

# 生成AIの最新動向と内部監査での活用

PwC Japan有限責任監査法人  
ガバナンス・リスク・コンプライアンス・アドバイザリー部  
吉澤 豪  
2023年12月



本資料は講師の私見で作成しており、PwC Japan有限責任監査法人および所属部門の正式見解を示すものではありません。

# 自己紹介



## 吉澤 豪

PwC Japan有限責任監査法人

ガバナンス・リスク・コンプライアンス・アドバイザリー部 シニアマネージャー

- 外資系IT企業および大手監査法人を経て現職。PwCでは、会計・監査とデジタル技術の知見をもとに、ガバナンス、リスク管理、コンプライアンスおよび内部監査の領域におけるDX推進やAI・データ分析導入支援などの業務を提供。
- 大手監査法人では、AIを利用した仕訳の異常検知システムのプロダクトマネージャーとして次世代監査手法の研究開発・運用・推進をリードし、グローバルファーム全体の監査の変革に取り組む。また、製造業・情報通信業を中心に会計監査・内部統制監査やIFRS導入支援、内部統制アドバイザリー業務などを10年以上提供した経験を有する。
- 外資系IT企業では、ITエンジニアとして経理・財務領域における汎用系・Web系の基幹業務システムおよびデータウェアハウスの開発・保守、オフショア開発体制におけるプロジェクトマネジメントなどを経験。
- 元日本公認会計士協会 IT委員会監査データ標準化対応専門委員会 専門委員

### 【資格】

- 公認会計士(日本)
- 情報処理技術者(ソフトウェア開発技術者)

[go.yoshizawa@pwc.com](mailto:go.yoshizawa@pwc.com)

# 本日のご説明内容

1. 生成AIとは、その特徴と内部監査への影響 04
2. データ分析監査のアプローチと生成AIの利用可能性 06
3. 内部監査における生成AIの活用事例 12
4. 生成AIのリスクと社内導入に向けたアプローチ概要 19
5. 生成AIを用いた内部監査の未来 24

