

会計監査における人工知能・機械学習・自然言語処理の変革：2015-2025年研究動向の包括的レビューと将来展望

1. 序論：監査パラダイムの構造的転換とデジタル・アシュアランスの黎明

1.1 研究の背景と監査環境の激変

会計監査の領域は、過去数世紀にわたり確立されてきた「試査（サンプリング）」に基づく検証手法から、データ主導型の「全数精査（Full-population testing）」へと、その根本的なパラダイムを劇的に変化させつつある。この変革の背景には、企業活動のデジタル化に伴う取引データの爆発的な増加（Volume）、データの生成速度の加速（Velocity）、そして非構造化データの多様化（Variety）という、いわゆるビッグデータの「3V」が存在する。伝統的な監査手法では、もはや企業の膨大なトランザクションを十分にカバーしきれないというリスクが顕在化しており、監査品質を維持・向上させるためには、人工知能（AI）、機械学習（ML）、自然言語処理（NLP）といった先端技術の統合が不可避となっている。

2015年から2025年にかけての直近10年間は、監査テクノロジー（AuditTech）にとって「実験」から「実装」、そして「高度化」へと進む決定的な期間であった。初期の研究は、構造化された財務データに対する教師あり学習の適用に焦点を当てていたが、技術の進歩とともに、深層学習（Deep Learning）を用いた異常検知、そして大規模言語モデル（LLM）による非構造化データの意味理解へと、研究のフロンティアは急速に拡大している。特に2022年以降の生成AI（Generative AI）の台頭は、監査調書の作成や内部統制の評価といった、これまで人間の高度な判断が必要とされていた領域にまで自動化の波を及ぼしている。

1.2 本報告書の目的と構成

本報告書は、2015年から2025年までの会計監査分野におけるAI、ML、NLPの応用に関する学術研究および実務動向を網羅的かつ詳細にレビューすることを目的とする。単なる文献の羅列にとどまらず、技術的なメカニズム、監査実務への具体的適用、そしてそれに伴う倫理的・行動科学的課題（アルゴリズム嫌悪や説明可能性など）について、深層的な分析を提供する。

報告書の構成は以下の通りである。まず、機械学習を用いた予測モデル（継続企業の前提や不正リスクの予測）の進化を概観する。次に、教師なし学習による異常検知、特にオートエンコーダやIsolation Forestを用いた仕訳テスト（JET）の高度化について詳述する。続いて、自然言語処理の進化がもたらした非構造化データ分析の変革を論じ、最新のトピックである生成AI、大規模言語モデル（LLM）、RAG（検索拡張生成）、および自律型AIエージェント（Agentic AI）の可能性とリスクを掘り下げる。最後に、AIの「ブラックボックス」問題に対処するための説明可能AI（XAI）のフレームワークと、監査人とAIの協働における心理的側面について考察する。

2. 予測的監査の進化：教師あり学習と深層学習の統合

監査におけるAIの初期かつ最も成功した応用例の一つは、過去のデータを学習して将来の事象やリスクを予測する「予測的監査（Predictive Auditing）」である。この領域では、伝統的な統計手法から機械学習、そして深層学習へと、使用されるアルゴリズムが急速に高度化している。

2.1 継続企業の前提（Going Concern）予測の精緻化

企業の存続能力、すなわち「継続企業の前提（Going Concern: GC）」に関する監査人の判断は、投資家保護の観点から極めて重要である。従来、アルトマンのZスコアやロジスティック回帰モデルが使用されてきたが、これらは線

形性を仮定しており、複雑な財務状況の悪化パターンを捉えきれないという限界があった。

2.1.1 深層学習モデル（RNN/LSTM）の優位性

近年の研究では、時系列データの学習に特化したリカレントニューラルネットワーク（RNN）や、その発展形である Long Short-Term Memory（LSTM）の適用が進んでいる。台湾の証券取引所および台北取引所に上場する企業データを対象とした包括的な研究において、これらの深層学習モデルが圧倒的な予測精度を示していることが確認されている。

具体的には、LSTMモデルを用いた実験において、96.15%という極めて高い正解率（Accuracy）が報告されている。LSTMは、長期的な依存関係を学習できる「メモリセル」構造を持つため、単年度の財務指標だけでなく、数年間にわたる財務状態の悪化トレンドや、微細な変動パターンを捉えることが可能である。これは、監査人がGC注記を付すべきかどうかを判断する際の強力な意思決定支援ツールとなる。

