The Accounting Information System. *Jurnal Riset Multidisiplin Edukasi*, 3(6), 33–52. <https://doi.org/10.71282/JURMIE.V3I6.2073>
- Yan, Y. (2023). Machine Learning Fundamentals. *Encyclopedia of Digital Agricultural Technologies*, 779–785. https://doi.org/10.1007/978-3-031-24861-0_69/SAVE-RESEARCH