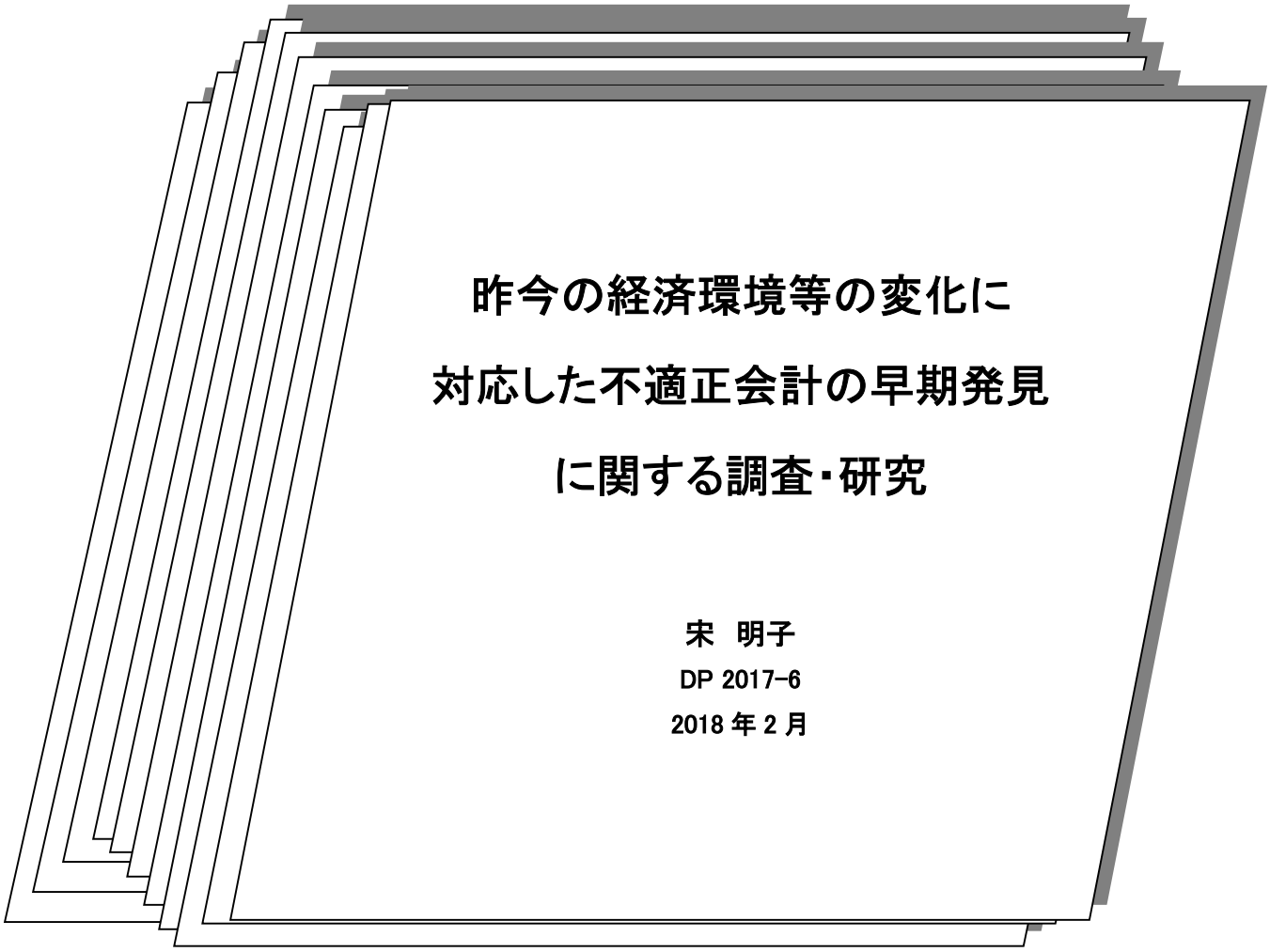
FSA Institute
Discussion Paper Series



昨今の経済環境等の変化に
対応した不適正会計の早期発見
に関する調査・研究

宋　明子

DP 2017-6
2018 年 2 月

金融庁金融研究センター
Financial Research Center (FSA Institute)
Financial Services Agency
Government of Japan

金融庁金融研究センターが刊行している論文等はホームページからダウンロードできます。
http://www.fsa.go.jp/frtc/index.html

本ディスカッションペーパーの内容や意見は、全て執筆者の個人的見解であり、金融庁あるいは金融研究センターの公式見解を示すものではありません。

＜金融庁金融研究センター　ディスカッションペーパーDP2017-6 （2018 年 2 月）＞

昨今の経済環境等の変化に対応した
不適正会計の早期発見に関する調査・研究

宋　明子*

概　　要

本研究は大きく二つに分けられる。一つは不適正会計の早期発見に関わる先行研究に関するレビュー、もう一つは先行研究の分析結果を踏まえた不適正会計の早期発見のためのモデル構築に対する提言である。

先行研究に関するレビューにおいては、昨今の経済環境等の変化を踏まえて、不適正会計の早期発見に関する国内外の研究成果を取りまとめた。調査に当たっては様々な不正の中から、有価証券報告書に対する虚偽記載をターゲットとして、財務情報及びコーポレートガバナンス情報を用いて不正会計を予測するための先行研究について分析結果をまとめた。分析結果をまとめる際には数多い先行研究の中から多くの論文に引用されている代表的な先行研究を中心に概要を取りまとめた。財務諸表からの定量情報を用いて不正会計を予測するための海外の代表的な先行研究として Beneish（1999a）の M-Score 及び Dechow et al.（2011）の F-Score についてモデルの概要をまとめたほか、日本のデータを用いた先行研究として Song et al.（2016）のモデルについて概要を取りまとめた。またコーポレートガバナンス情報を用いて不正会計を予測するための海外の先行研究については、日本のコーポレートガバナンス情報より分析可能ないくつかの先行研究についてレビューを実施した。さらにコーポレートガバナンス情報と不正会計の関係については先行研究のレビューだけではなく、コーポレートガバナンス情報、役員情報、関連会社情報、大株主情報等のコーポレートガバナンス情報を用いた実証分析も実施した。その結果から不正会計の予測に有効ないくつかのコーポレートガバナンス指標を発見することができた。

不適正会計の早期発見のためのモデル構築に対する提言について、先行研究の中から不正会計の予測に有効とされる様々な定量情報やコーポレートガバナンス情報を検討した上でモデル構築の提言を行った。今回の研究では有効性が確認されたいくつかのコーポレートガバナンス指標についてモデルへの採用も提言している。