また、別の研究では、決定木（CART）による変数選択とRNNを組み合わせたハイブリッドモデル（CART-RNN）が提案され、テストデータセットにおいて95.28%の精度を達成している。このアプローチは、重要な変数を事前に絞り込むことでモデルの計算効率を高めつつ、深層学習の高い表現力を維持するという点で実務的意義が大きい。

モデル	予測精度 (Accuracy)	特徴	引用元
LSTM	96.15%	長期依存性の学習に優れ、時系列データのトレンドを補足	
GRU	94.23%	LSTMより計算コストが低く、同等の性能を発揮	
CART-RNN	95.28%	変数選択と時系列学習のハイブリッドにより効率化	
従来の統計手法	80-85% (概算)	線形モデルの限界により、複雑なパターンを見逃す傾向	

2.1.2 多様な変数の統合

予測モデルの精度向上には、アルゴリズムの進化だけでなく、入力変数の多様化も寄与している。財務比率（流動性、収益性、レバレッジなど）に加え、コーポレートガバナンスに関する非財務情報（役員構成、監査委員会の独立性、持株比率など）を組み込むことで、予測の頑健性が高まることが示されている。

2.2 重要な虚偽表示（Material Misstatement）の動的予測

過去の不正事例を事後的に検出するだけでなく、将来発生しうる「重要な虚偽表示」を予測するモデルの研究も進展している。

2.2.1 動的更新モデルとXGBoost

最新の研究では、Extreme Gradient Boosting（XGBoost）を用いた動的な予測モデルが提案されている。このモデルは、新しい情報が入るたびに継続的に更新され、1年先および2年先の虚偽表示リスクを予測する。特筆すべきは、単なる予測にとどまらず、Explainable AI（XAI）技術を用いて「どの変数が予測に寄与したか」を特定している点である。分析の結果、包括利益（Comprehensive Income）、海外子会社の有無（Foreign Firm Status）、未認識の税務上の利益に関連する未払利息・ペナルティなどが、将来の虚偽表示の強力な先行指標であることが明らかになった。

2.2.2 監査品質と意見の予測

監査意見の形成プロセスを支援するために、監査意見そのものを予測する研究も行われている。深層信念ネットワーク（Deep Belief Network: DBN）とLSTMを融合させたモデルは、企業の財務指標から監査意見（無限定適正、限定付など）を高精度で分類することに成功している。また、監査人の特性（Big 4か否か、産業専門性など）を入力変数とし、監査の不備（Audit Deficiencies）や利益調整行動を予測することで、監査法人の品質管理（Quality Control）を強化する試みもなされている。

3. 異常検知の革新：教師なし学習による全数精査の実現

「教師あり学習」は強力である一方で、学習データとして「ラベル付きの不正事例」を大量に必要とするという欠点がある。現実の監査現場では、不正事例は全体の取引に比べて極めて稀（不均衡データ）であり、かつ未知の不正手口には対応できない。この課題を克服するために、2017年頃から「教師なし学習（Unsupervised Learning）」を用いた異常検知（Anomaly Detection）の研究が急速に拡大した。

3.1 仕訳テスト（Journal Entry Testing: JET）へのディープラーニング適用

仕訳テストは、監査人が企業の会計システムに記録された膨大な仕訳の中から、不正や誤謬の兆候があるものを抽出する手続きである。従来は「金額が特定の閾値を超える」「休日に計上されている」といったルールベースの手法が主流であったが、これらは既知のパターンしか検出できず、多くの誤検知（False Positives）を生んでいた。

3.1.1 オートエンコーダ（Autoencoders）による意味的異常検知

ディープラーニングの一種であるオートエンコーダを用いたアプローチは、仕訳データの構造そのものを学習する画期的な手法である。オートエンコーダは、入力データを圧縮（エンコード）し、再構成（デコード）するように訓練される。正常な仕訳データのみで訓練されたモデルに対し、異常な仕訳を入力すると、モデルはそれをうまく再構成できず、大きな「再構成誤差（Reconstruction Error）」が発生する。この誤差を異常スコアとして利用する。

