

# トピックモデルによる監査上の主要な検討事項（KAM）の類似性の検証

土井 惟成（株式会社日本取引所グループ）

**概要：**「監査上の主要な検討事項（KAM）」とは、監査報告書の記載項目の一つであり、財務諸表の監査において、監査人が職業専門家として特に重要であると判断した事項を指す。KAMに関する制度上の懸念として、各社のKAMの記載内容が似通るといふ、ボイラープレート化という事象が挙げられる。そこで本研究では、トピックモデルを用いて、監査人が所属する監査法人単位でのKAMの類似性を検証した。監査法人間の類似性を評価した実験では、「大手監査法人同士は、概ね類似度が低い」といふ示唆が得られた。また、著者推定によりKAMの類似性を評価した実験では、「大手監査法人の推定精度は、準大手監査法人の推定精度よりも高い」といふ示唆が得られた。

**キーワード：**監査上の主要な検討事項（KAM）、トピックモデル、著者推定、ボイラープレート

## Verification of the Similarity of Key Audit Matters (KAM) By Topic Modeling Doi, Nobushige (Japan Exchange Group, Inc.)

**Abstract:** Key Audit Matters (KAM) are items in the audit report that auditors, as professional experts, have judged to be significant in auditing the financial statements. One of the systemic concerns with KAM is the Boilerplate, which means that the contents of KAMs may be similar for each company. This study examined the similarity of KAMs using Topic Modeling by the audit firm to which the auditors belong. The experiment to evaluate the similarity among KAMs of audit firms suggested that first-tier audit firms are less similar. The experiment to evaluate the similarity among KAMs of audit firms by Authorship Identification suggested that the estimation accuracy of first-tier audit firms is higher than that of second-tier audit firms.

**Keywords:** Key Audit Matters (KAM), Topic Modeling, Authorship Identification, Boilerplate

### 1. はじめに

上場会社は、年に一度、有価証券報告書を作成し、財務諸表等については監査人による監査証明を受けなければならない。有価証券報告書及び監査人による監査報告書は、金融庁のEDINET<sup>1</sup>を通じて開示される。2021年3月期以降の監査報告書では、「監査上の主要な検討事項（Key Audit Matters, 以下KAM）」の記載が原則として求められている。KAMとは、監査報告書の記載項目の一つであり、財務諸表の監査において、監査人が職業専門家として特に重要だと判断した事項を指す。KAM等の位置付けの概要を図1に示す。KAMの目的の一つは「財務諸表に対する投資家の信頼性を向上させること」[1]にあり、その重要性は大きいと推察する。

一方で、KAMに関する制度上の課題として、KAMの記載内容のボイラープレート化が挙げられる。ボイラープレート化とは、文書等において記載内容が定型化又は画一化することを指す。KAMの有益性の確保に当たっては、その記載において、「定型化、画一化を避けるべき」であると金融庁の資料で述べられている[1]。

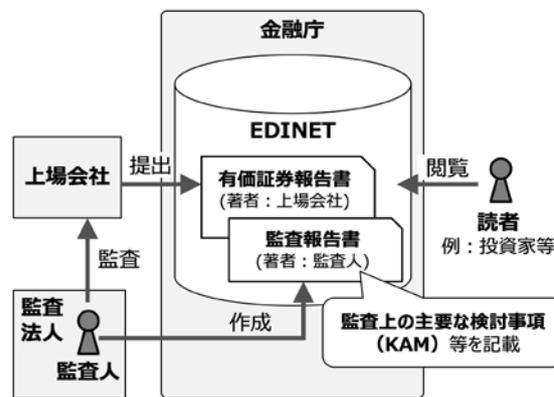


図1 KAM等の位置付けの概要

KAMのボイラープレート化には、大きく2通りの傾向が知られており、各上場会社の記載が経年変化せずに固定化した内容となる状態を「縦のボイラープレート化」、各上場会社の記載が横並びで似通った内容となる状態を「横のボイラープレート化」と呼ぶ[2]。縦のボイラープレート化については計量的な調査が行われている[1, 3]ものの、横のボイラープレート化に関する研究は限られている。

<sup>1</sup> <https://disclosure.edinet-fsa.go.jp/>

そこで、本研究では、横のボイラプレート化の傾向調査のため、監査人が所属する監査法人単位での KAM の類似性を検証した。具体的には、「KAM の記載から監査法人が推定できるならば、監査法人単位で KAM の記載は似ている」と考え、KAM を対象として著者推定の手法を適用した。また、KAM のボイラプレート化の懸念点は、文体の定型化よりもトピックの定型化だと考え、トピックモデルによる著者推定手法を採択した。

本研究では、2種類の実験を実施した。最初に、潜在ディリクレ法 (Latent Dirichlet Allocation, 以下 LDA) [4]の拡張である著者トピックモデル (Author Topic Model, 以下 ATM) [5]を用いて、監査法人ごとに著者トピックのベクトルを導出し、それぞれの類似度を算出した。これにより、監査法人間における KAM の類似性を検証した。次に、各 KAM の著者である監査人が所属する監査法人を推定するモデルを作成し、その推定精度を確認した。これにより、同一の監査法人における KAM の類似性等を検証した。