キーワード：不正会計、予測モデル、コーポレートガバナンス

---

* 株式会社金融工学研究所　主任研究員（金融庁金融研究センター特別研究員）。本稿の執筆に当たっては、東京大学大学院経済学研究科の首藤昭信准教授、証券取引等監視委員会事務局開示検査課の皆様、アジア開発銀行研究所所長兼慶應義塾大学の吉野直行名誉教授から貴重なコメントをいただいた。ここに記して感謝申し上げたい。なお、本稿の内容や意見は、全て執筆者の個人的見解であり、金融庁あるいは金融研究センターの公式見解を示すものではない。

１．はじめに

金融不正は、金融業界と日常生活の双方に幅広い影響を及ぼす問題である。不正は、業界の信頼を低下させ、国民経済の健全な発展を阻害するとともに、人々の生活にまで影響を及ぼす可能性がある。

東芝に代表される近年の不正会計問題により、会計情報の信頼性が大きく損なわれている。米国でもエンロンやワールド･コムといった大企業による不正会計の発覚は社会的問題となり、SOX 法の制定や内部統制実務の強化をもたらした。日本においても証券市場への信頼を害する違法行為または公認会計士・監査法人による虚偽証明に対して、行政として適切な対応を行う観点から、規制の実効性確保のための新たな手段として、平成 17 年 4 月（公認会計士法については 20 年 4 月）から、行政上の措置として違反者に対して金銭的負担を課す課徴金制度を導入している。有価証券報告書等への虚偽記載も課徴金制度の対象となる。しかし課徴金制度が導入されているにもかかわらず不正会計案件は過去から現在まで絶えることなく事案が生じており、今後も不正会計が発生するリスクは常に存在する。

このような環境の中で不正会計を早期に発見し、適切な対応を行うことで不正会計による様々な影響を最小限に止めることは極めて重要である。不正会計の影響を勘案して様々な先行研究では不正会計が発生するメカニズムや経済的影響の解明に取り組んでいる。そのような研究の一つに、一般に公表されている会計情報を利用して、不正会計を事前に予測することを試みる研究がある。企業財務の分析を通じて企業の倒産を予測する研究は古くから行われてきたが、それと同様に不正会計においても企業の財務特徴を把握することで不正会計を予測する研究が進められている。

本稿では有価証券報告書に対する虚偽記載をターゲットに、不正会計を事前に予測するためのモデル構築について海外及び国内の先行研究をレビューすることを目的とする。レビューを実施するに当たり、先行研究を大きく二種類に分類している。一つは、財務情報を用いて不正会計を予測する定量アプローチによる研究、もう一つは、コーポレートガバナンス情報や監査法人情報と不正会計または修正再表示の関係を分析した定性アプローチによる研究である。

財務情報を用いて不正会計を事前に予測するためのモデル構築は古くから行われており、モデルの構築手法も様々である。本稿ではプロビットモデル（二値データを分類する統計的方法の一つであり、誤差項に正規分布を仮定して 0 から 1 の間の予測確率を計算する）やロジットモデル（プロビットモデルと同様に二値データを分類する統計的方法の一つであるが、誤差項にロジスティック分布を仮定するのがプロビットモデルとの違いである。誤差項の分布には違いがあるものの非常に似通った推定結果が得られる場合が多い）のような統計モデル及び機械学習のアルゴリズムを用いた国内外のいくつかの代表的な先行研究についてレビューを行う。その一つに不正会計と会計情報の関係を分析した先駆的な研究である Beneish（1999a）がある。Beneish（1999a）は、財務諸表から計算可能な八つの財務指標に着目し、これらを説明変数と

するプロビットモデルを推計することで、不正会計を判別するためのモデルを提示している。また Dechow et al.（2011）は、財務諸表の数値を中心とする会計情報と不正会計の関連を包括的に調査し、不正会計の予測モデルを構築した近年の代表的な研究である。Dechow et al.（2011）は、不正会計の発生に影響を与える要因として、会計発生高の質、パフォーマンス、非財務情報、オフ・バランス・シート及び市場に関連する指標に注目し、合計で 28 個の指標を分析に利用している。その結果不正会計企業の特徴の解明と説明力の高い予測モデルの提示に成功している。Perols（2011）及び West and Bhattacharya（2016）はプロビットモデルやロジットモデルのような統計モデル以外のいくつかの機械学習の手法を用いて不正会計を予測するためのモデルを提示し、従来の統計モデルとの比較検証を実施している。さらに Perols（2017）では、不正会計を予測するモデルの構築において非不正会計サンプルに比べて不正会計サンプルが極端に少ない場合の対処方法を提案している。日本国内における不正会計を予測するための先行研究に Song et al.（2016）がある。Song et al.（2016）では、日本のデータを用いて Dechow et al.（2011）が提示した分析手順と分析指標を利用しながら、会計利益の質に関する裁量的発生高の指標、現実の取引やキャッシュ・フローのマネジメントを通じた実体的裁量行動の指標、利益の質の重要な要素となっている保守主義の程度を表す会計保守主義スコア、日本企業特有の要因を考慮した指標等を追加して、様々な視点から不正会計の要因を分析することで、先行研究に比べて精度の高い不正会計予測モデルを提示している。

コーポレートガバナンス情報と不正会計、コーポレートガバナンス情報と修正再表示の関係については様々な先行研究の中から、日本のデータを用いて実証分析可能ないくつかの先行研究を中心にレビューを実施する。コーポレートガバナンス情報と不正会計の関係については先行研究のレビューだけではなく、日本経済新聞社が提供する様々なコーポレートガバナンス情報を用いて実証分析も実施している。その結果いくつかのコーポレートガバナンス指標は不正会計の予測に有効であることが検証されている。

本稿の構成は以下のとおりである。第 2 節では財務情報を用いて不正会計を事前に予測するためのモデル構築における国内外の先行研究についてレビューを行う。続いて第 3 節ではコーポレートガバナンス情報と不正会計または修正再表示との関係について先行研究の分析結果をまとめると同時に、日本のデータを用いて不正会計を予測するモデルを構築する際のコーポレートガバナンス情報の有用性について分析した結果を示す。最後に第 4 節では全体のまとめ及び今後の課題について言及する。