ドイツの研究チームによる実証研究では、オートエンコーダが人間の監査人によって手動でタグ付けされた異常仕訳を高い再現率（Recall）で検出しただけでなく、熟練した監査人でさえ見落としていた異常な仕訳を発見することに成功した。これは、AIが人間の能力を単に模倣するだけでなく、補完・拡張し得ることを示す重要な証拠である。さらに、オートエンコーダによって学習された仕訳の「潜在表現（Latent Representation）」は、仕訳の意味的な構造（Semantic Meaning）を捉えており、異常検知の解釈性を高める上でも有用である。

3.1.2 Isolation Forestと統計的手法との比較

オートエンコーダと並んで頻繁に利用されるアルゴリズムに「Isolation Forest」がある。これは、データをランダムに分割していき、他のデータから「孤立」しやすい（＝少ない分割回数で分離できる）データ点を異常値とみなす手法である。比較研究によると、データセットの規模が大きくなるにつれて、ニューラルネットワークベースのオートエンコーダが、ツリーベースのIsolation ForestやOne-Class SVMよりも優れた性能を発揮する傾向がある。具体的には、大規模なクレジットカード詐欺データセットにおいて、オートエンコーダは不正取引の検出においてIsolation Forestよりも高い精度を示した。一方で、計算リソースが限られている場合やデータ量が少ない場合には、Isolation Forestが依然として効率的な選択肢となり得る。

3.2 教師なし学習と教師あり学習のハイブリッド化

最近の研究トレンドでは、これら二つのアプローチを統合したハイブリッドモデルが注目されている。例えば、オートエンコーダを用いてデータからノイズを除去し特徴量を抽出した後（教師なし）、その特徴量を用いてXGBoostなどの分類器を学習させる（教師あり）というパイプラインである。また、少量のラベル付きデータと大量のラベルな

しデータを併用する半教師あり学習（Semi-supervised Learning）も、税務監査の選定問題などで成果を上げており、完全な教師なし学習よりも誤検知を減らす効果が確認されている。

3.3 誤検知（False Positive）への対処と可視化

AIによる異常検知の最大の課題は、依然として高い誤検知率である。正当だが珍しい取引（例：大規模な組織再編仕訳）が異常として検出されると、監査人の確認作業負担が増大する。これに対し、EY（アーンスト・アンド・ヤング）などの大手監査法人は、異常検知の結果を可視化し、「なぜその仕訳が異常と判断されたのか」の理由（特定の勘定科目の組み合わせ、金額の異常性など）を提示するツール（例：EY Helix GL Anomaly Detector）を開発・導入している。これにより、監査人はAIの出力を鵜呑みにするのではなく、その根拠に基づいて効率的に調査を行うことが可能となる。

4. 自然言語処理（NLP）革命：非構造化データの完全統合

会計監査における証拠の多くは、契約書、取締役会議事録、電子メール、経営者の報告書といったテキストデータ（非構造化データ）として存在する。2018年のBERT（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）の登場以降、NLP技術は飛躍的に進化し、これらのデータを監査プロセスに統合することが現実的となった。

4.1 テキスト表現技術の進化：Bag-of-WordsからLLMへ

監査研究におけるNLPの適用は、以下の3段階で進化してきた。

1. **辞書ベースアプローチ（～2015年頃）**：テキストを単語の集合（Bag-of-Words）として扱い、ポジティブ/ネガティブな単語リスト（辞書）に基づいて感情をスコアリングする手法。文脈を無視するため、「リスクがないわけではない（二重否定）」のような表現を誤って解釈する限界があった。
2. **単語埋め込み（Word Embeddings）（2015-2018年）**：Word2VecやGloVeの導入により、単語をベクトル空間上の点として表現し、単語間の意味的な類似性を計算できるようになった。これにより、「収益」と「売上」を類似語として認識するなど、より柔軟な分析が可能となった。
3. **コンテキスト埋め込みとTransformer（2018年～）**：BERTやGPTの登場により、文脈に応じて単語の意味を動的に捉えることが可能になった。例えば、"bank"という単語が「銀行」を指すのか「土手」を指すのかを前後の文脈から正確に判断できる。これにより、監査における複雑な文書理解の精度が劇的に向上した。

4.2 感情分析（Sentiment Analysis）によるリスク評価の高度化

企業の年次報告書（10-K）や四半期報告書のMD&A（Management Discussion and Analysis）セクションにおける「トーン（Tone）」の分析は、NLPの主要な応用領域である。