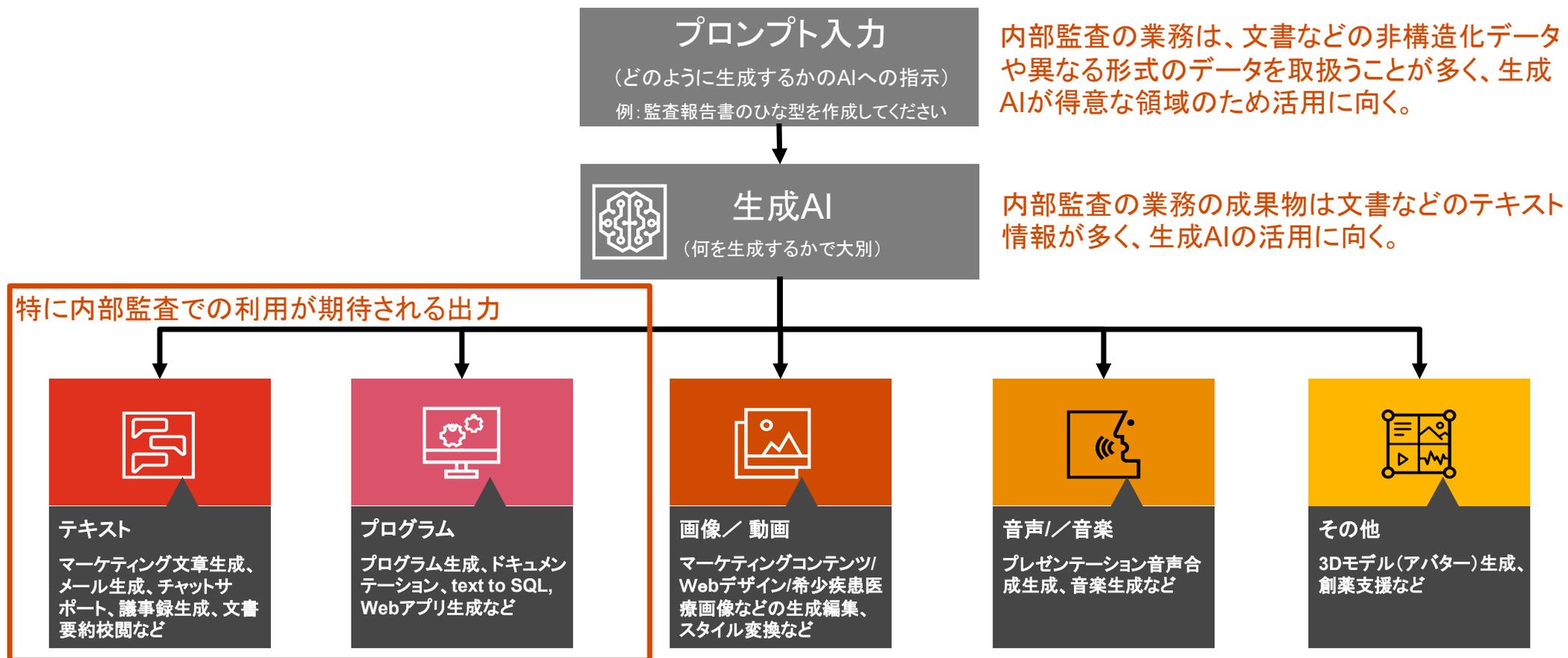
# 1

生成AIとは、その特徴と  
内部監査への影響

# 生成AIとは、その特徴と内部監査への影響

生成AIとは文章や画像などを生成できるAIの総称です。

今後、生成AIが爆発的に普及し、内部監査の業務にも大きな変革が見込まれます。



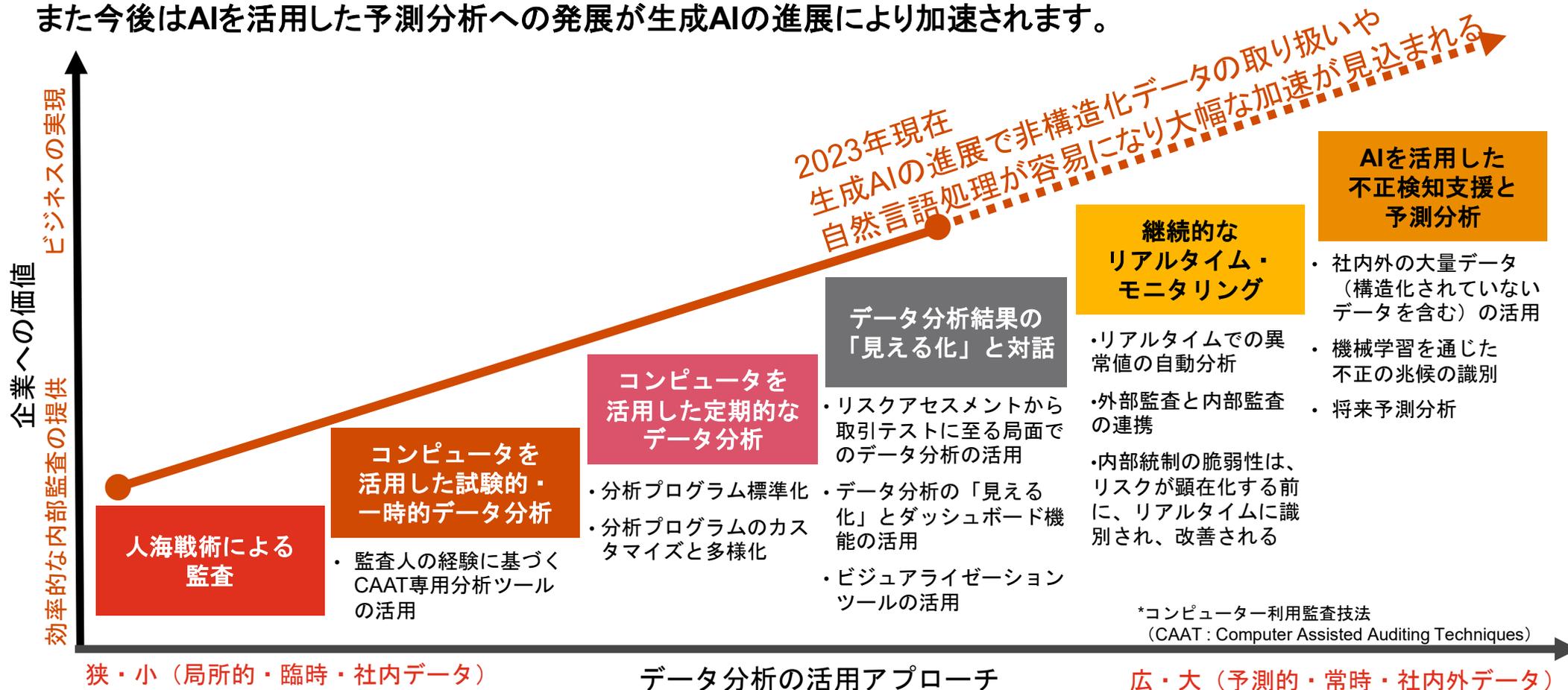
# 2

データ分析監査のアプローチと  
生成AIの利用可能性

# テクノロジーによる監査の潮流

～過去データ分析からリアルタイム・モニタリング、予測分析モデルへ～

従来行われてきた人海戦術による伝統的な監査手法から、過去情報に基づき自動化された監査手法へ、また今後はAIを活用した予測分析への発展が生成AIの進展により加速されます。



# 3つのデータ分析監査アプローチ

データ分析監査では、①ルールベースによるアプローチ・②探索的なアプローチ・③機械学習によるアプローチの3つの手法を組み合わせ、リスク評価・高リスクのサンプルの抽出を行う方法があります。



①ルールベースによる  
アプローチ



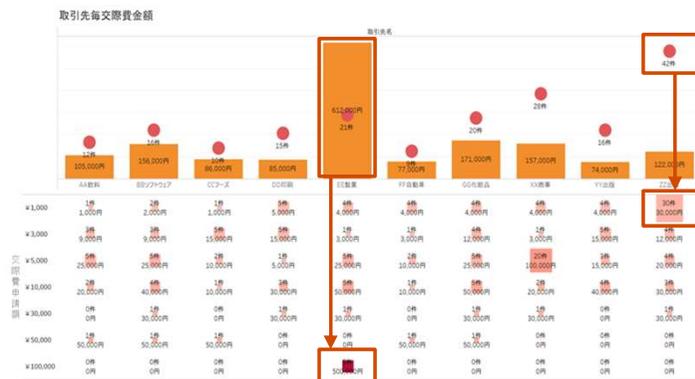
抽出

#	抽出ルール
1	ワンタイムの相手先
2	申請書起票の遅延
3	二重計上
...	...

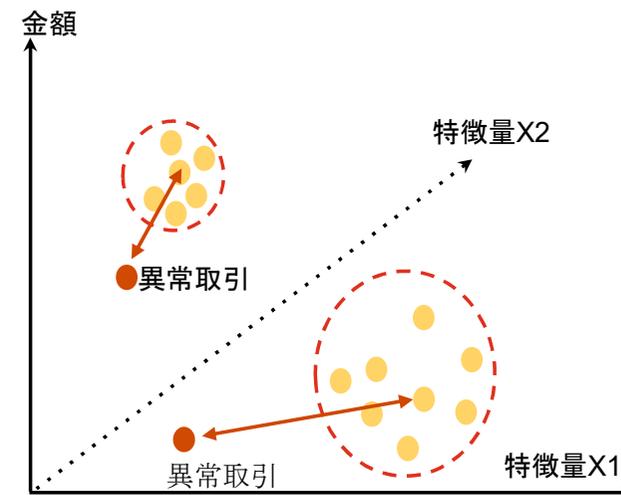
No	申請日	請求コード	起票者	承認者	費目	金額	摘要
1	2023/1/9	43800	佐藤	鈴木	交際費	31,800	A社D様との接待
2	2023/2/5	42100	高橋	田中	宿泊費	87,300	B工場への出張
...	...	...	...	...	...	...	...