２． 不正会計と財務情報

２．１　海外の先行研究

金融不正を予測するためのモデルの構築は古くから行われている。不正のタイプ（例えば、

クレジットカードの不正、財務諸表の不正、有価証券の不正等）によって構築するモデルのタイプも異なる（例えば、統計モデル、テキストマイニング、自己組織化マップ、ニューラルネットワーク等）が、本稿では財務諸表における不正会計の予測をターゲットとして、決算書の定量情報を用いて不正会計を予測するためのモデルの構築について、表 1 の代表的な海外の先行研究の分析結果をまとめる。

表 1　海外の先行研究一覧

公表年月	著者	タイトル	主な内容
1999	Beneish, M. D.	The Detection of Earnings Manipulation	プロビットモデルを用いて不正会計を予測するモデルを構築
2011	Dechow, P. M., Ge, W., Larson, C. R. and Sloan, R.S.	Predicting Material Accounting Misstatements	ロジットモデルを用いて不正会計を予測するモデルを構築
2011	Perols, J. L.	Financial statement fraud detection: An analysis of statistical and machine learning algorithms	統計モデル及び機械学習のアルゴリズムを含む計6種類の分析手法を用いて不正会計を予測するモデルを構築し、モデルのパフォーマンスを比較
2016	West, J. and Bhattacharya, M.	Intelligent Financial Fraud Detection: A Comprehensive Review	様々なタイプの不正（クレジットカード、保険、財務諸表等計4タイプ）の予測における分析手法（統計モデル、機械学習モデル、テキストマイニング等計12種類）について特徴及び先行研究の結果をレビュー
2017	Perols, J. L., Bowen, R. M., Zimmermann, C. and Samba, B.	Finding Needles in a Haystack: Using Data Analytics to Improve Fraud Prediction	非不正会計サンプルに比べて不正会計サンプルの割合が極端に小さい時の対処方法について提案

具体的には、多くの先行研究に参照されている Beneish（1999a）の M-Score 及び Dechow et al.（2011）の F-Score についてモデル詳細をとりまとめる。その次に近年注目を浴びている機械学習のアルゴリズムを不正会計を予測するためのモデル構築に反映した Perols（2011）、West and Bhattacharya（2015）及び Perols（2017）についてレビューを行う。

２．１．１ Beneish（1999a）

不正会計と会計情報の関係を分析した先駆的な研究の一つに Beneish（1999a）がある。Beneish（1999a）は、財務諸表から計算可能な八つの財務指標に着目し、これらを説明変数とするプロビットモデルを推計することで、不正会計を判別するための予測モデルを提示している。

Beneish（1999a）は、1982 年から 1992 年までの期間において、粉飾等で米国 AAER[1)] に公表

1) 米国の先行研究において不正会計企業を特定する際には、米国証券取引委員会（SEC）が会計や監査に関連

された企業（以降 AAER 企業と呼称）74 企業を不正会計企業として特定し、産業と年度でコントロールした 2,332 企業を非不正会計企業として対応させている。そして八つの財務指標を説明変数とするプロビットモデルを推計することで、不正会計を判別するためのモデルを提示している。モデルの説明変数は以下の八つの変数である。なお、算式中の添え字の t は年度を意味する。

① *Days Sales in Receivables Index*（*DSRI*）:「売上高／売掛債権」(t) ／「売上高／売掛債権」(t-1)
⇒DSRI の急激な増加は過剰な収益認識の前倒しや架空売上計上等の可能性が高まるとの意味合いでモデルに採用されており、指標値が大きいほど不正会計が生じる可能性が高いと考えられる。

② *Gross Margin Index*（*GMI*）:「(売上高－売上原価）／売上高」(t-1) ／「(売上高－売上原価）／売上高」(t)
⇒GMI が大きい時、利益率が低下しており、利益調整のインセンティブがあることを評価するために導入された指標である。指標値が大きいほど不正会計が生じる可能性が高いと考えられる。

③ *Asset Quality Index*（*AQI*）:「1－（流動資産＋償却対象有形固定資産）／総資産」(t) ／「1－（流動資産＋償却対象有形固定資産）／総資産」(t-1)
⇒AQIは総資産に占める将来の収益につながる可能性のある資産以外の資産の比率が増えるほど将来の収益が不確実になると仮定して導入された指標であり、指標値が大きいほど不正会計が生じる可能性が高いと考えられる。

④ *Sales Growth Index*（*SGI*）: 売上高（t）／売上高（t-1）
⇒SGI は売上高が成長することが不正会計に直結するわけではないが、成長企業には不正会計を行うインセンティブがあるとの先行研究の分析成果に依拠して導入された指標であり、指標値が大きいほど不正会計が生じる可能性が高いと考えられる。

⑤ *Depreciation Index*（*DEPI*）:「減価償却費／（減価償却費＋償却対象有形固定資産)」(t-1) ／「減価償却費／（減価償却費＋償却対象有形固定資産)」(t)
⇒DEPI は減価償却の割合を示しているが、この値が 1 以上の場合減価償却のスピードが落ちていることを示している。これは資産の耐用年数を見直す等を行った可能性が高いことを示しており、結果として利益増加につながる可能性を評価するための指標として導入されている。指標値が大きいほど不正会計が生じる可能性が高いと考えられる。

⑥ *SGA Index*（*SGAI*）:「販管費／売上高」(t) ／「販管費／売上高」(t-1)
⇒SGAI が大きいほど販管費率が増加傾向にあることを示しており、利益調整を行う可能

した証券法違反として摘発・処罰した企業を利用することが多い。そのような情報の詳細は「会計と監査に関する執行措置通牒」（Accounting and Auditing Enforcement Release: AAER）に公表される。

性が高まることを表している。この指標が不正会計の発生と正の相関があるとの仮定に依拠して導入された指標である。

⑦ *Leverage Index*（*LVGI*）:「負債総額／総資産」(t) ／「負債総額／総資産」(t-1)
⇒*LVGI* が 1 以上であると負債に対する依存度が高まっていることを示し、「債務者契約仮説[2)]」におけるコベナンツがあると不正会計の発生可能性が高まるとの仮定に対応して導入された指標である。

⑧ *Accruals to total asset*（*TATA*）:「会計発生高／総資産」(t)
⇒TATA と不正会計の発生には正の相関があるとの仮定に依拠して導入された指標である。

上記八つの指標を利用して M-Score は以下の通り計算される。

$$M\text{-}Score = -4.84 + 0.920 \times DSRI + 0.528 \times GMI + 0.404 \times AQI + 0.892 \times SGI + 0.115 \times DEPI - 0.172 \times SGAI + 4.679 \times TATA - 0.327 \times LVGI$$