## 2. 関連研究

本研究の関連研究として、KAM のボイラプレート化に関する研究、縦のボイラプレート化の計量的な調査、著者推定について述べる。

まず、KAM のボイラプレート化に関する研究について述べる。後藤[6]は、2020 年 3 月期における KAM の早期適用会社である 48 社を対象に、KAM の記載内容の定性的な分析を行った。分析の結果、この 48 社においてはボイラプレート的な記載は少なく、読者の理解を容易にするための工夫が多く施されていた旨を報告している。竹村[7]は、KAM のボイラプレート化が発生する要因として、「被監査会社からのプレッシャーによる骨抜き」、「監査人の遠慮」、「監査人のライティングスキル (正確性を重視するあまり基準の文言を多用することを含む)」を挙げている。

次に、KAM における縦のボイラプレート化の計量的な調査について述べる。金融庁[1]は、2020 年 3 月期における KAM の早期適用会社のうち、早期適用後に監査人を交代した 1 社を除いた、47 社の上場会社を対象として、2020 年 3 月期と 2021 年 3 月期の KAM の類似度を算出した。類似度の尺度には、レーベンシュタイン距離を用いた。分析の結果、類似度が 75%以上の会社が 9 社 (全体の約 18%) あったことや、ある 2 つの監査法人の KAM は、類似度の平均値及び最大値が他の監査法人と比較して高い傾向があったことを述べている。あずさ監査法人[3]は、非上場会社 231 社を含む 2,552 社における、2021 年 3 月期と 2022 年 3 月期の KAM の類似度を算出した。類似度の尺度には、名詞の出現頻度のコサイン類似度を用いた。分析の結果、類似度が 70%未満の会社

は全体の約 17%に留まり、類似度が 95%以上の会社は全体の約 36%に及んだと述べている。

最後に、著者推定に関する研究を述べる。著者推定の手法として、読点による特徴量を用いた手法[8]、n-gram を用いた手法[9]、品詞情報の n-gram を用いた手法[10]、文節のパターンを用いた手法[11]が知られている。特に、トピックモデルによる著者推定に関する研究としては、ATM による小説の著者推定[12]や論文の著者推定[13]がある。

## 3. 監査上の主要な検討事項 (KAM)

本章では、KAM の概要として、KAM の構成、導入経緯、決定プロセスについて述べる。

### 3. 1. KAM の構成

有価証券報告書に添付される監査報告書には、「当期連結財務諸表に対する監査報告書」と「当期財務諸表に対する監査報告書」がある。本稿では、「当期連結財務諸表に対する監査報告書」の KAM を「連結 KAM」、「当期財務諸表に対する監査報告書」の KAM を「単体 KAM」と呼ぶ。

KAM は「タイトル」、「監査上の主要な検討事項の内容及び決定理由 (以下、内容及び決定理由)」、「監査上の対応」で構成されており、1 社につき複数個の KAM が記載されることもある。

KAM の例として、2022 年 3 月期の株式会社日本取引所グループの連結 KAM の内の 1 件を表 1 に示す。なお、2022 年 3 月期の同社は、連結 KAM を 2 件、単体 KAM を 1 件開示している。

### 3. 2. KAM の導入経緯

KAM は、2018 年 7 月 5 日に金融庁・企業会計審議会から公表された「監査基準の改訂に関する意見書」[14]を通じて導入が決定した。2020 年 3 月期の監査報告書において、KAM の早期適用が可能となり、48 社の上場会社が KAM を開示した。そして、2021 年 3 月期以降、全上場会社に対して KAM の記載が必須となった。

KAM の導入以前は、監査報告書の内容はどの上場会社もほぼ同じであったため、監査報告書を通じてどのような監査が行われていたかを分析することは困難だった。そこで、KAM の導入により、次のような効果が期待されている[15]。

- 監査の透明性や監査報告書の情報価値を高める。
- 財務諸表利用者 (投資家等) の監査や財務諸表への理解が深まり、経営者の重要な判断が含まれる領域を理解するのに役立つ。
- 財務諸表利用者と経営者や監査役等との間の対話が促進される。
- 監査人と監査役等、監査人と経営者との間の議論が深まり、リスクの共有が促進され、会社のリスクマネジメントの強化及びコーポレートガバナンスの強化につながる。

