AIリアルタイム異常取引検知・通知システム

株式会社ウラタソフト

1. Why Now？なぜ今、この技術

世界は300兆円の異常取引に溺れ、検知率はわずか1%

2025年、世界の銀行詐欺とスキーム被害は5,794億ドルに達し、前年比533億ドルの急増を記録した。

Interpolが発表した2025年の詐欺被害総額は4,420億ドルに上り、米国では消費者詐欺被害が125億ドル、FBI IC3集計のインターネット犯罪被害は166億ドルと、いずれも前年比25～33%の増加を示している。

今や詐欺の50%以上がAI駆動であり、これに対抗すべく金融機関の90%がAIで防衛を固めているが、McKinseyは2030年までに米国のGenAI詐欺が400億ドル、Juniper Researchは世界の金融機関被害が583億ドルに達すると予測しており、被害拡大は止まらない状況にある。

異常取引の実例

1. 2025年世界の銀行詐欺・スキーム被害 5,794億ドル(前年比+533億ドル)2025年に銀行詐欺とスキームで5,794億ドルの損失、2023年から533億ドル増加 Payments Dive: https://www.paymentsdive.com/news/ai-drives-global-fraud-surge/814646/
2. Interpol発表、2025年詐欺被害総額 4,420億ドルInterpolの年次評価で被害者損失は昨年4,420億ドルに達した GovInfoSecurity: https://www.govinfosecurity.com/ai-tools-will-accelerate-international-fraud-at-scale-a-31426
3. 米国消費者詐欺被害 125億ドル(2024)、前年比+25%、FBI IC3は166億ドル(+33%)FTC報告で2024年消費者詐欺被害は125億ドル、前年比25%増。FBI IC3は166億ドル、前年比33%増 Articsledge: https://www.articsledge.com/post/ai-fraud-detection-banking
4. 詐欺の50%以上がAI駆動、金融機関の90%がAIで対抗詐欺の50%以上がAIを利用、金融機関の90%がAIで詐欺検知 Feedzai: https://www.feedzai.com/pressrelease/ai-fraud-trends-2025/
5. 2030年予測:米国のGenAI詐欺は400億ドル、世界の金融機関被害は583億ドルMcKinseyは2030年までに詐欺被害総額400億ドル到達を予測 ArticsledgeJuniper Researchは2030年までに金融機関の詐欺被害583億ドルと予測 GovInfoSecurity: https://www.axios.com/2026/04/14/ai-money-threat-safety-banking

2. What‘s Wrong？ 何が問題なのか

既存AI検知の3大欠陥

1. ブラックボックス問題 – AI判定の根拠が不明で、監査員が「なぜ疑わしいか」を説明できず、規制当局にも示せない。米連邦準備制度SR 11–7ガイダンスは、リスク管理モデルに人間が理解可能であることを要求しており、透明性欠如は規制罰金を招く。

2. 誤検知の大量発生 – 正常取引を詐欺判定してしまい、顧客離反・業務疲弊・監査員の時間浪費を招く。誤検知と不透明なモデルは金融機関への信頼を損ない、規制措置を誘発する深刻なリスク要因となっている。

3. 規制対応不能 – EU AI Act、米CFPB、連邦準備制度が要求する説明責任・人間介入プロトコルに、既存AIは対応困難。モデル監査性、バイアス監視、エスカレーションプロトコル、人間介入監督が規制遵守の必須要件となっており、従来型AIでは満たせない。

3. How We Solve It？どう解決するか

既存AI検知の3大欠陥 → 本発明による解決策

1. ブラックボックス問題の解決

本発明の類似事例ベクトル検索層が、検知された異常取引を即座にベクトル化し、過去の確定不正事例DBから類似根拠を自動抽出する。さらにSHAP寄与度(特許7791512継承)で特徴量の寄与方向と大きさを定量化し、LLM通知層で監査員向け自然言語レポートに統合する。判定の根拠が三層構造で開示されるため、ブラックボックスが完全に解消される。

2. 誤検知の大幅削減

本発明は量子古典ハイブリッド検知層を採用し、Grover探索による異常パターン候補抽出と古典機械学習(Isolation Forest等)の異常スコアを並列で統合判定する。単層AIの誤検知を、独立した量子アルゴリズムと古典モデルの合議制で相互補正する構造により、誤検知率を劇的に低減する。