M-Score は、M-Score が高いほど不正会計を実施する可能性が高い企業として判別するために用いられる。M-Score＞－1.78 が不正会計を実施する可能性が高い企業を判別するための一つの目安数値[3)] として示されている。なお Beneish（1999a）では、これらの指標のうち想定されている符号条件を満たしており、また統計的に有意な指標は、DSRI、GMI、AQI、SGI、TATA の 5 指標であると報告している。

また Lee et al.（1999）は、AAER と *The Walt Street Journal Index* を利用して、56 企業を不正会計企業として識別している。彼らは発生主義会計の測定プロセスで生じる利益と営業キャッシュ・フローの差額である会計発生高が他の要因をコントロールしても不正会計を見抜くのに有用であると結論付けている。さらに Ettredge et al.（2008）は、169 の AAER 企業とコントロール・サンプルを比較することで、繰延税金費用が不正会計の発見に追加的な説明力を有することを例証している。同様に、Brazel et al.（2009）は特許数や従業員数といった非財務情報（nonfinancial measure）が不正会計を予測できるかを調査している。50 の AAER 企業に注目して、非財務情報は不正会計の予測に有益であることを示している。また日本企業を分析した貴重な先行研究として奥村（2014）がある。奥村（2014）では日本において修正再表示を行った企業を対象として、複数のジョーンズモデルで測定した裁量的発生高との関連を調査し、両者に有意な関連性を見出している。

---

2) 借入や社債に関連した財務制限条項に抵触する可能性がある場合、コベナンツへの抵触を回避するために利益調整・操作によって抵触を回避する行動をとる可能性があるとの仮説である。

3) カットオフ値については、誤分類の予想コスト（ECM：Expected Costs of Misclassification）を用いて相対的に評価している。ECM は非不正会計企業を不正会計企業と誤って分類する第一種の過誤と不正会計企業を非不正会計企業と誤って分類する第二種の過誤によって表現される。カットオフ値-1.78 は、第一種の過誤と第二種の過誤の比が 20：1 と 30：1 となるスコアである。

２．１．２ Dechow et al.（2011）

Dechow et al.（2011）は、財務諸表の数値を中心とする会計情報と不正会計の関連を包括的に調査し、不正会計の予測モデルを構築した近年の代表的な研究である。Dechow et al.（2011）は、不正会計の発生に影響を与える要因として、会計発生高の質、パフォーマンス、非財務情報、オフ・バランス・シート及び市場に関連する変数に注目し、合計で 28 指標を分析に利用している。その結果不正会計企業の特徴の解明と説明力の高い予測モデルの提示に成功している。

Dechow et al.（2011）は、1982 年から 2005 年までの期間における 494 の AAER 企業及び 132,967 の非不正会計企業を用いてロジットモデルを推計することで不正会計企業を予測するためのモデルを構築している。Dechow et al.（2011）では、財務諸表から計算できる指標を説明変数としたモデル 1、財務諸表・非財務情報・オフバランスシートから計算できる指標を説明変数としたモデル 2、財務諸表・非財務情報・オフバランスシート・市場情報から計算できる指標を説明変数としたモデル 3、計三つのモデルを構築している。ここではそれぞれのモデルの説明変数について詳細を記載する。なお、ここで Δ は当期と前期の差分を表し、添え字の t は年度を意味する。

【モデル 1 の説明変数：以下の 7 変数】

① *RSST_Accruals*（*rsst_acc*）：Richardson et al.（2005）の定義式に基づく Accruals／総資産
⇒rsst_acc と不正会計の間には正の相関があるとの仮定に依拠して導入された指標である。

② *Changes in receivables*（*ch_rec*）：「Δ 売掛債権／総資産期中平均」（t）
⇒Accruals の主要な要因の一つである売掛債権の変化を評価するための指標である。売掛債権は、経営者の裁量が大きい項目であり（Richardson et al., 2005）、指標値が大きいほど不正会計が生じる可能性が高いと考えられる。

③ *Change in inventory*（*ch_inv*）：「Δ 棚卸資産／総資産期中平均」（t）
⇒Accruals の主要な要因の一つである棚卸資産の変化を評価するために採用された指標である。棚卸資産も経営者の裁量が大きい項目であり、不正会計とは正の相関が想定される。

④ *%Soft assets*（*soft_assets*）：「（総資産－償却対象有形固定資産－現預金）／総資産」（t）
⇒営業用資産が多いほど会計上の自由度が高まることから利益調整が発生しやすいという Barton and Simko（2002）の分析結果に依拠して導入された指標である。soft_assets の値が大きな企業は、短期の利益目標を達成するための高い融通性を有していると仮定し、ソフト資産比率と不正会計の発生は正の関連を有すると仮定する。

⑤ *Change in cash sales*（*ch_cs*）：「売上高－Δ 売掛債権」（t）
⇒Accruals には影響がない現金販売の部分の増減を評価するために採用された指標である。ch_cs が悪化した場合、会計発生高を利用して利益を嵩上げすることが予想される。

⑥ *Change in return on assets*（*ch_roa*）:「当期利益／期中平均総資産」(t) －「当期利益／期中平均総資産」(t-1)

⇒いわゆる ROA の増加を評価する指標であり、利益の成長性を意識する経営者にとって重要な変数となる（Graham et al., 2005）。利益が成長している企業には利益調整を行う企業が多いとの先行研究に依拠して導入された指標である。

⑦ *Actual issuance*（*issue*）: 対象会計期間に新規の社債または株式を発行した場合は 1、それ以外は 0 となる指標

⇒不正会計を行うインセンティブの一つは、高い株価を維持することである（Dechow et al., 2011）。Issue は資金調達コストを抑えるために高い株価を維持したいという動機を表す指標としてモデルに導入されている。

【モデル 2 の説明変数：モデル 1 の説明変数＋以下の 2 変数】

① *Abnormal change in employees*（*ch_emp*）:（期末従業員数／前期末従業員数－1）－（総資産／前期総資産－1）

⇒業績悪化を隠そうと思っている経営者は、当期純利益を増加させるために従業員を解雇するかもしれない（Brazel et al., 2009）。従業員の変化率はこのような動機を反映した指標であり、不正会計と負の相関を想定している。

② *Existence if operating leases*（*leasedum*）: オペレーティング・リース未経過リース料＞0 なら 1、それ以外は 0 となる指標