表1 連結KAMの例（2022年3月期の株式会社日本取引所グループの「当期連結財務諸表に対する監査報告書」より一部編集）

項目	内容
タイトル	1 収益認識に関するIT統制の評価
内容及び決定理由	<p>連結財務諸表注記「20. 営業収益」に記載されているとおり、当連結会計年度の取引関連収益は53,196百万円、清算関連収益は27,945百万円であり、連結損益計算書における営業収益の59.9%を占めている。</p> <p>これらの営業収益は、日々の膨大な現物・先物等取引がITシステムにより処理され、売買・取引代金、取引数量、想定元本額等に一定の料率を乗じて算定・計上されるため、ITシステムへの依存度が非常に高い。会社のITシステムは、テクノロジーの発達による取引手法の多様化・高度化や新商品の上場などに適切かつ機動的に対応し、レジリエンス向上を含めた市場利用者のニーズを実現していくため定期的に更改されており、当連結会計年度においてはデリバティブ売買システム「J-GATE」や国債清算システムのリプレースがなされている。</p> <p>（中略）</p> <p>以上より、当監査法人は当該事項を監査上の主要な検討事項に相当する事項に該当するものと判断した。</p>
監査上の対応	<p>当監査法人は、IT専門家と連携して、取引開始から営業収益の計上に至るまでのITシステムにおける一連のデータフロー、処理プロセス及び自動化された内部統制を理解し、ITシステム群の安定稼働のために構築された内部統制の有効性を評価した。それに加えて、営業収益の計上根拠証拠との突合を中心とした実証手続を実施した。主として実施した監査手続は以下のとおりである。</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>・ITシステム群のプログラム変更時における責任者の承認証跡の閲覧や、重要データ・ファイルへのアクセス権限付与・変更における責任者の承認やアクセス権限の定期的な点検証跡の閲覧等により全般統制の有効性を評価した。（後略）</li> </ul>

### 3. 3. KAMの決定プロセス

日本公認会計士協会の監査基準委員会の「独立監査人の監査報告書における監査上の主要な検討事項の報告」（以下、監基報701）[16]では、KAMは「当年度の財務諸表の監査において、監査人が職業的専門家として特に重要であると判断した事項をいう。監査人が監査役等とコミュニケーションを行った事項から選択される」と定義している。また、監基報701は、以下に述べる2段階のKAMの決定プロセスを示している。

1段階目のプロセスでは、監査人は、監査役等とコミュニケーションを行った事項の中から、以下の項目等を考慮して、「監査上特に注意を払った事項」を抽出する。

- (1) 特別な検討を必要とするリスク又は重要な虚偽表示リスクが高いと評価された領域
- (2) 経営者の重要な判断を伴う財務諸表の領域に関連する監査人の重要な判断
- (3) 当年度に発生した重要な事象又は取引が監査に与える影響

2段階目のプロセスでは、前述のプロセスで得た「監査上特に注意を払った事項」の中から、当年度の財務諸表の監査において、職業的専門家として特に重要だと判断した事項を抽出する。これによって最終的に得られた事項をKAMとして、監査人は監査報告書に記載することが求められている。

### 4. KAMのデータセット

本章では、本研究で作成したKAMのデータセット（以下、本データセット）の作成手法と統計情報について述べる。

#### 4. 1. データセットの作成手法

本研究では、監査法人単位でのKAMの類似性を検証するに当たって、連結KAMのテキストを集約したデータセットを新規に作成した。

本データセットの源泉となる文書は、2021年7月1日から2022年6月30日までに開示された、各上場会社の直近の有価証券報告書における「当期連結財務諸表に対する監査報告書」とした。当該期間はKAMが全上場会社に適用されて2年目の時期であり、監査法人においてもKAMに関するノウハウが蓄積され、各監査法人の傾向等が認められやすいと推察した。なお、監査報告書の収集に当たっては、EDINET API<sup>2</sup>を利用した。

これらの監査報告書を対象に、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」のそれぞれに相応するXBRLタグを参照して抽出することで、各上場会社のKAMを抽出した。複数のKAMが含まれている場合は、それぞれ分割して抽出した。KAMが記載されていない等の理由によりKAMが機械的に抽出できない場合は、本データセットから除外した。そして、得られたKAMのテキストに対して、NFKC正規化をはじめとする正規化処理を実施した。

<sup>2</sup> <https://disclosure.edinet-fsa.go.jp/EKW0EZ0015.html>

最後に、少数の上場会社しか監査していない監査法人を除外する目的で、大手監査法人又は準大手監査法人の KAM のみを抽出した。大手監査法人とは、「上場国内会社を概ね 100 社以上被監査会社として有し、かつ常勤の監査実施者が 1,000 名以上いる監査法人」を指し、準大手監査法人とは「大手監査法人に準ずる規模の監査法人」を指す[17]。この結果、本データセットに含まれる監査法人は、下記の 9 監査法人となった。

- 大手監査法人
  - 有限責任あずさ監査法人
  - 有限責任監査法人トーマツ
  - EY 新日本有限責任監査法人
  - PwC あらた有限責任監査法人
- 準大手監査法人
  - 仰星監査法人
  - 三優監査法人
  - 太陽有限責任監査法人
  - 東陽監査法人
  - PwC 京都監査法人

上記の手続きによって、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」のそれぞれに対して、「上場会社の銘柄コード、監査法人名、KAM の付番、テキスト」で構成されるデータセットを作成した。