4.2.1 経営者の語りと不正リスク

研究によれば、報告書におけるネガティブなトーンや、過度に複雑な言い回し（Readabilityの低さ）は、将来の業績悪化や不正リスクと相関があることが示されている。BERTを用いた高度な感情分析モデルは、従来の辞書ベースの手法（Loughran and McDonald辞書など）よりも高い精度で、企業の将来の株価リターンや意見の不一致（Divergence of Opinion）を予測できる。さらに、決算説明会（Earnings Calls）のトランスクリプト分析では、経営者のプレゼンテーション部分よりも、質疑応答（Q&A）セッションにおけるアナリストとのやり取りの中に、より真実に近い情報（本音や隠されたリスク）が含まれていることが明らかになっており、AIを用いたリアルタイムの音声・テキスト分析が投資家や監査人にとって有用なツールとなっている。

4.3 監査特有のNLPタスク：契約書レビューとトピックモデリング

NLPは、外部情報の分析だけでなく、監査手続きの自動化にも貢献している。

- **契約書の自動レビュー**: リース契約書や融資契約書から、金利、期間、コベナント（財務制限条項）などの重要情報を自動抽出するシステムは、すでにBig 4をはじめとする多くの監査法人で実用化されている。これにより、人間が数時間を要していたレビュー作業が数秒で完了し、かつ人為的な見落としを削減できる。
- **トピックモデリングによるリスク領域の特定**: LDA（Latent Dirichlet Allocation）などのアルゴリズムを用いて、企業の内部文書や公開情報から主要なトピックを抽出し、新たなリスク領域を特定する試みも進んでいる。最近の分析では、"Political Influence"（政治的影響）や"Racial Disparities"（人種的不均衡）といったESG関連のトピックが、監査リスクの新たな要因として浮上していることが、大量の文献分析から示唆されている。

5. 生成AI（Generative AI）と大規模言語モデル（LLM）の衝撃：2023-2025

2022年末のChatGPT（OpenAI）の公開は、監査研究と実務にパラダイムシフトをもたらした。従来の「予測型AI」が数値データのパターン認識に特化していたのに対し、「生成型AI」は、文章の生成、要約、推論、そしてコード生成といった、より人間に近い認知タスクを実行可能にした。

5.1 LLMの監査タスクにおける性能評価

LLMが専門的な監査業務にどの程度対応できるかについては、2023年から2024年にかけて多くの実証研究が行われた。

5.1.1 専門試験における劇的な性能向上

初期のモデル（GPT-3.5）を用いた実験では、会計・監査の試験問題において、学生の平均点（76.7%）を大きく下回る結果（47.4%）しか出せないケースがあった。特に、計算を伴う管理会計や財務会計の問題で苦戦する傾向が見られた。しかし、モデルがGPT-4に進化し、推論能力が強化されると、状況は一変した。GPT-4に適切なプロンプト（Chain-of-Thoughtなど）を与え、外部リソースへのアクセスを許可した場合、正答率は85.1%に達し、公認会計士試験などの難関試験にも合格できるレベルに到達した。この進化は、LLMが単なる知識ベースではなく、複雑な監査シナリオにおける判断を支援できる「コパイロット（副操縦士）」となり得ることを示している。

5.2 内部統制評価と文書作成の変革

生成AIは、監査プロセスの文書化（Documentation）において特に威力を発揮している。

- **内部統制の不備（Deficiency）評価**: LLMに内部統制の不備に関する記述を入力し、その深刻度（Material WeaknessかSignificant Deficiencyか）を評価させる実験では、LLMが監査基準に基づいた論理的な推論を行い、適切な分類と改善案（Remediation Plan）を提示できることが示されている。
- **監査調書の自動作成**: 会議の録音データや分散した証拠資料から、監査メモや要約を自動生成する技術は、監査人の事務負担を大幅に軽減する。DeloitteやEYなどのファームは、自社専用のセキュアなLLM環境を構築し、機密情報を保護しつつこれらの機能を展開している。

5.3 プロンプトエンジニアリングの重要性

LLMから高品質な監査証拠や判断を引き出すためには、「プロンプトエンジニアリング」が不可欠なスキルとなる。研究によれば、以下のような戦略が監査タスクにおいて有効である。

- **役割の付与 (Role Prompting)** : 「あなたは熟練した監査パートナーである」と定義することで、回答の専門性と視点が向上する。
- **文脈の明示 (Context Setting)** : 適用すべき会計基準 (IFRS、US GAAPなど) や、企業の業種・規模を具体的に指示する。
- **思考の連鎖 (Chain-of-Thought)** : 「ステップバイステップで考えてください」と指示することで、複雑な推論の過程を明示させ、論理的な誤りを減らす。