3. 規制対応の自動化

本発明のLLM通知層は、FinCEN SAR報告書、EU AI Act説明義務、米ECOA/FCRA適合のフォーマットに従った通知レポートを自動生成する。監査員・規制当局・経営層の各宛先に応じた粒度で出力が切り替わり、人的コンプライアンス工数を大幅削減する。

4. Our Invention — 異常推論アーキテクチャ

三段推論AIアーキテクチャで異常取引検知を根本的に刷新

1. 量子古典ハイブリッド検知層

本層は、Grover探索アルゴリズムによる異常取引パターン候補の√N高速抽出と、QFT(量子フーリエ変換)による時系列周期異常検出を、古典機械学習(Isolation Forest、LOF等)の異常スコアと並列で実行する。量子側と古典側の判定を統合することで、単層AIでは取りこぼす巧妙な異常パターンを合議制で捕捉する。実装はQiskit 2.2.3+Aerを用い、量子実機を要さずローカルCPUで動作する。

2. 類似事例ベクトル検索層

検知された異常取引を即座に埋め込みベクトル化し、過去の確定不正事例DBに対するk近傍検索で類似根拠を自動抽出する。さらに特許7791512の思想を継承したSHAP寄与度算出により、判定を左右した特徴量の寄与方向(プラス要因/マイナス要因)と寄与量を定量化する。FAISS/Chroma等のベクトルDBと組み合わせ、数百万件規模の事例DBに対しミリ秒単位で応答する。

3. LLM自然言語通知層

量子検知スコア、類似事例、SHAP寄与度を統合プロンプト化し、LLMで監査員・規制当局・経営層の各宛先別に通知レポートを自動生成する。出力フォーマットはFinCEN SAR報告書、EU AI Act説明義務、米ECOA/FCRA適合に標準対応し、人的コンプライアンス工数を劇的に削減する。

なお、量子測定の確率的揺らぎは、学習データに含まれない未知パターンを偶発的に捕捉する効果を持ち、これがベクトルDB再検証と組み合わさることで本発明の進歩性を決定づけている。

5．進歩性の本質 ― 量子の揺らぎ × ベクトルDB安定化

古典AIの「冪等的判定」では捕捉できない未知パターンを、量子の確率的揺らぎで発見し、ベクトルDBで根拠を安定化する。

①量子の確率的揺らぎ

測定ごとに分布が変化
→ 学習外の未知パターンも
確率的に捕捉可能

→

②ベクトルDB再検証

過去確定不正事例DBと
k近傍検索で類似度算出
→ 揺らぎを根拠で安定化

→

③安定性+説明可能性

量子の発見力と古典の
再現性を両立
→ 規制適合判定

■ 三方式の比較

比較項目	量子単独	古典AI単独	本発明(量子+ベクトルDB)
未知パターン発見力	◎ 揺らぎで発見	× 学習データ依存	◎
判定の安定性・冪等性	× 実行毎に揺らぐ	◎ 同一入力=同一出力	◎
説明可能性(規制適合)	× 揺らぎで根拠不明	△ ブラックボックス	◎ SHAP+類似事例

■ 進歩性の核心

量子の確率的揺らぎ(発見力◎・安定性×)と、ベクトルDBの類似度照合(発見力×・安定性◎)を意図的に組み合わせ、単一手法では実現不可能な「未知発見+安定性+説明性」を同時達成。これが本発明の進歩性の本質である。

6．処理フロー ― 既存AI vs 本発明

■ 既存AI検知(単層処理)

取引入力 → 単層AIモデル(ブラックボックス) → 異常スコアのみ → 監査員が手動分析 → 人手でレポート作成(数時間～)

⚠ 判定根拠不明　⚠ 誤検知多発　⚠ 監査員の人手負担大　⚠ 規制レポートは別途作成

■ 本発明:三段推論AIアーキテクチャ

取引入力(リアルタイム)

第1層:量子古典ハイブリッド検知層(Grover+QFT+Isolation Forest 並列合議制)

- Grover探索 異常パターン√N高速抽出
- QFT周期解析 時系列周期異常検出
- 古典機械学習 Isolation Forest異常スコア

→ 全件(正常含む)を次層へ(見落とし救済のため)