#### 4. 2. データセットの統計情報

前節の手続きにより、「内容及び決定理由」及び「監査上の対応」のデータセットの件数はそれぞれ 3,713 件であり、上場会社数は 2,596 社、1 社当たりの KAM の平均個数は 1.31 件であった。本データセットにおける KAM の分布を表 2、本データセットにおけるテキストの統計情報を表 3 にそれぞれ示す。なお、単語数の算出に当たっては、MeCab[18]及び UniDic<sup>3</sup>を用いた。また、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」のテキストのそれぞれの単語数の分布を図 2 に示す。表 1 の例に示すとおり、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」は複数の文で構成されており、全体としては長文となっている。

#### 5. 実験 1 : ATM による監査法人単位の類似性の検証

ATM は、LDA において著者情報とトピックを関連付ける手法であり、文書に一人以上の著者がいる時に、文書中の各単語についてどの著者が書いたかを推定して割り当てる手法である。ATM を用いることで、著者がどのトピックに対して知識を有しているか推定することが可能となる。本章の実験では、KAM の著者を各監査法人として ATM を学習することで、監査法人同士の KAM の類似度を調査した。以下では、本実験に関する情報と実験結果及び考察を述べる。

表 2 本データセットにおける KAM の件数の分布

KAM の件数	上場会社数	割合
1 件	1,909	73.54%
2 件	589	22.69%
3 件	67	2.58%
4 件	30	1.16%
5 件	1	0.04%
全体	2,596	100.0%

表 3 本データセットの統計情報 (KAM : 3,713 件)

対象	項目	内容及び決定理由	監査上の対応
文字列長	平均値	677.69	536.95
	標準偏差	207.65	184.59
	最小値	170.00	48.00
	最大値	1873.00	2262.00
単語数	平均値	417.55	340.11
	標準偏差	125.90	114.88
	最小値	103.00	32.00
	最大値	1152.00	1272.00

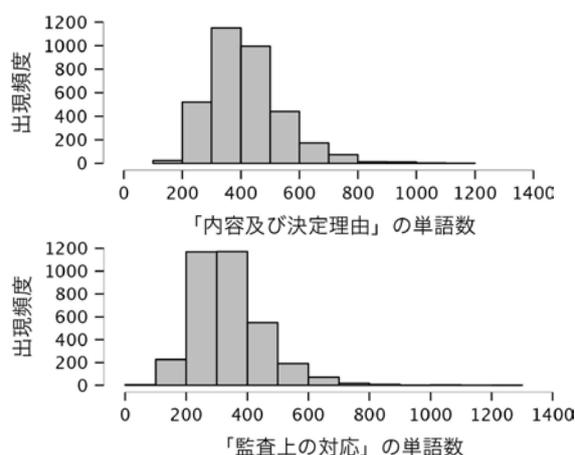


図 2 本データセットの単語数の分布 (上図：内容及び決定理由、下図：監査上の対応)

#### 5. 1. 実験環境

本実験では、本データセットに対して MeCab 及び UniDic による形態素解析を行い、名詞、動詞、形容詞、副詞を抽出して、Bag Of Words (以下、BoW) を作成した。そして、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」の各 BoW から ATM を学習し、各監査法人の著者トピックのベクトルを算出した。ATM の学習には Gensim<sup>4</sup>の Author-topic model モジュールを利用し、トピック数は 500、ディリクレ分布のパラメータである  $\alpha$  と  $\beta$  は 0.01 とした。そして、各監査法人の著者トピックのベクトルからコサイン類似度を算出した。

なお、ATM の学習時の乱数等の影響を考慮して、上記の手続きを 10 回繰り返して得たコサイン類似度の平均値を、監査法人間の類似度とした。

<sup>3</sup> <https://clrd.ninjal.ac.jp/unidic/>

<sup>4</sup> <https://radimrehurek.com/gensim/index.html>

表4 「内容及び決定理由」の著者トピックのベクトル（トピックのIDと確率）の例

A 法人		B 法人		C 法人		D 法人		E 法人		F 法人		G 法人		H 法人		I 法人	
ID	確率																
289	70%	51	37%	89	64%	89	61%	89	53%	89	66%	89	53%	89	53%	289	38%
89	19%	267	33%	51	36%	51	29%	51	47%	335	34%	289	25%	51	47%	51	33%
51	11%	89	30%			203	6%					51	22%			218	18%
						289	5%									146	10%

表5 「監査上の対応」の著者トピックのベクトル（トピックのIDと確率）の例

A 法人		B 法人		C 法人		D 法人		E 法人		F 法人		G 法人		H 法人		I 法人	
ID	確率																
238	77%	275	63%	150	67%	217	50%	217	62%	312	63%	217	39%	275	66%	150	60%
275	16%	57	37%	57	25%	150	28%	57	35%	150	20%	275	31%	312	33%	217	34%
217	7%			275	8%	57	22%	150	3%	275	10%	57	25%			275	6%
										57	8%	312	5%				

## 5. 2. 実験結果及び考察

本節では、ATMによる各監査法人の著者トピックの傾向について延べた後に、監査法人同士の著者トピックベクトルの類似度について述べる。

まず、本実験により得られる著者トピックのベクトルの傾向を把握するため、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」の著者トピックのベクトルの一例を元に分析を行った。この一例を表4及び表5に示す。なお、各監査法人の名称は、A法人からI法人のいずれかに匿名化を施した。なお、A法人からD法人は大手監査法人、E法人からI法人は準大手監査法人とした。