②探索的なアプローチ



③機械学習による  
アプローチ



生成AIの活用で、上記の分析が容易に実施可能に。

# ルールベースによる経費申請データの分析事例

過去の不正事例や経験豊富な監査人が策定した不正・異常の兆候のある経費申請の抽出ルールの例

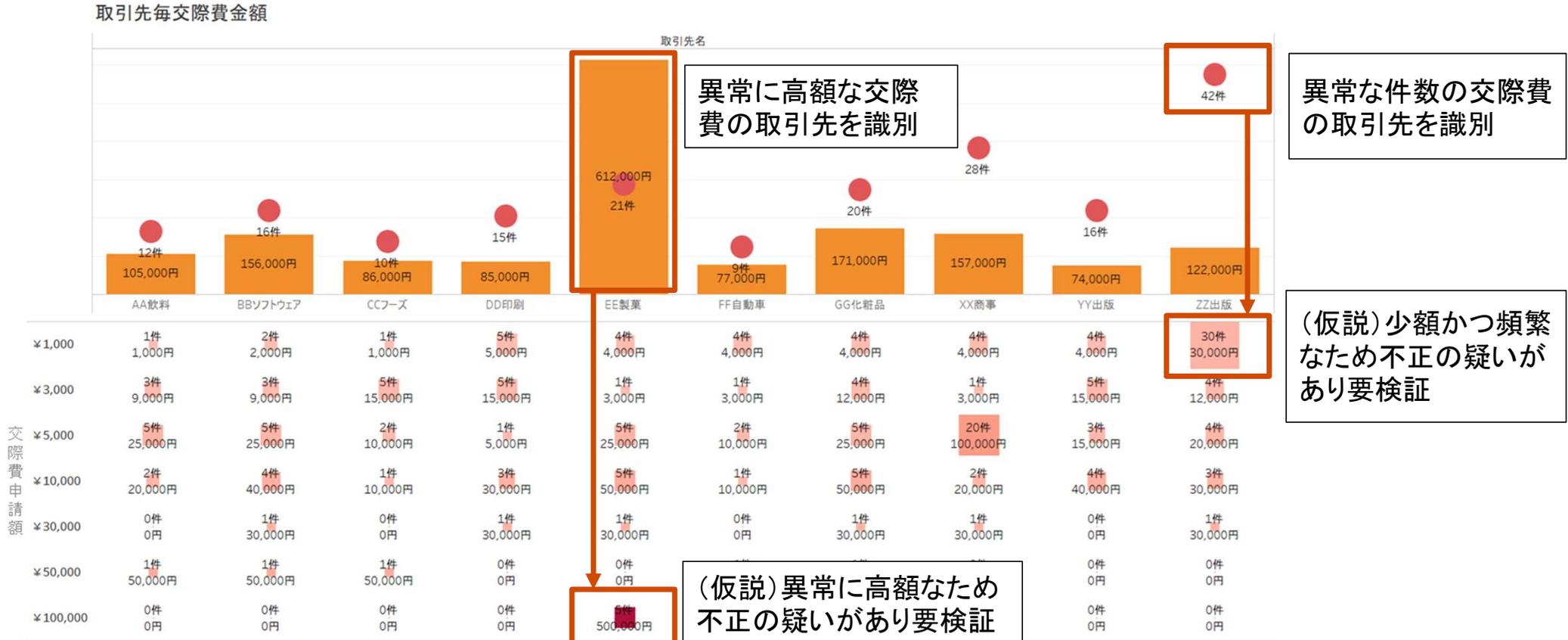
#	ルール名	ルールの内容
1	ワンタイム取引先	マスタ登録された取引先と同一名称のワンタイム取引先の申請
2	伝票起票の遅延	発生日から支払期日までのリードタイム日数が短い申請 (リードタイムが短いほど、伝票起票が遅延した可能性が高い)
3	内部統制の不備	申請者と承認者が同一の申請
4	二重計上	取引金額、仕入先名、申請者などが同じ複数の申請
5	形式的な承認	承認日・承認者毎の件数を集計 (1日当たりの承認件数が多い場合、形式的承認の可能性が高い)
6	申請者別の金額・件数の分析	申請者ごとに交際費、出張費などを集計 (件数や金額の上位者を高リスクとする)
7	経費の架空請求	摘要欄から地名情報を抜き出し、同じ申請者、同じ発生日で、距離が離れた地域をもつ申請
8	期ズレ	発生日と摘要欄に含まれる取引の発生日が不一致の申請
9	異常組み合わせパターン分析	取引先名、勘定科目名、摘要欄に含まれる特定キーワード、部署名などが統計的にイレギュラーな組み合わせの申請
10	不適切な経費	仕入先名をWebサイトで検索して不適切な店(風営法の適用施設など)を探す

生成AIで、上記のような抽出ルールの策定・案出(およびデータ抽出処理自体も)が可能

# 探索的アプローチによる交際費の分析例

(BIツールによるデータの可視化)

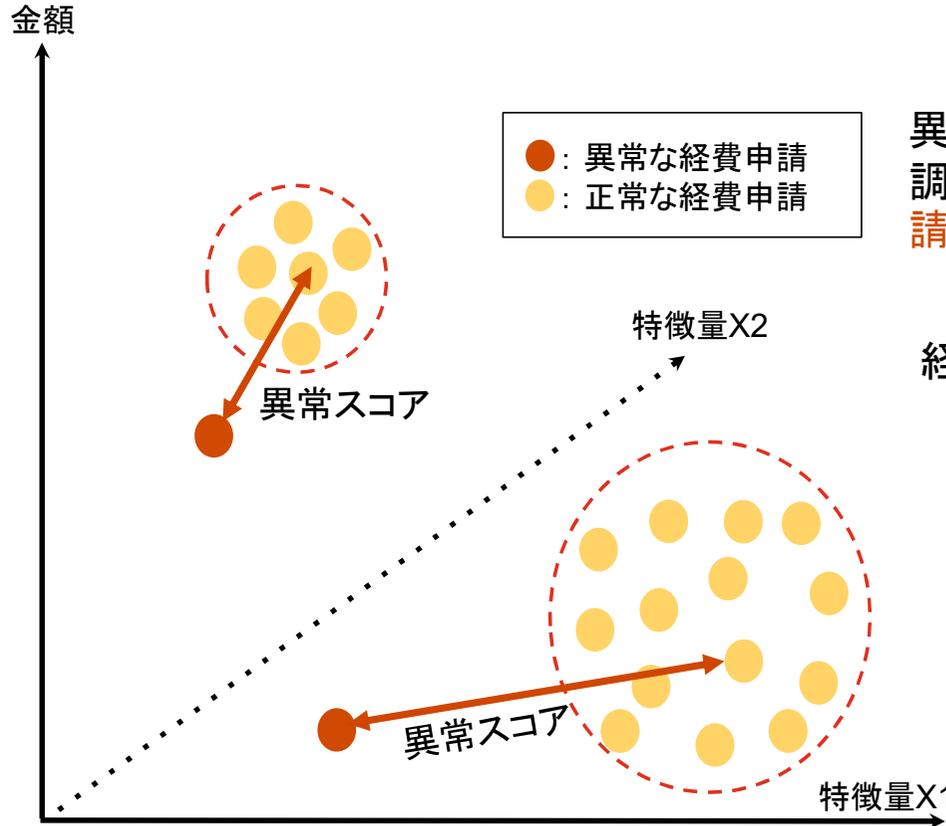
交際費を取引先ごとに合計額・件数を可視化し、架空請求の有無を確認する仮説設定と検証を実施