第2層:類似事例ベクトル検索層(全件再検証+見落とし救済+判定根拠構造化)

埋め込みベクトル化 → k近傍検索 → 高類似度の正常を異常へ救済 → SHAP寄与度定量化

第3層:LLM自然言語通知層(宛先別レポート自動生成)

統合プロンプト → LLM通知 → 監査員/規制当局/経営層へ FinCEN SAR・EU AI Act・FCRA適合配信

7．POC処理フロー ― 3ステップで完結

STEP 1　前処理
fraudTrain.csv(生データ130万件)を読込→層化抽出+カラム統一→transactions.csv(10,000件、6カラム)に出力

STEP 2　異常検知+類似事例検索処理(第1層+第2層 統合)
transactions.csvを読込→Grover+QFT(量子)とIsolation Forest(古典)で並列判定→全件をベクトル類似検索で再検証し見落とし救済→SHAP寄与度算出→detect.csv(1,000件、最終異常フラグ+判定根拠)に出力

STEP 3　LLM自然言語通知生成処理(第3層)
detect.csvを読込→統合プロンプト生成→LLMで監査員/規制当局/経営層向け通知文を自動生成→layer3_report.csv(自然言語通知レポート)に出力

8．POCデータフロー ― プログラム×CSV連携

Kaggle公開データ

■ **fraudTrain.csv**
Kaggle Sparkov 生データ(約130万件、22カラム、2019-2020 米国カード取引)

prepare_data.py
層化抽出・6カラム統一・リスクスコア生成

■ **transactions.csv**
前処理済み(10,000件、6カラム)
tx_id/amount/hour/dest_risk/freq/is_fraud

detect.py(第1層+第2層 統合)
量子古典ハイブリッド検知+全件ベクトル類似検索による救済+SHAP寄与度算出

■ detect.csv
3,000件(不正1,500件+正常1,500件)
・量子検知から最終判定まで全工程の根拠を1取引1行に集約
・量子スコア(Grover+QFT合議)、過去不正事例との類似度
特徴量別SHAP寄与度

notify.py
第3層:LLM自然言語通知生成(SAR/AI Act/FCRA適合フォーマット)

■ **notify_report.csv**
監査員/規制当局/経営層向け自然言語通知レポート

※ 第1層と第2層は1プログラム内の関数分離で実装(三層構造の論理的独立性は保持)

【件数絞り込み根拠】 130万→10,000(POC速度確保) → 1,000(量子回路処理時間最適化) ※全件第2層処理で見落とし救済

9．Kaggleよりデータ「Credit Card Transactions Fraud Detection Dataset」取得 さらに10000件6カラム抽出 ⇒ transactions.csv

Kaggle Sparkov公開データ(約130万件、22カラム)から本特許の三層協調AIに必要な6項目を目的別に抽出

カラム名	意味	抽出目的	用途
tx_id	取引識別子	取引追跡・監査ログ	監査員が個別取引を追跡
amount	取引金額	高額取引フラグ生成	Groverオラクルx0(高額)+古典AI入力
hour	取引時刻(0～23時)	時間帯異常検出	Groverオラクルx1(**深夜**)+QFT周期解析
dest_risk	送金先リスクスコア(不正発生率を正規化)	送金先リスク評価	Groverオラクルx2(**高リスク先**)+古典AI入力
freq	取引頻度(カード番号別を対数正規化)	顧客行動異常検出	Groverオラクルx3(**高頻度**)+古典AI入力
is_fraud	不正フラグ(0=正常/1=不正、教師ラベル)	精度検証用正解ラベル	Precision/Recall算出の真値

※5ビット量子入力(x0=高額/x1=深夜/x2=高リスク先/x3=高頻度/x4=金額分散異常)+古典AI4特徴+評価ラベル1で構成

10. 量子アルゴリズム選定の方針

■ 本特許の権利範囲

特定アルゴリズムに限定せず、振幅増幅型・周波数変換型を含む量子アルゴリズム全般を対象とする。
次頁以降の Grover・QFT・Oracle は参考実装例である。

■ 量子古典ハイブリッド採用の3つの合目的性

#	量子側の役割	古典側の役割	合議で得られる効果
1	多重条件を並列評価	連続的異常スコア (Isolation Forest等)	条件型+連続型の二軸検知 Precision/Recall両立
2	論理式で即応・学習不要	学習データに基づく汎化能力	新種パターン即対応+既知パターン 高精度検知
3	時系列周期異常を一括検出	特徴量寄与を定量化(SHAP)	マクロ異常+ミクロ異常の同時把握