全体の傾向として、学習時のトピック数を500としたにもかかわらず、A法人からI法人で見られた「内容及び決定理由」のトピック数は8種類、「監査上の対応」のトピック数は6種類だった。この要因として、KAMには多様なトピックが含まれていると推察されるものの、各監査法人を特徴付けるトピックは少ないと考えられる。

複数の著者トピックのベクトルに含まれているトピックとして、「内容及び決定理由」には8種類中3種類、「監査上の対応」には6種類中5種類が挙げられる。これらのトピックにおける、確率が上位の単語の内訳を見ると、「内容及び決定理由」では、『連結』、『会計』、『会社』、『監査上の対応』では、『監査』、『評価』、『検討』、『経営』、『計画』といった、監査業務において普遍的な単語を中心に構成されていた。そのため、これらのトピックが、何らかの特徴を有するトピックであると解釈することは困難だった。この要因として、BoWを作成する時、単語の粒度が細かくなったことで、監査業務に特有な用語を抽出できなかったことが考えられる。

一方で、単一の著者トピックのベクトルに唯一含まれているトピックは、その内容が比較的解釈しやすい傾向があった。例として、「内容及び決定理由」でB法人にのみ含まれている、IDが267のトピックには、『システム』、『売上』、『計上』といった単語が出現しており、ソフトウェア

開発の勘定に関するトピックであると解釈できた。また、「監査上の対応」でA法人にのみ含まれている、IDが238のトピックには、『工事』、『原価』、『見積り』といった単語が出現しており、工事原価の見積りに関するトピックであると解釈できた。

次に、表6及び表7にて、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」の、各監査法人同士の著者トピックの類似度の一覧を示す。

全体的な傾向として、「内容及び決定理由」の方が、「監査上の対応」よりも類似度の高い組合せが多く、「内容及び決定理由」の平均類似度は57.88%、「監査上の対応」の平均類似度は53.46%だった。この理由として、特別な検討を必要とするリスクや経営者の重要な判断を伴う領域が監査法人間で似る傾向にあると推察できるものの、それに対する対応は監査人又は上場会社ごとに異なることが考えられる。

また、監査法人の規模に着目すると、「内容及び決定理由」のC-D法人間と「監査上の対応」のB-D法人間を除いて、大手監査法人同士では類似度が低い傾向があった。この理由として、大手監査法人では独自の監査メソドロジーや品質管理体制を設けることによって、他の大手監査法人とは異なる記載が行われていることが推察される。なお、準大手監査法人は、大手監査法人と比較すると、他の監査法人（大手監査法人及び準大手監査法人）との類似度が高い傾向があった。

以上を踏まえると、本実験の結果は以下のとおりである。

- KAMを対象にしてATMを適用する場合、BoWにおける単語の粒度を細かくすると、各トピックの解釈の可能性が限定的に留まる恐れがある。
- 全体的に、監査法人同士の類似度は、「内容及び決定理由」の方が「監査上の対応」よりも高い。
- 大手監査法人同士は、概ね類似度が低い。
- 準大手監査法人は、他の監査法人との類似度が高い。

表6 「内容及び決定理由」の著者トピックの類似度の一覧 (70%以上のセルを塗りつぶして強調)

	大手監査法人				準大手監査法人				
	A 法人	B 法人	C 法人	D 法人	E 法人	F 法人	G 法人	H 法人	I 法人
A 法人	—	46.74%	15.20%	33.69%	42.60%	78.82%	84.14%	48.62%	56.46%
B 法人	46.74%	—	30.98%	19.22%	18.92%	14.36%	30.48%	67.18%	34.47%
C 法人	15.20%	30.98%	—	79.88%	78.67%	50.70%	58.64%	75.59%	74.39%
D 法人	33.69%	19.22%	79.88%	—	73.74%	63.83%	68.09%	61.25%	70.93%
E 法人	42.60%	18.92%	78.67%	73.74%	—	72.89%	76.13%	60.32%	74.55%
F 法人	78.82%	14.36%	50.70%	63.83%	72.89%	—	97.58%	40.73%	73.46%
G 法人	84.14%	30.48%	58.64%	68.09%	76.13%	97.58%	—	59.01%	80.28%
H 法人	48.62%	67.18%	75.59%	61.25%	60.32%	40.73%	59.01%	—	71.26%
I 法人	56.46%	34.47%	74.39%	70.93%	74.55%	73.46%	80.28%	71.26%	—

表7 「監査上の対応」の著者トピックの類似度の一覧 (70%以上のセルを塗りつぶして強調)