生成AIで、データの可視化や、上記のような仮設の構築が容易に可能

# 機械学習(教師なし)アプローチによる経費データの異常検知の事例

異常検知(外れ値検知)のイメージ



経費申請毎に他の経費申請との乖離度を測り、異常スコアを算定



異常スコアの閾値を設定し、閾値を超えた経費申請を自動抽出・調査対象とする。全経費申請の異常度をスコア化し、**高リスク申請から効率的かつ効果的なテストを実施**

経費申請の異常検知(外れ値検知)の出カイメージ

順位	異常スコア	申請日	チャージコード	起票者	承認者	費目	金額	摘要
1	99	2023/1/9	43800	佐藤	鈴木	交際費	31,800	A社D様との接待
2	97	2023/2/5	42100	高橋	田中	宿泊費	87,300	B工場への出張
・	..	...	...	...	...	...	...	...
100	54	2023/1/8	34000	高橋	田中	交通費	12,300	C社での会議出席
・	..	...	...	...	...	...	...	...

生成AIにより、教師なし学習による異常検知が容易に可能

# 3

内部監査における  
生成AIの活用事例

# 内部監査の各プロセスにおける生成AIのユースケース例

主なプロセス	各プロセスの主なタスク	生成AIのユースケース例	赤字は後スライドで具体的に紹介
<div style="background-color: #e67e22; color: white; padding: 10px; text-align: center; font-weight: bold;">計画の策定</div>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 監査対象と目的の明確化</li> <li>• 監査計画書の作成</li> <li>• リソースの配分・スケジュール作成</li> <li>• リスク評価の実施</li> <li>• ステークホルダーとの協議</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 過去の業績などを基にした監査対象拠点のリスク評価および選定 (ユースケース1)</li> <li>• 監査対象拠点のビジネス、業務プロセス、システムなどを基にしたリスク識別、監査項目の策定およびその監査手続書のドラフト作成 (ユースケース2)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• リソース割り当てとスケジュールのドラフト作成</li> <li>• 自社テンプレートや過去の監査計画書に基づく、監査計画書のドラフト作成</li> <li>• 監査実施通知書のドラフト作成</li> <li>• 依頼資料リストのドラフト作成</li> </ul> <p style="text-align: right;">など</p>
<div style="background-color: #e67e22; color: white; padding: 10px; text-align: center; font-weight: bold;">業務の実施</div>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• データ・資料収集</li> <li>• 実地調査</li> <li>• インタビュー実施</li> <li>• 分析手法の選定</li> <li>• 文書化</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• キックオフミーティングAgenda、議事録作成</li> <li>• インタビュー翻訳、事前・追加質問の作成</li> <li>• リスクコントロールマトリックス、業務処理記述書、フローチャートのドラフト作成</li> <li>• 社内規程類と業務プロセス、法規制、内部ポリシーなどとの整合性レビュー</li> <li>• 契約書、注文書、申請書などの証憑のレビュー、帳票間の整合性チェック</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• データ分析の実施 (前処理、抽出ルール作成、サンプリング、可視化、質問作成、異常検知、不正予測、質問事項作成、分析結果報告書作成) (ユースケース3、4、5)</li> <li>• 自社テンプレートや過去の監査調書に基づく、監査調書のドラフト作成</li> </ul> <p style="text-align: right;">など</p>
<div style="background-color: #e67e22; color: white; padding: 10px; text-align: center; font-weight: bold;">結果の伝達</div>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 発見事項の整理</li> <li>• フォローアップ事項の作成</li> <li>• 監査報告書の作成</li> <li>• 経営者への報告</li> <li>• フィードバックの収集</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 発見事項、要改善事項、推奨事項、フォローアップ事項、再発防止策などのドラフト作成</li> <li>• 実施した内部監査に基づく、監査報告書のドラフト作成</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• クロージングミーティングAgenda、プレゼン骨子、議事録の作成</li> </ul> <p style="text-align: right;">など</p>

内部監査のタスクは、文書作成や自然言語処理、データ分析などの生成AIが得意とする領域が多く、ほぼすべての業務への活用が期待できる

# 生成AIを活用した内部監査ユースケース1

## 監査対象拠点の選定と報告書の作成

子会社の四半期財務諸表データを与えて、不正リスクを評価するルールを策定、監査対象子会社を評価・選定して、財務指標を可視化し、分析結果をまとめた監査対象拠点の選定報告書を作成

### プロンプト例



添付は全子会社の四半期ごとの5年分の財務諸表のデータです。不正リスクの高い上位10社を抽出し、その抽出理由を記載するとともに財務指標を可視化し、監査対象拠点の選定報告書としてまとめて文書作成ソフトのファイル形式で出力してください。



全子会社四半期財務諸表データ



～前略～

Finished working Show work ▼

不正リスクの高い上位10社を抽出し、主要な財務指標を記載した監査対象拠点の選定報告書を作成しました。[こちら](#)からダウンロードできます。

企業名	不正リスクスコア	不正リスクスコアの構成要素							
企業1	9.5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業2	8.8	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業3	8.2	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業4	7.5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業5	6.8	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業6	6.2	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業7	5.5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業8	4.8	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業9	4.2	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
企業10	3.5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