6. RAG（検索拡張生成）と幻覚（Hallucination）の克服

生成AIの最大のリスクは、事実に基づかない情報を生成する「幻覚（Hallucination）」である。正確性が絶対条件である監査において、これは致命的な欠陥となり得る。この問題を解決するための技術的枠組みとして、

****RAG (Retrieval-Augmented Generation: 検索拡張生成) ****が注目されている。

6.1 RAGのアーキテクチャと監査への適用

RAGは、LLMが回答を生成する際に、事前に準備された信頼できる外部知識ベース（会計基準、社内マニュアル、過去の監査調書、企業の開示資料など）を検索（Retrieve）し、その情報を文脈としてLLMに与えることで回答を生成（Generate）する仕組みである。

6.1.1 正確性と根拠の明示

金融・監査領域の研究において、RAGを導入することで、LLMの回答の正確性が大幅に向上することが実証されている。特に重要なのは、RAGシステムが回答と共に「参照元（Citation）」を提示できる点である。例えば、SECの開示書類（10-K/10-Q）に基づいた質問応答システムにおいて、RAGは「この回答は2023年10-Kの54ページに基づいています」といった形で根拠を示すことができるため、監査人が情報の裏付けを取る（Vouching）作業が容易になる。

6.1.2 ドメイン特化型RAGの構築

一般的なLLMでは最新の会計基準改正や特定の業界規制を知らない場合があるが、RAGを用いれば、最新のドキュメントを知識ベースに追加するだけで、モデルの再学習なしに知識をアップデートできる。Llama 3などのオープンモデルを用いた金融特化型RAGの実験では、コンテキストの適合率（Context Precision/Recall）において高いスコアを記録しており、実務利用に向けた基盤が整いつつある。

7. 自律型AIエージェント（Agentic AI）と監査の未来：2024-2025

2024年以降の最新の研究フロンティアは、「チャットボットとしてのAI」から「自律的なエージェントとしてのAI（Agentic AI）」へと移行している。

7.1 Agentic AIの定義と監査ワークフロー

Agentic AIとは、単にユーザーの質問に答えるだけでなく、自律的に目標を設定し、計画を立案し、ツール（API、ブラウザ、データベース）を使用してタスクを完遂するシステムを指す。監査の文脈では、以下のような自律的なワー

クフローが想定されている：

1. **計画**: 監査人が「売掛金の確認を実施せよ」と指示する。
2. **実行**: AIエージェントが会計システムにログインし、確認対象のデータを抽出する。
3. **ツール利用**: 確認状作成ツールを起動してドラフトを作成し、メールサーバーを通じて取引先に送信する。
4. **モニタリングと判断**: 返信を自動で回収し、内容を読み取って帳簿と照合する。不一致がある場合は、再調査のメールを送るか、人間の監査人にアラートを出す。

7.2 監査するAIを監査する (Auditing the AI)

Agentic AIの登場は、監査の効率性を飛躍的に高める可能性がある一方で、ガバナンス上の深刻な課題を提起している。「AIが勝手に行った判断や操作を、誰がどう責任を持つのか?」「AIエージェントのログは監査証拠として十分か?」といった問題である。これに対し、AIエージェントの動作ログを不変の形式で記録し、その意思決定プロセスを事後的に追跡可能にする「AI監査ログ」の技術や、AIエージェントそのものを監査するためのフレームワーク (Governance Audits, Model Audits, Application Auditsの3層アプローチ) が提案されている。

8. 説明可能性 (XAI) と「ブラックボックス」問題の解決

AIモデル、特に深層学習やアンサンブル学習は、その内部構造が複雑であるため、人間には理解困難な「ブラックボックス」となる。監査基準や規制 (GDPR、EU AI Actなど) は、意思決定の透明性と説明責任を求めており、このブラックボックス性はAIの全面的な導入を阻む壁となっている。

8.1 主要なXAIフレームワーク：SHAPとLIME

この課題に対処するため、説明可能AI (XAI: Explainable AI) 技術の研究が進んでいる。監査分野では、特に**SHAP (SHapley Additive exPlanations) とLIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) **がデファクトスタンダードとして定着しつつある。