	大手監査法人				準大手監査法人				
	A 法人	B 法人	C 法人	D 法人	E 法人	F 法人	G 法人	H 法人	I 法人
A 法人	—	51.88%	44.89%	66.61%	78.14%	77.21%	86.40%	91.08%	60.40%
B 法人	51.88%	—	37.16%	74.33%	57.18%	49.99%	24.65%	60.94%	9.70%
C 法人	44.89%	37.16%	—	19.60%	49.48%	43.25%	21.33%	52.73%	2.70%
D 法人	66.61%	74.33%	19.60%	—	39.69%	44.05%	72.51%	50.51%	72.27%
E 法人	78.14%	57.18%	49.48%	39.69%	—	97.88%	46.58%	85.37%	14.67%
F 法人	77.21%	49.99%	43.25%	44.05%	97.88%	—	54.21%	78.80%	27.23%
G 法人	86.40%	24.65%	21.33%	72.51%	46.58%	54.21%	—	61.48%	91.59%
H 法人	91.08%	60.94%	52.73%	50.51%	85.37%	78.80%	61.48%	—	28.28%
I 法人	60.40%	9.70%	2.70%	72.27%	14.67%	27.23%	91.59%	28.28%	—

## 6. 実験2：トピックモデルによる著者推定

前章の実験では、監査法人同士の類似性の検証を行っており、同一の監査法人における KAM の類似性は検証していない。そこで、本章では、本データセットを学習用データとテスト用データの2つに分割し、学習用データから監査法人を推定するモデルを学習し、当該モデルの推定精度を元に KAM の類似性を調査した。以下では、本実験に関する情報と実験結果及び考察を述べる。

### 6. 1. 実験環境

本実験で使用するモデルには、ATM、サポートベクターマシン (以下、SVM) [19]、ランダムフォレスト (以下、RF) [20] を使用した。

まず、ATM の学習には、前章の実験と同様に、Gensim の Author-topic model モジュールを利用し、トピック数は 500、 $\alpha$  と  $\beta$  は 0.01 とした。推定精度の測定には、まず、学習で得た ATM に対して、テスト用データを入力して著者トピックのベクトルを取得した。そして、各監査法人の著者トピックとの類似度を算出し、最も類似度の高い監査法人を推定先として分類した。類似度の尺度には、前章の実験と同様に、コサイン類似度を用いた。

また、SVM と RF の学習には、本データセットの BoW に対して TF-IDF[21] による重み付けを行い、特異値分解によって 200 次元に圧縮したデータセットを利用した[22]。

表8 各手法の推定精度一覧 (KAM : 3,713 件)

手法	内容及び決定理由	監査上の対応
著者トピックモデル(ATM)	25.29%	34.07%
サポートベクターマシン(SVM)	49.11%	58.86%
ランダムフォレスト(RF)	47.61%	54.79%

なお、本データセットの約 90% を学習用データ、残り約 10% をテスト用データとし、10 回の交差検証を通じて推定精度を確認した。このデータ分割に当たっては、同一の上場会社のテキストは、学習用データとテスト用データのどちらかのみに出現するように制御した。

### 6. 2. 実験結果及び考察

「内容及び決定理由」と「監査上の対応」のそれぞれについて、ATM, SVM, RF による著者推定の推定精度を表 8 に示す。

ATM による推定精度が低い要因として、前章の実験結果を踏まえると、「BoW の単語の粒度が適当ではないこと」や、「各監査法人には多様な監査人がいるにもかかわらず、各監査法人に対して単一の著者トピックベクトルを仮定していること」が想定される。後者の要因の解決手段として、各監査法人にて複数の著者トピックベクトルを仮定するために、監査法人に所属する監査人単位で ATM を学習することが挙げられる。

また、RF による推定先を見ると、学習用データが多い大手監査法人に偏っており、準大手監査

表9 「内容及び決定理由」の推定精度 (KAM : 3,713 件) (各入力元の監査法人のテキストに対して, 推定後の監査法人の割合を示す. 正しく推定できた割合のセルを塗りつぶして強調)

推定先 入力元	大手監査法人				準大手監査法人				
	A 法人	B 法人	C 法人	D 法人	E 法人	F 法人	G 法人	H 法人	I 法人
A 法人	60.12%	16.65%	3.95%	4.07%	8.26%	1.56%	1.80%	2.04%	1.56%
B 法人	19.46%	55.20%	4.90%	4.28%	7.83%	3.43%	2.33%	1.47%	1.10%
C 法人	9.67%	9.26%	73.57%	0.95%	2.45%	0.68%	1.36%	1.77%	0.27%
D 法人	21.09%	33.33%	4.08%	19.73%	9.52%	3.40%	4.76%	2.72%	1.36%
E 法人	23.30%	20.43%	4.66%	5.73%	39.78%	2.15%	1.79%	1.43%	0.72%
F 法人	19.51%	23.17%	8.54%	1.22%	10.98%	17.07%	10.98%	3.66%	4.88%
G 法人	22.78%	26.58%	7.59%	3.80%	11.39%	6.33%	15.19%	5.06%	1.27%
H 法人	34.78%	13.04%	17.39%	5.80%	7.25%	0.00%	10.14%	11.59%	0.00%
I 法人	20.00%	27.27%	1.82%	14.55%	9.09%	3.64%	7.27%	0.00%	16.36%