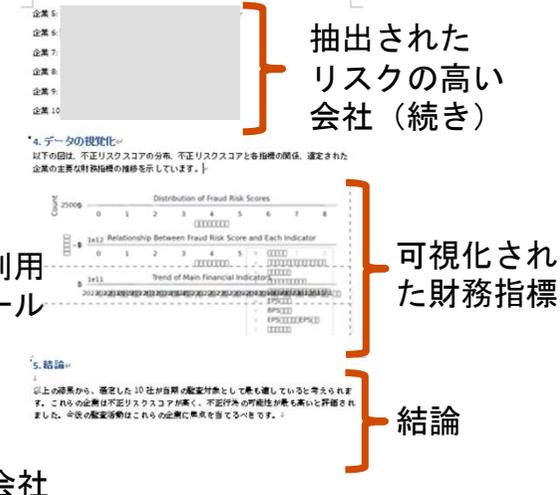
### 監査対象拠点の選定報告書

**目的**  
 \*1.はじめに  
 本報告書は、当社の内部監査対象となる各社の選定結果についてまとめたものです。選定は、全子会社の四半期ごとの財務諸表データに基づき、不正リスクの高い上位10社を抽出するための10個のルールを適用し、不正リスクスコアを計算した結果に基づいて行われました。

**抽出に利用したルール**  
 \*2.選定ルール  
 選定には以下の10個のルールが適用されました。これらのルールは、財務不正の兆候を示す可能性のある財務指標に基づいています。  
 ルール 1: 営業利益率の総増減が30%を超える  
 ルール 2: キャッシュフローと営業利益の差の総増減が1億円を超える  
 ルール 3: 経費率の増加率の総増減が20%を超える  
 ルール 4: 経費率対売上比率が2%を超える  
 ルール 5: 売上高対営業キャッシュフロー比率が2%を超える  
 ルール 6: EPS（一社当たり純利益）の増加率の総増減が30%を超える  
 ルール 7: EPS（一社当たり純利益）の減少率の総増減が30%を超える  
 ルール 8: EPSと純増減後EPSの差の総増減が10%を超える  
 ルール 9: 純増減の増加率の総増減が50%を超える

**抽出されたリスクの高い会社**  
 \*3.選定結果  
 上記のルールに基づき、不正リスクスコアが最も高い10社を監査対象として選定しました。以下に選定された企業とその不正リスクスコアを示します。

企業 1: [Redacted]  
 企業 2: [Redacted]  
 企業 3: [Redacted]



## 生成AIを活用した内部監査ユースケース2

# リスク識別と監査手続の策定および監査調書のドラフト作成

過去の監査調書をもとに、監査対象の拠点の業務プロセスにおけるリスクを識別し、その監査手続を策定するとともに監査調書のドラフトを作成する。

## 投入した購買プロセスの監査調書テンプレートファイル

### プロンプト例



添付は、自動車製造業における購買プロセスの監査調書です。このサンプルに準拠して、販売プロセスにおけるリスクを挙げ、その監査手続の立案と監査調書サンプルを表計算ソフトのファイル形式で出力して下さい。



[購買プロセス監査調書\\_202303](#)



承知しました。まずは提供いただいた購買プロセスの監査調書のサンプルを確認します。その後同じフォーマットで販売プロセスの監査調書の例を作成します。  
～中略～

Finished working Show work ▼

販売プロセスの監査調書を記載したファイルを作成しました。[こちら](#)からダウンロードできます。

監査日	監査対象	監査手続	監査結果	監査人	特種事項	監査人への評価	リスクへの評価	発見事項	改善事項	発見事項	改善事項	監査結果	リスクへの評価	発見事項	改善事項	監査結果	リスクへの評価	発見事項	改善事項
2023-08-08	販売プロセス	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	田中	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	2023-08-08	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	2023-08-08	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。						

## 上記テンプレートに従って作成された販売プロセスのサンプル監査調書

監査日	監査対象	監査手続	監査結果	監査人	特種事項	監査人への評価	リスクへの評価	発見事項	改善事項	発見事項	改善事項	監査結果	リスクへの評価	発見事項	改善事項	監査結果	リスクへの評価	発見事項	改善事項
2023-08-08	販売プロセス	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	田中	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	2023-08-08	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。	2023-08-08	販売プロセスのリスクを特定し、リスクを評価し、リスクを軽減するための対策を立案し、実施する。						

# 生成AIを活用した内部監査ユースケース3

## 経費申請データの抽出ルールの作成と抽出

生成AIに経費申請データを読み込み、不正の疑いのある取引を抽出するルールの作成を指示し、そのルールに基づき取引を抽出して、表計算ソフトのファイル形式に出力するようプロンプトを入力し、分析結果を取得

### プロンプト例



添付の経費申請データについて、不正の疑いのある取引を抽出するルールを10個作成して、取引を抽出して表計算ソフトのファイル形式で出力してください。

経費申請データ\_202004-202303.xlsx



不正の疑いがある取引を特定するためのルールを提案します。

- 1.申請日が発生日よりも前である
- 2.承認者と申請者が同一人物である
- 3.金額が100,000円以上である
- 4.同一の申請者が短期間(例えば1週間)内に複数の高額(例えば20,000円以上)の申請
- 5.摘要が空欄、または不明瞭である
- 6.部署と費用項目が一致しない(例:人事部からの出張費)
- 7.発生日と承認日の間隔が長すぎる(例えば30日以上)
- 8.同一の承認者が短期間(例えば1週間)内に多数(例えば10回以上)の承認をしている
- 9.金額が非常に小さい(例えば100円以下)である
- 10.経費の摘要が他の申請と同一または類似しているが、金額が大幅に異なる