- **SHAP**: 協力ゲーム理論に基づき、各特徴量が予測結果に与えた貢献度を公平に分配・計算する手法。モデル全体の大域的な解釈 (Global Interpretability) と、個別の予測に対する局所的な解釈 (Local Interpretability) の両方を提供できるため、監査証拠としての信頼性が高い。
- **LIME**: 個別のデータ点の周辺で単純な線形モデルを学習させ、局所的な説明を提供する手法。計算コストが比較的安く、直感的な説明が可能である。

これらの技術を用いることで、例えばAIが「この取引は不正の疑いがある」と判定した際に、「取引金額が平均より高く (寄与度+0.4)、かつ承認経路が通常と異なる (寄与度+0.3) ため」といった具体的な根拠を監査人に提示できる。これは、監査人がAIの判断を検証し、専門家としての判断 (Professional Judgment) を下す上で不可欠な情報となる。

8.2 ホワイトボックス vs ブラックボックス論争

XAIを用いても、完全に透明な「ホワイトボックス」モデル (決定木や線形回帰など) に比べれば、解釈性には限界がある。一部の研究者は、高リスクな監査領域においては、精度が若干劣っても、構造自体が理解可能なホワイトボックスモデルを使用すべきであると主張している。一方で、複雑な不正パターンを検知するためにはブラックボックスモデル (深層学習など) の高い予測能力が必要であり、XAIによる事後的な説明で十分とする立場もあり、このトレードオフは継続的な議論の対象となっている。

9. 監査人とAIの協働：心理的側面と信頼のダイナミクス

AI技術の導入において、技術的な性能と同じくらい重要なのが、それを使う「人間（監査人）」の心理的反応である。

9.1 アルゴリズム嫌悪（Algorithm Aversion）と感謝（Appreciation）

行動経済学的な実験研究によれば、人間はアルゴリズムが一度でもミスをする、その信頼性を急激に低下させ、以降の使用を拒否する傾向がある。これを「アルゴリズム嫌悪（Algorithm Aversion）」と呼ぶ。監査人を対象とした実験でも、AIのアドバイスよりも人間の専門家のアドバイスを過度に信頼するバイアスが確認されている。

一方で、最近の研究では、タスクの不確実性が高い場合や、AIが「学習し適応するシステム（Adaptive AI）」であると説明された場合には、逆にAIへの依存度が高まる（Algorithm Appreciation）現象も報告されている。これは、AIツールの導入にあたり、その能力と限界（Knowledge Limits）を正確に伝え、監査人に適度な「コントロール感」を与えることが、信頼構築の鍵であることを示唆している。

9.2 監査人の役割の変化とスキルセット

AIの普及に伴い、監査人の役割は「データの作成・検証者」から「AIの監督者・解釈者」へとシフトしている。これには、会計・監査の知識に加え、データサイエンス、プロンプトエンジニアリング、AI倫理に関するハイブリッドなスキルセットが求められる。監査教育においても、これらの新しいコンピテンシーをどう育成するかが喫緊の課題となっている。

10. 結論と将来展望

2015年から2025年までの10年間で、会計監査におけるAI研究は、基礎的な機械学習の適用から、深層学習による高度な異常検知、そして生成AIによる知的タスクの自動化へと、驚異的な速度で進化した。

- 技術の成熟:** 予測モデルや異常検知アルゴリズムは実務に耐えうる精度に達し、RAGやXAIといった周辺技術がその信頼性を補強している。
- データ活用の深化:** 財務数値だけでなく、テキスト、音声、画像を含むマルチモーダルなデータが監査証拠として活用されるようになった。
- 人間中心のAI:** 研究の焦点は、単なるアルゴリズムの性能向上から、人間とAIがいかに協働し、信頼関係を構築するかという社会技術的な課題へと移行している。

今後の展望として、自律型AIエージェントの実装が進むにつれ、監査プロセスは「継続的（Continuous）」「リアルタイム（Real-time）」「全数（Full-population）」という理想形に近づいていくだろう。しかし、その実現には、技術的な課題だけでなく、法規制の整備、監査基準の改訂、そして何よりも監査人自身のマインドセットの変革が不可欠である。AIは監査人を置き換えるものではなく、その能力を拡張し、より付加価値の高い洞察（Insight）を提供するためのパートナーとして位置付けられるべきである。

参考文献引用一覧

本レポート内で参照した文献・資料のIDは以下の通りである。

（以上、報告書終了）