表10 「監査上の対応」の推定精度 (KAM : 3,713 件) (フォーマットは表9と同様)

推定先 入力元	大手監査法人				準大手監査法人				
	A 法人	B 法人	C 法人	D 法人	E 法人	F 法人	G 法人	H 法人	I 法人
A 法人	79.66%	9.44%	1.57%	1.45%	4.72%	1.33%	0.73%	0.85%	0.24%
B 法人	11.21%	65.26%	4.61%	4.11%	7.22%	1.87%	2.24%	1.49%	1.99%
C 法人	4.24%	8.62%	81.26%	0.55%	2.60%	0.27%	0.96%	0.82%	0.68%
D 法人	10.07%	36.69%	2.88%	28.78%	7.91%	4.32%	2.16%	2.16%	5.04%
E 法人	10.26%	17.58%	1.83%	3.66%	52.01%	5.13%	5.13%	2.56%	1.83%
F 法人	16.09%	26.44%	8.05%	4.60%	16.09%	18.39%	4.60%	5.75%	0.00%
G 法人	16.88%	23.38%	6.49%	9.09%	14.29%	5.19%	16.88%	6.49%	1.30%
H 法人	16.67%	21.21%	3.03%	7.58%	7.58%	7.58%	7.58%	19.70%	9.09%
I 法人	17.24%	29.31%	3.45%	17.24%	10.34%	1.72%	3.45%	1.72%	15.52%

法人に推定したデータはほぼ0件であった。これは、RFによるモデルが、データ量の偏りの影響を強く受けていることを示唆している。そのため、著者推定によるKAMの類似性の評価という観点では、RFは不適当だったと言える。

また、表8において、各手法の「内容及び決定理由」と「監査上の対応」を比較すると、「監査上の対応」の方が精度は高く、各監査法人の特色が出やすい傾向にあると言える。これは、「監査上の対応」の方が監査法人間の類似度が低いという前章の実験結果にも整合するものである。

次に、最も推定精度が高かったSVMによる推定結果の一覧を、表9及び表10に示す。なお、各監査法人の名称は、前章と同様である。

監査法人の規模に着目すると、D法人を除いた大手監査法人は、「内容及び決定理由」と「監査上の対応」の双方において、準大手監査法人よりも推定精度が高い傾向がある。従って、大手監査法人のKAMには、各監査法人に特有な記載が含まれており、結果として同一監査法人内のKAMには一定程度の類似性が認められると言える。この要因として、前章の実験結果と同様に、大手監査法人では、独自の監査メソッドロジーや品質管理体制によって、各監査法人に特有の記載が生じやすくなっていることが考えられる。また、被監査会社の業種等の偏りによる影響等もあり得るため、今後はこれらに関する分析が必要である。

大手監査法人の中でも、D法人は推定精度が顕著に低い傾向が見受けられた。前章の実験結果より、D法人と他の法人の類似度が高くはないことを踏まえると、D法人のKAMの記載内容は、同一監査法人内の類似性が低く、記載内容が多様であることが推察される。

準大手監査法人の誤った推定先として、大手監査法人が多い傾向が見受けられた。この理由として、準大手監査法人がKAMを作成する時、大手監査法人の事例を参照しているといった背景が推察される。あるいは、準大手監査法人もD法人と同様に、KAMの記載内容が多様化しており、学習用データの多い大手監査法人に推定先が偏ったという可能性もあるため、今後はより詳細な分析が必要である。

以上を踏まえると、本実験の結果は以下のとおりである。

- KAMを対象にしてATMを適用する場合、監査法人ごとに複数の著者トピックベクトルを仮定する方が、KAMの作成の実態にも即しており、KAMの類似性に関する洞察が得やすくなるものと考えられる。
- 「監査上の対応」の方が「内容及び決定理由」よりも推定精度は高く、各監査法人の特色が出やすい。
- 大手監査法人の方が、準大手監査法人よりも推定精度は高い。

## 7. おわりに

本研究では、監査法人単位での KAM の類似性の中、横のボーラプレート化に着目して、トピックモデルにより KAM の類似性を評価した。監査法人間の類似性を評価した実験では、「大手監査法人同士は、概ね類似度が低い」という示唆が得られた。また、著者推定による KAM の類似性を評価した実験では、「大手監査法人の推定精度は、準大手監査法人の推定精度よりも高い」という示唆が得られた。従って、監査法人単位の KAM の記載には、一定程度の類似性が認められる。

今後の課題としては、引き続き KAM の類似性に関する深い洞察を得るため、被監査会社の業種等による影響の調査や、効果的な BoW の作成のための監査用語辞書の作成、監査人単位での ATM の学習、BERT[23]を始めとするトピックモデル以外の手法の検討等が挙げられる。