作成された抽出ルール

~中略~

これらのルールに基づき、経費申請データを抽出します。

Finished working Show work

~中略~

疑わしい取引をファイルに出力しました。ファイルは[こちら](#)からダウンロードできます。

作成されたルールにて取引を抽出する処理プログラムが表示でき、出力仮定を検証可能

```
python
import numpy as np

# Initialize an empty DataFrame to store suspicious transactions
suspicious_transactions = pd.DataFrame()

# Rule 1: 申請日が発生日よりも前である場合
rule1 = expense_data[expense_data['申請日'] < expense_data['発生日']]

# Rule 2: 承認者と申請者が同一人物である場合
rule2 = expense_data[expense_data['承認者'] == expense_data['申請者']]

# Rule 3: 金額が100,000円以上である場合
rule3 = expense_data[expense_data['金額'] >= 100000]

# Rule 4: 同一の申請者の短期間(1週間)内に複数の高額(20,000円以上)の申請をしている場合
expense_data['申請日'] = pd.to_datetime(expense_data['申請日'])
expense_data_sorted = expense_data.sort_values(by=['申請者', '申請日'])
rule4_candidates = expense_data_sorted.groupby(['申請者', pd.Grouper(key='申請日', freq='7D')])
rule4_candidates = rule4_candidates[rule4_candidates['金額'] > 20000].reset_index()
rule4 = expense_data_sorted[expense_data_sorted['申請者'].isin(rule4_candidates)]

# Rule 5: 摘要が空欄、または不明瞭である場合
rule5 = expense_data[expense_data['摘要'].isna() | (expense_data['摘要'].str.strip() == '')]

# Rule 6: 部署と費用項目が一致しない(例:人事部からの出張費)
# This is a hypothetical rule, let's assume it should not be claimed by AI
rule6 = expense_data[(expense_data['部署'] == '人事部') & (expense_data['費用項目'] != '出張費')]
```

該当した抽出ルール番号

### 抽出された疑わしい取引

Index	発生日	申請日	承認日	費用項目	金額	部署	申請者	承認者	摘要	抽出ルール番号
4	2022/1/9	2022/1/12	2022/1/18	出張費	268,233	営業部	村上 雅樹	松田 英	ヨーロッパの海外営業	3
7	2022/4/12	2022/4/28	2022/4/28	出張費	225,071	営業部	前田 亮	藤田 和幸	ヨーロッパの海外営業	3
8	2021/1/22	2021/1/23	2021/2/9	出張費	129,213	人事部	山崎 桂子	山崎 真	ヨーロッパのための旅行	3
9	2022/1/4	2022/1/11	2022/1/20	出張費	227,312	製造部	佐々木 美月	田中 寛	ヨーロッパの海外営業	3
12	2021/10/13	2021/10/18	2021/10/24	出張費	112,467	製造部	前田 翔太	田中 寛	ヨーロッパの海外営業	3
16	2021/10/9	2021/10/10	2021/10/17	出張費	129,441	製造部	高橋 幸佳	高橋 幸佳	ヨーロッパのための旅行	3
22	2022/10/6	2022/10/12	2022/10/20	出張費	110,984	製造部	三宅 千代子	山下 知美	ヨーロッパの海外営業	3
28	2021/1/20	2021/1/21	2021/1/23	出張費	129,597	製造部	鈴木 花子	鈴木 知美	ヨーロッパの海外営業	3
31	2021/4/21	2021/4/26	2021/5/6	出張費	147,738	人事部	藤田 隆子	高橋 花子	ヨーロッパの海外旅行	3
37	2022/10/21	2022/10/29	2022/11/7	出張費	102,764	製造部	佐々木 亮	中村 浩一	ヨーロッパのための旅行	3
41	2021/5/24	2021/5/30	2021/6/1	出張費	120,851	製造部	佐々木 健一	山下 桂子	ヨーロッパの海外営業	3
45	2022/6/16	2022/6/23	2022/6/29	出張費	272,182	営業部	高橋 幸佳	高橋 幸佳	ヨーロッパの海外営業	3
52	2022/12/11	2022/12/22	2021/1/16	出張費	141,249	製造部	伊藤 拓真	清水 直人	ヨーロッパの海外旅行	3
58	2022/1/27	2022/2/6	2022/2/15	出張費	151,844	製造部	佐々木 真	山崎 幸平	ヨーロッパのための旅行	3
59	2021/6/28	2021/10/25	2021/10/24	出張費	121,256	製造部	藤田 和幸	田中 寛	ヨーロッパの海外営業	3
67	2022/2/21	2022/4/3	2022/4/12	出張費	148,078	製造部	池田 勇樹	高橋 幸佳	ヨーロッパの海外旅行	3
70	2022/5/16	2022/5/23	2022/5/30	出張費	142,253	人事部	中村 浩一	高橋 幸佳	ヨーロッパの海外旅行	3
76	2022/2/17	2022/2/28	2022/3/1	出張費	129,806	製造部	中村 浩一	田中 寛	ヨーロッパの海外営業	3
78	2022/1/16	2022/1/17	2022/1/21	出張費	101,848	人事部	藤田 和幸	中村 浩一	ヨーロッパのための旅行	3
83	2021/10/20	2021/11/23	2021/11/21	出張費	127,486	人事部	佐々木 明雄	高橋 幸佳	ヨーロッパの海外旅行	3
84	2021/7/16	2021/7/18	2021/7/20	出張費	108,078	製造部	清水 直人	村上 雅樹	ヨーロッパの海外営業	3
91	2022/11/7	2022/11/22	2022/11/22	出張費	142,253	人事部	中村 浩一	高橋 幸佳	ヨーロッパの海外旅行	3
94	2021/11/16	2021/11/19	2021/11/16	出張費	129,441	製造部	田中 寛	高橋 幸佳	ヨーロッパの海外旅行	3



# 経費申請データの不正予測(教師あり学習)

不正を含む経費申請の教師データを生成AIに与えて不正予測モデルを構築し、分析対象の経費申請データから不正予測を行い、予測結果を表計算ソフトのファイル形式に出力するようプロンプトを入力し、結果を取得

## プロンプト例



添付は不正を含む経費申請データです。不正予測モデルを作成してください



教師データ



まず、アップロードされたファイルの内容を確認し、どのようなデータが含まれているかを理解しましょう。

～中略～

不正予測モデルの作成には、まずデータの前処理が必要です。具体的には以下のような手順を考えています：

1. カテゴリ変数(費目、部署、申請者、承認者)を数値に変換
2. 日付データ(発生日、申請日、承認日)から新たな特徴を生成
3. 不要な列(Index、摘要)を削除

この前処理の後、モデルの訓練を行います。モデルの選択には、データの性質とタスク(不正検出)を考慮します。今回のケースでは、ランダムフォレストやグラディエントブースティングなどのアルゴリズムが適していると思います。

Finished working Show work ▼

不正予測モデルのトレーニングが完了しました。テストデータに対するモデルの精度は83%です。

～略～

## プロンプト例 続き



作成した不正予測モデルを使って添付の経費申請データで不正予測データを表計算ソフトのファイル形式で出力してください。



経費申請データ 202004-202303



新たなデータに対する不正予測を行いました。  
Finished working Show work ▼

結果をファイルに出力しました。ファイルは次のリンクからダウンロードできます。[不正予測データ](#)