⇒オペレーティング・リースの利用は、ファイナンス・リースと比較して、リース期間の初期段階において費用を低く抑えることができる。そのため、財務諸表の粉飾を意識している経営者は、相対的に多くのオペレーティング・リースを利用している可能性があるとの意味合いで導入された指標である。

【モデル 3 の説明変数：モデル 2 の説明変数＋以下の 2 変数】

① *Market-adjusted stock return*（*ret(t)*）:（当期末時価総額－前期末時価総額）／前期末時価総額－（当期末 TOPIX－前期末 TOPIX）／前期末 TOPIX

⇒経営者が株価を意識するもう一つの動機は、株価指標に連動する経営者の報酬である。さらに株価の下落は経営者の解雇をもたらす可能性もある。経営者は、市場調整済みリターンといった株価にもとづく業績指標を意識し、不正会計により利益を嵩上げするインセンティブを有する可能性があるためモデルに導入された指標である。

② *Lagged market-adjusted stock return*（*ret(t-1)*）: Market-adjusted stock return の前期の値

⇒上記①の指標と同様な意味合いで導入された指標である。

モデル 1 の F-Score1 は、七つの説明変数を利用して以下の通り計算される。

$$Predicted\ value1 = -7.893 + 0.790 \times rsst_acc + 2.518 \times ch_rec + 1.191 \times ch_inv + 1.979 \times soft_assets + 0.171 \times ch_cs - 0.932 \times ch_roa + 1.029 \times issue$$

$$F\text{-}Score1 = exp(-Predicted\ value1) / [1+exp(-Predicted\ value1)] / 0.0037$$

モデル 2 の F-Score2 は、九つの説明変数を利用して以下の通り計算される。

$$Predicted\ value2 = -8.252 + 0.665 \times rsst_acc + 2.457 \times ch_rec + 1.393 \times ch_inv + 2.011 \times soft_assets + 0.159 \times ch_cs - 1.029 \times ch_roa + 0.983 \times issue - 0.150 \times ch_emp + 0.419 \times leasedum$$

$$F\text{-}Score2 = exp(-Predicted\ value2) / [1+exp(-Predicted\ value2)] / 0.0037$$

モデル 3 の F-Score3 は、11 個の説明変数を利用して以下の通り計算される。

$$Predicted\ value3 = -7.966 + 0.909 \times rsst_acc + 1.731 \times ch_rec + 1.447 \times ch_inv + 2.265 \times soft_assets + 0.160 \times ch_cs - 1.455 \times ch_roa + 0.651 \times issue - 0.121 \times ch_emp + 0.345 \times leasedum + 0.082 \times ret(t) + 0.098 \times ret(t\text{-}1)$$

$$F\text{-}Score3 = exp(-Predicted\ value3) / [1+exp(-Predicted\ value3)] / 0.0040$$

F-Score は、当該企業が不正会計を実施する確率と無条件の確率[4] との比として示している。すなわち、F-Score が 2 である企業は、不正会計を実施する確率が平均値の 2 倍であることを示している。Dechow et al.（2011）は F-Score＞2.45 を不正会計リスクの高い企業を判別する目安数値（カットオフ）[5] として示している。

２．１．３ Perols（2011）

Perols（2011）は、統計モデル及び機械学習のアルゴリズムを含む計 6 種類の分析手法を用いて不正会計を予測するモデルを構築し、モデルのパフォーマンス比較を行っている。結果的にロジットモデル及びサポートベクトルマシーン（サポートベクトルマシーンの概要については

[4] 無条件の確率は、母集団全体における不正会計企業の割合を示しており、モデル 1 では 0.0037（＝不正会計企業 494／（非不正会計企業 132,967＋不正会計企業 494））、モデル 2 では 0.0037（＝不正会計企業 449／（非不正会計企業 122,366＋不正会計企業 449））、モデル 3 では 0.0040（＝不正会計企業 354／（非不正会計企業 88,032＋不正会計企業 354））となっている。

[5] カットオフ値については、非不正会計企業を不正会計企業と誤って分類する第一種の過誤と不正会計企業を非不正会計企業と誤って分類する第二種の過誤を F-Score 別に傾向を観察して決めている。F-Score が大きくなるほど第一種の過誤は小さくなり、第二種の過誤は大きくなることが確認されている中で、カットオフ値 2.54 は、第一種の過誤が 5%、第二種の過誤が 81.2%となるスコアである。

表 2 を参照）の方が他の手法[6] に比べてパフォーマンスが良いことを示している。

Perols（2011）は、1998 年から 2005 年までの期間における 51 の AAER 企業及び 15,934 の非不正会計企業を用いて 6 種類の不正会計を予測するモデルを構築し、モデルのパフォーマンスを比較している。説明変数として 42 指標を分析に用いているが、その中で以下の六つの説明変数が異なるアルゴリズムに一貫して採用されることを示している。なお、ここで Δ は当期と前期の差分を表し、添え字の t は年度を意味する。

① *Auditor turnover*：監査報酬
⇒監査リスクが高いほど監査報酬も高くなっているとの先行研究の仮定に依拠して導入された指標である。

② *Total discretionary accruals*：（経常利益－営業活動キャッシュ・フロー）／総資産（t-1）－非裁量的発生高「1／総資産（t-1）＋（Δ 売上高－Δ 売掛金）／総資産（t-1）＋Δ 営業活動キャッシュ・フロー／総資産（t-1）＋償却対象有形固定資産／総資産（t-1）」
⇒裁量的発生高と不正会計の発生には正の相関があるとの先行研究の仮定に依拠して導入された指標である（Perols and Lougee, 2009）。

③ *Big 4 auditor*：0＜監査意見＜9 なら 1、それ以外は 0
⇒財務諸表の表示が適正である旨の監査人の意見は、全体として重要な虚偽の表示がないということについて、合理的な保証を得たとの監査人の判断を含んでいるため、適正意見以外の監査意見は不正会計の発生と正の相関があるとの意味合いで導入された指標である（Fanning and Cogger, 1998）。

④ *Accounts receivable*：売掛金
⇒売上高の過大表示や利益の水増し等で膨らんだ部分を貸借対照表の売掛金に反映する不正会計の最も一般的な手口を反映した指標であり、不正会計と正の相関が想定される（Green and Choi,1997、Lin et al., 2003）。

⑤ *Meeting or beating analyst forecasts*：EPS－アナリストの予想＞＝0 なら 1、それ以外は 0
⇒不正会計・利益調整の発生要因の一つであるアナリストの利益予想を上回る利益ベンチマーク達成仮説より導入された指標である（Perols and Lougee, 2009）。