## 謝辞

本研究において、株式会社東京証券取引所の信田裕介氏及び東京大学先端科学技術研究センターの田中久美子教授に有益なご助言を戴いた。ここに記して謝意を表する。

## 参考文献

- [1] 金融庁：監査上の主要な検討事項 (KAM) の特徴的な事例と記載のポイント。入手先 (<https://www.fsa.go.jp/news/r3/sonota/20220304-2/01.pdf>) , (参照 2022-11-01) (2022)。
- [2] 公益社団法人日本監査役協会会計委員会：監査上の主要な検討事項 (KAM) の強制適用初年度における検討プロセスに対する監査役等の関与について。入手先 ([https://www.kansa.or.jp/wp-content/uploads/2021/12/el001\\_211220a\\_2.pdf](https://www.kansa.or.jp/wp-content/uploads/2021/12/el001_211220a_2.pdf)) , (参照 2022-11-01) (2021)。
- [3] 監査の重要項目「KAM」, 企業4割で前例踏襲。日本経済新聞。2022-09-28。日経電子版。入手先 (<https://www.nikkei.com/article/DGKKZ064673390X20C22A9DTA000>) , (参照 2022-11-01) (2022)。
- [4] Blei, D. M., Ng, A. Y. and Jordan, M. I. : Latent Dirichlet Allocation, *Journal of Machine Learning Research* 3, pp. 993–1022 (2003)。
- [5] Rosen-Zvi, M., Griffiths, Steyvers, M. and Smyth, T. : The author-topic model for authors and documents UAI '04 Proceedings of the 20th conference on Uncertainty in artificial intelligence (2004)。
- [6] 後藤紳太郎：KAM の早期適用事例及び見積りの仮定についての開示から読み取れる我が国における開示に対する意識の変革について、現代監査, 2021 巻, 31 号, pp. 78–88 (2021)。
- [7] 竹村純也：リスクの粒度と KAM の情報価値, 日本監査学会第 42 回全国大会, pp. 51–56 (2019)。

- [8] 金明哲：読点と書き手の個性, 計量国語, 18 巻, 8 号, pp. 382–391 (1993)。
- [9] 松浦司, 金田康正：n-gram 分布を用いた近代日本語小説文の著者推定, 自然言語処理, 134 巻, 5 号, pp. 31–38 (1999)。
- [10] 金明哲：助詞分布における書き手の特徴に関する計量分析, 社会情報, 11 巻, 2 号, pp. 15–23 (2002)。
- [11] 金明哲：文節パターンに基づいた文章の書き手の識別, 行動計量学, 40 巻, 1 号, pp. 17–28 (2013)。
- [12] 白井匡人, 三浦孝夫：LDA を用いた著者推定, 第 3 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2011), F4-3 (2011)。
- [13] 桂井麻里衣, 大向一輝, 武田英明：大規模学術論文データベースにおける研究者のトピック推定と著者同定への応用, 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015), A5-2 (2015)。
- [14] 企業会計審議会：監査基準の改訂に関する意見書。入手先 (<https://www.fsa.go.jp/news/r2/sonota/20201111/01.pdf>) , (参照 2022-11-01) (2020)。
- [15] 日本公認会計士協会監査基準委員会：監査報告書に係る Q & A。監査基準委員会研究報告第 6 号。入手先 ([https://jicpa.or.jp/specialized\\_field/files/2-24-1-2b-20210625.pdf](https://jicpa.or.jp/specialized_field/files/2-24-1-2b-20210625.pdf)) , (参照 2022-11-01) (2021)。
- [16] 日本公認会計士協会監査基準委員会：独立監査人の監査報告書における監査上の主要な検討事項の報告。監査基準委員会報告書 701。入手先 ([https://jicpa.or.jp/specialized\\_field/2-24-701-2-20191009.pdf](https://jicpa.or.jp/specialized_field/2-24-701-2-20191009.pdf)) , (参照 2022-11-01) (2019)。
- [17] 公認会計士・監査審査会：令和 4 年版モニタリングレポート。入手先 ([https://www.fsa.go.jp/cpaob/shinsakensa/kouhyou/20220715/2022\\_monitoring\\_report.pdf](https://www.fsa.go.jp/cpaob/shinsakensa/kouhyou/20220715/2022_monitoring_report.pdf)) , (参照 2022-11-01) (2022)。
- [18] Kudo, T. : MeCab : Yet another part-of-speech and morphological analyzer。入手先 (<http://mecab.sourceforge.net/>) , (参照 2022-11-01)。
- [19] V. Vapnik and A. Lerner : Pattern recognition using generalized portrait method. *Automation and Remote Control*, 24 (1963)。
- [20] Breiman, Leo : Random Forests, *Machine Learning*, Vol.45, No.1, pp.5–32 (2001)。
- [21] Juan Ramos : Using tf-idf to determine word relevance in document queries. In *Proceedings of the first instructional conference on machine learning*, Vol. 242, pp. 29–48. Citeseer (2003)。
- [22] S. Deerwester, S. T. Dumais, G. W. Furnas, T. K. Landauer, and R. Harshman : Indexing by latent semantic analysis, *Journal of the American Society for Information Science*, Vol. 41, no. 6, p. 391–407 (1990)。
- [23] J Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova : BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, *Proc. of NAACLHLT 2019*, pp. 4171–4186 (2019)。