## データ前処理の実施

## 不正予測モデルの構築

Index	発生日	申請日	承認日	費目	金額	部署	申請者	承認者	結果	不正予測
1	2024-03-19 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-20 22:59:12	出張費	5,336,006	営業部	佐々木 長吉	山田 正	不正	不正
2	2024-01-20 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-21 22:59:12	研修費	3,407,744	人事部	森 亮	岡田 裕美	不正	不正
3	2023-06-04 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-21 22:59:12	交通費	3,230,159	設計部	石井 拓真	長谷川 康	不正	不正
4	2024-06-17 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-23 22:59:12	研修費	4,081,144	設計部	森 亮	松田 幸	不正	不正
5	2023-10-30 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-21 22:59:12	交通費	5,677,508	製造部	西村 真司	鈴木 純	不正	不正
6	2024-02-12 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-24 22:59:12	出張費	3,200,746	営業部	藤井 明美	清水 純子	不正	不正
7	2024-01-30 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-28 22:59:12	研修費	4,063,034	製造部	石井 花子	山崎 陽子	不正	不正
8	2024-01-05 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-07 22:59:12	研修費	4,237,274	人事部	松本 浩	山田 幸	不正	不正
9	2024-03-30 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-26 22:59:12	出張費	3,824,559	人事部	小林 裕美	石川 千代	不正	不正
10	2024-07-21 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-06 22:59:12	新品購入	3,709,965	製造部	斎藤 英樹	村上 英樹	不正	不正
11	2024-06-27 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-19 22:59:12	部品購入	5,318,776	営業部	田中 隆	吉田 拓	不正	不正
12	2023-10-09 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-24 22:59:12	飲食費	3,222,265	人事部	三浦 結衣	石川 小	不正	不正
13	2023-11-01 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-30 22:59:12	交通費	4,935,208	人事部	山下 あず	松田 幸	不正	不正
14	2024-06-04 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-13 22:59:12	交通費	3,162,889	設計部	松田 聡次	橋本 幸	不正	不正
15	2024-04-17 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-29 22:59:12	部品購入	3,607,077	設計部	斎藤 純子	三浦 直人	不正	不正
16	2023-12-04 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-31 22:59:12	交通費	5,461,739	製造部	斎藤 花子	藤田 真	不正	不正
17	2024-06-03 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-16 22:59:12	交通費	3,806,744	製造部	西村 真司	山下 加奈	不正	不正
18	2024-03-20 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-25 22:59:12	研修費	4,836,650	設計部	福田 拓	松田 直樹	不正	不正
19	2024-07-06 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-20 22:59:12	飲食費	5,261,920	設計部	松本 加奈	井上 亨	不正	不正
20	2023-11-10 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-15 22:59:12	交通費	3,085,425	製造部	青木 千代	佐藤 尚	不正	不正
21	2024-03-20 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-06 22:59:12	交通費	4,581,083	営業部	前田 拓次	松田 悠平	不正	不正
22	2024-07-28 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-03 22:59:12	飲食費	5,400,734	製造部	小川 拓真	橋本 真	不正	不正
23	2024-01-26 22:59:12	2023-06-01 22:59:12	2023-07-08 22:59:12	交通費	4,930,093	営業部	村上 隆	三浦 直	不正	不正

予測結果

# 4

生成AIのリスクと社内導入  
に向けたアプローチ概要

# 生成AIがもたらす新たなリスクとインシデント

生成AIは、有用である一方で、その特徴が引き起こす新しいリスクも存在し、インシデントが発生しています。特に「製造物責任」、「著作権侵害」、「機密情報漏洩」は重要であり、AIガバナンス態勢の構築が急務です。



# 生成AIの社内導入に向けたアプローチ例と支援

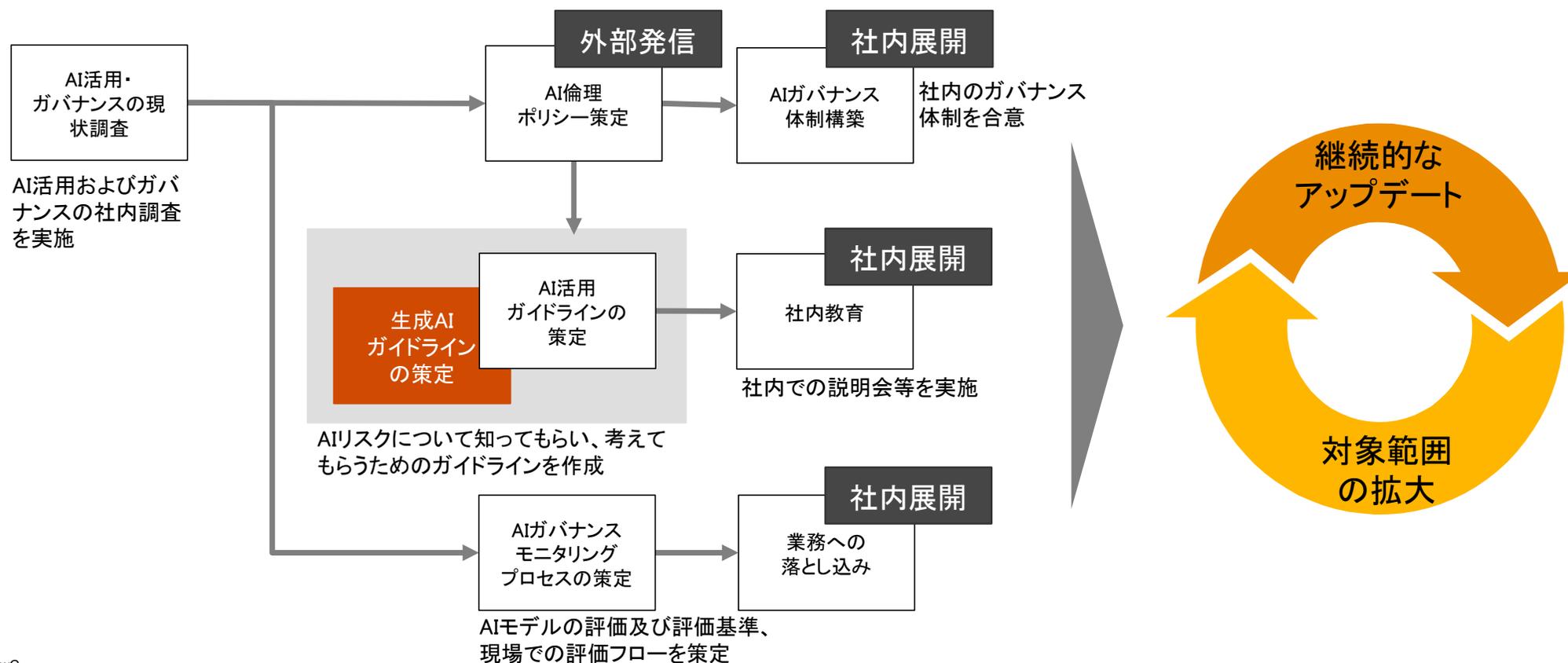
PwCでは生成AIの導入に向けたユースケース選定からガイドライン作成まで一連の施策を支援しています。