⑥ *Unexpected employee productivity*：企業別「Δ（売上高／従業員数）／（売上高（t-1）／従業員数（t-1））」－業種別「Δ（売上高／従業員数）／（売上高（t-1）／従業員数（t-1））」
⇒不正会計で最も操作しやすい売上高を比較的に操作しにくい従業員数で割ることで、企業の労働生産力を評価する。異常な労働生産力をもっている企業は不正会計を行う可能性が高いとの仮説に基づいて導入された指標である（Perols and Lougee, 2009）。

Perols（2011）では、各々のモデルにおけるパラメータは開示せず、モデルのパフォーマンス

6) 具体的には、Artificial neural network、Bagging、C4.5、Stacking の四つの手法である。

評価指標である ERC（Estimated Relative Costs of misclassification）の最小値・中央値・最大値・平均値をモデル別に比較することで、ロジットモデル及びサポートベクトルマシーンが他の手法に比べてパフォーマンスが良いとの結論を導いている。

２．１．４ West and Bhattacharya（2016）

West and Bhattacharya（2016）は、異なるタイプの不正を識別するための様々なデータマイニング手法について先行研究の分析結果を用いて包括的にレビューしている。主に 2004 年から 2014 年までの 50 前後の先行研究（CI（Computational intelligence）ベースのハイテックニックを使用している先行研究に焦点を当てている）を対象に、データマイニング手法を用いた金融不正予測のアルゴリズム及び不正タイプ別の予測方法のパフォーマンスについて、包括的な分類と分析結果のとりまとめを行っている。

ここでは、West and Bhattacharya（2016）でレビューされている不正予測に用いられる計 12 手法について以下のとおり各々の手法の概要[7)] 及び特徴をまとめる。

表 2　不正会計識別手法の特徴

No.	アルゴリズム	概要	長所	短所
1	ベイジアンネットワーク	ベイジアンネットワークは、ベイズ定理（Bayes theorem）を利用した統計的分類手法であり、与えられた学習データの統計的性質に基づいて、あるデータがあるクラスに分類される確率を求める手法である。	計算効率が高く、リアルタイムでの操作が可能である。	不正会計のタイプ及び傾向等に対する理解を必要とする。
2	ロジスティック回帰（ロジットモデル）	ロジスティック回帰は、しばしばロジスティックまたはロジットモデルと呼ばれる線形モデルを利用して二値データを分類する統計的方法である。ロジスティック回帰は、数値属性を持つデータのパターンを予測するためによく使用される方法である。	実装が非常に簡単であり、不正会計の予測において古くから確立された手法である。	複雑な不正パターンにおいて、他のデータマイニング手法に比べて分類のパフォーマンスが低い。
3	ニューラルネットワーク	ニューラルネットワークは、人間の脳の神経回路の仕組みを人工ニューロンという数式的なモデルで表現したものである。コンピュータに学習能力を持たせることにより、様々な問題を解決するためのアプローチである。	不正会計の予測において古くから確立された手法である。	学習や推計には高い計算能力が必要となるため、リアルタイム機能には適していない（計算負荷が高い）。 学習データにオーバーフィットする可能性があるため、新しい不正パターンのデータを追加した再学習が必要となる。

7) 概要については、先行研究の記述をもとに著者の理解も含めてまとめている。

表 2　不正会計識別手法の特徴_つづき

No.	アルゴリズム	概要	長所	短所
4	サポートベクトルマシーン	サポートベクターマシンは、線形問題をより高次元の特徴空間に変換することによって機能する分類方法である。これにより、計算上の複雑さを増加させることなく、不正予測等の複雑で非線形の問題を線形分類によって解決することができる。	不正予測等の非線形分類問題を解くことができる。 学習と推計は高い計算能力を必要としないため、リアルタイム操作が可能である（計算負荷が低い）。	入力情報がどのように結果に反映されたかの結果の解釈が難しい。
5	遺伝的アルゴリズム	遺伝的アルゴリズムは、生物界の遺伝と進化のメカニズムを模倣して、様々な問題を解決するためのアプローチである。遺伝的アルゴリズムは、問題領域の事前知識を必要とせず、サンプル間の根本的な関係を予測することができるという点で、ニューラルネットワークに似ている。	簡単に実装できる。	学習や推計に高い計算能力が必要となるため、リアルタイム機能には適していない（計算負荷が高い）。 局所的な最大／最小問題に起因する新しい不正パターンへの対応が難しい。
6	決定木・フォレスト	決定木は、属性の二値選択を表す内部ノードとその選択肢の結果を表す分岐を持つツリーを使用してデータを分類または予測する手法である。	構造が理解しやすく、実装が容易である。 学習と推計は、高い計算能力を必要としないため、リアルタイムでの操作が可能である（計算負荷が低い）。	学習データにオーバーフィットする可能性があるため、新しい不正パターンを含んだ再学習が必要となる。 初期設定時の最適化には高い計算能力が必要である（計算負荷が高い）。
7	GMHD（Group Method of Data Handling）	GMDHは、複雑な構造をもつ非線形システムに対して、入力データから発見的自己組織化（Heuristic self-organization）の原理に基づいてモデリングを行う誘導データマイニングアルゴリズムである。数少ない入力データで非線形システムのモデルリングが構築できるだけでなく、モデル構造の自己選択が可能であるとの利点もある。	実装が簡単である。	複数の不正タイプに含まれるデータを分類するのが難しい。