■ 採用要件(本要件を満たすものから量子アルゴリズムを選定)

・論理式・条件式を量子回路に直接埋込み可能(再学習不要性の担保)
・古典機械学習に対し計算量で優位(O(N)→O(√N)等)
・量子実機を要さずシミュレータで動作可能(実装容易性)

10. 量子アルゴリズム選定理由 ① Grover探索

項目	内容
原理	**量子の重ね合わせ**(本POCでは「**全取引パターンを同時に評価する状態**」)で全候補を保持し、干渉で「高額×深夜×高リスク先」等の条件一致を**振幅増幅して測定確率を高める**
何ができるか	1,000件の取引から「典型的不正パターン(高額×深夜×高リスク先)」を高速抽出。本POCで該当条件のみ振幅増幅で浮上
古典機械学習との比較	計算量 O(N) → O(√N) で2乗加速。本POCの1,000件処理で約30倍速
機械学習を超える点	学習データ不要、論理式 (x0&x1&x2)|(~x0&x3&x2)|(x4&~x1&x2) で条件直接記述
本POCでの使い方	取引特徴を5ビット化(x0=高額/x1=深夜/x2=高リスク先/x3=高頻度/x4=金額分散異常)、Oracleで条件一致をマーク、振幅増幅後に測定
何ができるようになるか	新種不正発見時、論理式書換のみで即運用変更(再学習不要)

10. 量子アルゴリズム選定理由 ② QFT(量子フーリエ変換)

項目	内容
原理	量子の重ね合わせ(本POCでは「24時間分の取引時刻パターンを同時保持する状態」)を周波数領域に変換し、複数の周期成分を干渉で同時抽出
何ができるか	取引時刻の時系列から「異常な取引頻度の周期(深夜だけ集中、不規則な間隔)」を一括検出。本POCでエントロピー値として定量化
古典機械学習との比較	古典FFTは1周期ずつ評価、QFTは重ね合わせで複数周期同時評価
機械学習を超える点	正常時に存在しない周期成分(例:深夜2時の単発取引)の出現を即座に検知
本POCでの使い方	取引時刻(0〜23時)を4ビット量子状態にエンコード、QFT適用後のエントロピーを周期異常スコアとして算出
何ができるようになるか	規則的でない取引タイミング、人間の目で見逃す時系列異常を自動検出

10. 量子アルゴリズム選定理由 ③ PhaseOracle(量子オラクル)

項目	内容
原理	論理条件(本POCでは「(x0&x1&x2)|(~x0&x3&x2)|(x4&~x1&x2) = 多重不正パターンor結合」)に該当する量子状態のみ位相反転を与え、後続のGrover増幅で該当解を浮上させる仕掛け
何ができるか	多重不正パターン(古典型・カードテスト型・マイクロ不正型)に該当する取引パターンを量子回路上で同時マーキング
古典機械学習との比較	機械学習は条件を学習で推定、Oracleは論理式で直接定義
機械学習を超える点	規制要件・銀行内部ルールを論理式で直接コード化。条件数増加でもGroverはO(√N)維持→量子優位性が顕在化
本POCでの使い方	真理値表→DiagonalGateで該当状態に位相-1を与え、Grover処理に組込み
何ができるようになるか	規制変更・新ルール導入時、論理式書換のみで即運用変更可能

10. 量子アルゴリズム選定理由 ④ 3つの組合せの必然性

単独使用	本POCで不可能なこと
Grover単独	条件マーキング不可
Oracle単独	振幅増幅不可、測定確率上がらず
QFT単独	条件一致探索不可、時系列異常のみ
3つ統合(本特許)	「多重OR条件一致パターン抽出」＋「時系列周期異常検出」を二軸同時実現

■ 進歩性の核心

三者揃って初めて「条件一致パターン抽出(多重or並列評価)」と「時系列周期異常検出」の二軸検知が成立。古典機械学習単独では到達不可能な多角的異常検知を実現する。
新種不正発見時は論理式書換のみで即対応(再学習不要)。量子実機不要(Aerシミュレータでローカル CPU動作)。