GRCおよび内部監査への生成AIの導入やガイドライン構築支援は監査法人が特に得意とする領域

# 生成AIリスク管理環境整備のアプローチ

リスク管理支援のアプローチは、生成AIと他のAIに共通の要素が多い。  
生成AI特有のリスクや、普及の速さから、生成AI専用のガイドラインの策定の優先度が高い。



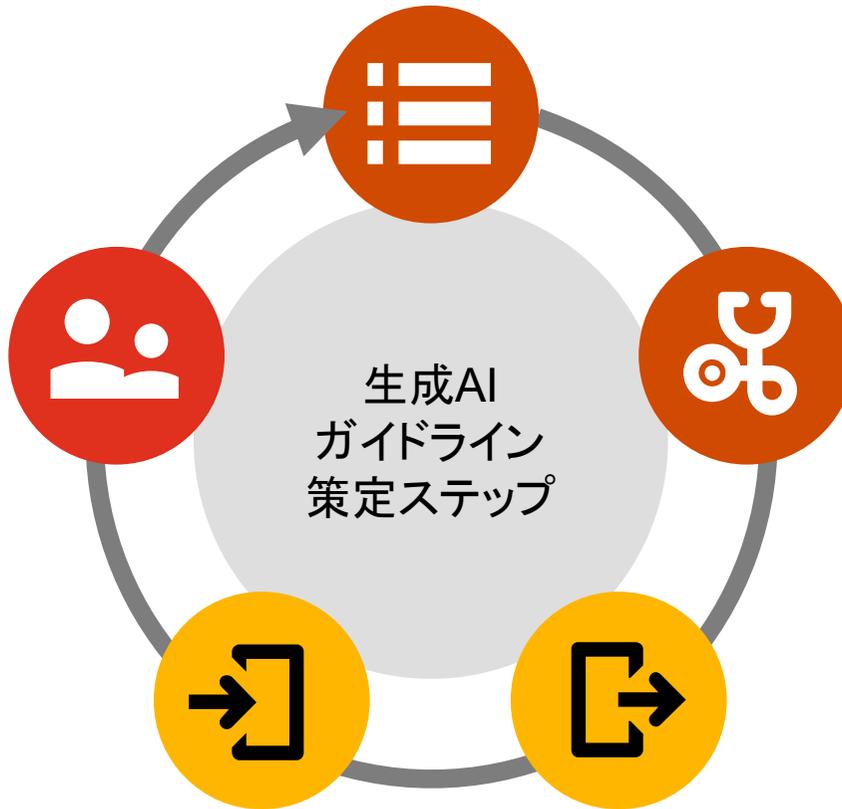
# 必要となるリスク分析及びガバナンスルール・ガイドライン策定

生成AIは生産性を向上するための魅力的な技術である反面、リスク懸念もあるため、顧客向けに生成AIサービスを提供する際には、顧客が懸念するリスクをしっかりと理解し、必要なガバナンスルールやガイドラインと合わせての提供も考える必要がある

リスク分析

ルール策定

社内展開



## 5. 活用ガイドラインの展開

- 前ステップ実施結果に基づく活用ガイドラインを作成
- 活用ガイドラインを展開、説明会等を実施し、生成AI利用者への周知徹底
- 利用者からのフィードバック、外部環境の変化に応じて、活用ガイドラインを見直し

## 4. プロンプト作成ルール策定

- シナリオ設計と期待するアウトプット整理
- 候補となるプロンプトによるシナリオテスト
- 有益なアウトプットを生成したプロンプト再現性検証
- プロンプトの構造化およびデザイン

## 1. 利用者を与える影響の分析

- 生成AI導入想定ユースケースリストアップ
- 利用者を与える影響に基づくリスクレベルの設定
- 各ユースケースのリスクレベルを分析

## 2. データとモデルのリスク分析

- プロンプト(生成AIへのインプット)のリスク分析
- モデルが有する技術的/非技術的特徴のリスク分析
- アウトプット(生成AIの応答)のリスク分析

## 3. アウトプット取り扱いルール策定

- アウトプットに含まれる人間のオリジナリティに応じた必要な施策を整理
- 整理結果に基づき、アウトプットの利用に関するルールを策定

5

生成AIを用いた  
内部監査の未来

# 生成AIのもたらす内部監査の未来の可能性

## 生成AI技術の動向



マルチモーダル・マルチタスク化



民主化



精度向上



リアルタイム化



自律型化



## 内部監査の未来

### 効率化

- 試査から精査的に
- リスクアプローチの見直し
- ユースケースの拡大・浸透

### 品質の向上

- 監査専用大規模言語モデルの登場
- 予測精度の向上
- リアルタイム監査・リアルタイムモニタリングの実現

### AIの依拠の必要性

- AIに依拠するための検証
- 自己宣言や第三者認証・基準認証、外部監査等
- 監査報告書への制限の記載

# Thank you

[www.pwc.com/jp](http://www.pwc.com/jp)

© 2023 PricewaterhouseCoopers Japan LLC. All rights reserved.

PwC refers to the PwC network member firms and/or their specified subsidiaries in Japan, and may sometimes refer to the PwC network. Each of such firms and subsidiaries is a separate legal entity. Please see [www.pwc.com/structure](http://www.pwc.com/structure) for further details.

This content is for general information purposes only, and should not be used as a substitute for consultation with professional advisors.