表 2　不正会計識別手法の特徴_つづき

No.	アルゴリズム	概要	長所	短所
8	テキストマイニング	テキストマイニングは、プレーンテキスト上に形成される特定の形式のデータマイニングを指す。テキストマイニングには様々なアプローチがあるが、データをより定量的なサンプルに変換するための共通の前処理ステップを1つ以上使用することによって多くの作業が行われる。テキストがより定量的な形に変換されると、従来のデータマイニング方法が実際に分類を実行するために適用される。	大量のテキストデータを利用する際に非常に便利である。	テキストデータは、数値データに比べてより主観的であるため、解釈が難しい。
9	自己組織化マップ	自己組織化マップは、ニューラルネットワークの一種で与えられた入力情報の類似度をマップ上での距離で表現するモデルである。高次元データの中に存在する傾向や相関関係等を、予備知識なし（事前学習なし）にクラスタリングできる。	実装が簡単かつ視覚的であるため、結果に対する理解が非常に容易である。	すべての結果を簡単かつ完全に自動化することはできない。
10	プロセスマイニング	プロセスマイニングでは、トランザクションやイベントログの分析を行い、事前学習なしに入力情報を表すプロセスモデルを構築する。プロセスモデルとイベントログを入力として、両者の適合性を判定する適合性評価、モデルの強化が行われる。	個々の属性ではなく、プロセスチェーン全体に焦点を当てる。	多くの不正タイプが含まれるデータを分類することは難しい。
11	人工免疫システム	人工免疫システムは、生物学的な免疫システムの挙動を模倣して抗原を予測することによって機能するデータマイニング手法である。 人工免疫システムによって様々な生物学的特性をシミュレートすることができるが、ほとんどの場合、予測器細胞の作成と異物予測能力をモデル化している。	不正予測等、データの不均衡による分類の問題に適合している。	推計に高い計算能力が必要となるため、リアルタイム機能には適していない（計算負荷が高い）。
12	ハイブリッドモデル	ハイブリッド法は、従来の複数の方法を組み合わせて様々な問題を解決するアプローチである。 ハイブリッド法は、分類能力、使いやすさ及び計算効率を含む異なる側面を具体的にターゲットにすることができる。	複数の従来の予測方法の強みを組み合わせて、新しい不正パターンにも対応できる。	テストされていない新しい方法であるためリスクが大きい。

West and Bhattacharya（2016）では、上記の様々なアルゴリズムについて、どのアルゴリズムのパフォーマンスが優れているかを予測精度（Accuracy：正確にに分類されたすべてのサンプ

ルとそうでないサンプルの比率)、感応度（Sensitivity：不正会計サンプルのうち不正会計と正確に識別されたサンプルとそうでないサンプルを比較)、特異性（Specificity：非不正会計サンプルのうち、非不正会計と正確に識別されたサンプルとそうでないサンプルを比較）の三つの尺度に基づいてサーベイを行っている。

結果として、予測精度の尺度からはCIベースのハイテックニック手法の方が一般的な統計手法よりも高い予測精度を持っていることが確認されている。感応度及び予測精度の尺度からは、ランダムフォレスト及びサポートベクトルマシーンの方がロジットモデルより優れていることが確認されている。また予測精度、感応度、特異性の三つの尺度からは、遺伝的アルゴリズム、サポートベクトルマシーン、ニューラルネットワーク及び GMDH がより優れたパフォーマンスを示していることが確認されている。

２．１．５ Perols et al.（2017）

Perols et al.（2017）では、不正会計を予測するモデルを構築する際のいくつかの問題点を指摘し、問題を解決するための手法を提案している。具体的には以下に記載する三つの問題意識及びそれに対する対処方法を提案している。

① The Needle in a Haystack Problem

不正会計を予測するためのモデルを構築する際には、どのような企業を不正会計を実施した企業とするかの不正会計企業を特定する必要がある。多くの先行研究で使用されている不正会計のサンプル数を確認すると、モデル構築に用いられている不正会計サンプルは全体の 1%未満であり、サンプル全体の極一部である。このようなデータを用いて不正会計を予測するモデルを構築すると、モデル構築用データでは十分な予測力を持っているモデルであっても新しいサンプルを適用した場合予測精度が落ちる可能性がある。さらにサンプル全体において誤判別を最小限に抑えるようなアルゴリズムでは非不正会計サンプルを正確に分類する方に偏る傾向がある。

そこでPerols et al.(2017)では、Chan and Stolfo(1998)が開発したOU(Multi-Subset Observation Undersanpling）を利用してこの問題に対処している。OU は、複数のサブデータセットを使用しており、各サブデータセットにはすべての不正会計サンプルが含まれるが、非不正会計サンプルはサブデータセットごとに異なる（非不正会計サンプルはランダムにサブデータセットの数分セットされる)。異なるサブデータセットごとに不正会計を予測するためのモデルを構築し、最終的に構築したモデルによる予測結果（不正会計を実施する確率）をサンプルごとに平均する。このように複数のモデルからの予測結果を組み合わせることによって、OU は過学習のリスクを低減し、新しいサンプルにおいても安定した評価を行うことが可能になるとの仮説によ

る分析手法である。

② The Curse of Data Dimensionality Problem

不正会計を予測するためのモデルの構築において、多くの先行研究では不正会計のサンプル数が説明変数の数と比べて小さい場合が多く、データ次元の呪い[8)] は潜在的な問題となっている。このようなデータ次元の呪いがあると新たなサンプルに対して不十分なパフォーマンスを示すモデルが構築される可能性がある。

そこで Perols et al.（2017）では、VU（Multi-Subset Variable Undersampling）を用いることで、数多い説明変数をランダムに複数のサブデータセットに区分して、サブデータセットごとに不正会計を予測するモデルを構築している。それぞれのサブデータセットは同じサンプルが含まれるが、説明変数は重複なしで異なることになる。サブデータセットごとに構築される複数のモデルからの予測結果を組み合わせることによって、VU はデータ次元の呪いの問題を避け、新しいサンプルにおいても適切な評価を行うことが可能になるとの仮説による分析手法である。

③ Partitioning Fraud into Types

同じ不正会計といっても不正手口は様々である、収益を調整する不正出口、費用を調整する不正手口、資産を調整する不正手口、負債を調整する不正手口等がある。このようなタイプが異なる不正会計を含むデータで不正会計を予測するモデルを構築すると、ある特定の不正タイプを予測する際に役に立つ説明変数が、ほかの不正タイプを予測する際にはうまく評価できない可能性がある。また様々な不正タイプを含むデータを二値分類問題で解決する場合、分類アルゴリズムはすべての不正タイプに共通のパターンを見つけることに焦点を合わせているため、タイプ間で異質性がある場合、そのようなパターンはうまく予測できないかもしれない。

そこで Perols et al.（2017）では、上記のような影響を軽減するために、異なる不正タイプに基づいて説明変数を区分する PVU（Implement VU by partitioning the independent variables based on different fraud types）を提案している。不正タイプごとに構築される複数のモデルの予測結果をサンプルごとに平均して不正会計の実施確率を算出している。

Perols et al.（2017）は Perols（2011）と同様に、1998 年から 2005 年までの期間における 51 の AAER 企業及び 15,934 の非不正会計企業を用いて分析を行っている。その結果上記の三つの

8) 次元の呪いは機械学習でよく使われる言葉であり、データの次元数が大きくなり過ぎた場合、データで表現できる組み合わせが飛躍的に多くなり、分析に用いる有限なサンプルデータでは十分な学習結果が得られなくなることを指している。簡単にいうと、扱う特徴量（説明変数）が多すぎて、構築したモデルで不正会計企業と非不正会計企業がうまく判別できなくなるだけではなく、新たなサンプルに対しても適切な評価ができなくなることになる。

手法のうちOU及びPVUの二つの手法が現在の最良の技術と比べて不正会計予測のパフォーマンスが約 10%改善されることが示されている。VU については説明変数のグルーピングの仕方によって結果が変わるため、説明変数のセグメント化を課題として提示している。

２．２　国内の調査･研究

日本国内において決算書の定量情報を用いて不正会計を予測するためのモデルの構築に関しては先行研究が比較的限定されるが、ここでは以下の二つの国内の先行研究について分析結果をまとめる。

表 3　国内の先行研究一覧

公表年月	著者	タイトル	主な内容
2014	大城　直人	不正会計の早期発見に関する海外調査・研究報告書	不正会計の早期発見をテーマとして、海外の関連する先行研究や分析手法の調査を実施
2016	Song, M., Oshiro, N. and Shuto, A.	Predicting Accounting Fraud: Evidence from Japan	海外の先行研究をベースに、日本のデータを用いて不正会計を予測するためのモデルを構築

大城（2014）は、金融不正について海外の先行研究を幅広くレビューしたレポートである。不正の手口や発生要因等の一般的な考え方以外に、不正を事前に予測するためのモデルの構築の提言についても取りまとめを行っている。

Song et al.（2016）では、米国を中心とする先行研究の知見をベースにして、日本の上場企業を対象に不正会計を事前に予測するためのモデルを構築している。

２．２．１ 大城（2014）

大城（2014）では、大きく以下の二つの側面から海外の先行研究についてレビューを行っている。

一つは、不正会計の定義、不正会計の発生要因、不正会計の手口といった不正会計全般における概念の整理や不正会計の手口等について詳しく取りまとめたものである。

不正会計の定義については、不正会計と極めて近い用語として、粉飾決算、会計操作や利益調整といった言葉があるが、不正会計と利益調整の違いは以下のようである。須田他（2007）では、利益調整とは「経営者が、会計上の見積もりと判断及び会計方針の選択等を通じて、一般に認められた会計基準の枠内で当期の利益を裁量的に測定するプロセス」と定義する一方で、粉飾決算については「GAAP に反する手続きにより利益を計上し、それが違法行為になった時、その会計行為を粉飾決算と呼ぶ。」としている。様々な先行研究から、利益調整の程度が高まる

ほどその後不正会計に至る可能性が高まることが示されており、不正会計の早期発見の視点からも定義上は不正会計に至らない（GAAP の範囲内での）利益調整についてもその程度を把握することが重要になることが伺われる。

また不正が起こる要因についての研究は、米国の犯罪心理学者 Cressey の 1953 年の調査報告書が下敷きとなり、いわゆる「不正のトライアングル」と呼ばれるフレームワークが最も浸透している。不正のトライアングルは「プレッシャー・動機」、「機会」、「姿勢・正当化」の 3 要因からなる。不正行為を行うものは、①不正に手を染めるための何らかのプレッシャーや動機があり、②不正を行う機会があり、③自分自身で何らかの形で不正の実行を正当化する必要がある、という考え方である。

最後に不正会計の手口については、様々な不正手口の中から実際に利用されることが多い以下の五つのスキームについて取りまとめている。①「売上高・営業収益を利用するスキーム」であり、売上計上の認識のズレ（タイミング）を利用するものと、そもそも実在しない架空の取引を計上するものが主要な手口となる。②「売上原価・販管費を利用するスキーム」であり、売上原価や販管費を資産化することで費用を減らす（結果として利益を増加させる）手法と、売上原価や販管費を不適切に低く見積もること等で簿外とすることで利益を計上する手口である。③「資産を利用するスキーム」であり、資産（現預金、棚卸資産、有価証券等）を架空認識したり過大に評価したりすることで、バランスシートの改善を狙う手口である。直接的に利益を増加させることを狙うと言うよりも、見かけ上の流動性を改善し、自己資本比率を高くすることで会社に対する財務評価を改善することを意図したスキームと言える。④「費用や負債を利用するスキーム」であり、日々の売上や営業活動には関連して売上原価や販管費を操作するスキームではなく、それ以外の費用や負債を利用した過少計上や未計上等の不正会計の手口である。⑤「その他のスキーム」であり、連結外しや架空増資等の手口である。

もう一つは、不正会計を早期に発見するための分析手法について先行研究のレビューを行ったものである。不正会計の予測手法は大きく、財務分析を中心とした決算書の分析に基づく「決算書の定量的アプローチ手法」と、決算書以外の要因でかつ定量的な評価が可能な要因分析に基づく「非財務要因の定量的アプローチ手法」に分けられる。「決算書の定量的アプローチ手法」として、財務比率分析に基づく異常値検出手法、会計発生高の分析、統計モデルを用いた分析、機械学習の技術を利用したデータマイニング手法、倒産予測モデル等を紹介している。また「非財務要因の定量的アプローチ手法」については、コーポレートガバナンスの要因分析、企業の有価証券報告書をベースとした会計の保守性についての分析、文字情報に着目したテキスト分析、決算書の情報を企業自らがプレゼンテーション等の場で説明する際の音声情報分析等について紹介している。

２．２．２ Song et al.（2016）

Song et al.（2016）では、Dechow et al.（2011）に依拠して日本の上場企業のデータを用いて不正会計を事前に予測するためのモデルを構築している。Dechow et al.（2011）に依拠した形でモデル構築を行っているが、財務情報、非財務情報、市場情報以外にも会計発生高関連の指標、会計保守主義関連の指標、実体的裁量行動関連の指標、日本企業の特有要因関連の指標等の幅広い指標をモデルに追加して検討することにより、先行研究に比べてより精度の高いモデルの構築に成功している。

次節以降では、論文の概要をまとめる前に Song et al.（2016）のモデルに説明変数として採用されている会計発生高、会計保守主義、実体的裁量行動の推定についてモデル式及び説明変数の意味合い等を解説する。

２．２．２．１　会計発生高

経営者が行う利益調整の手段は、会計的裁量行動と実体的裁量行動の二つに分類される。会計的裁量行動は、発生主義会計の裁量的な認識や見積もりを利用した裁量行動であり、キャッシュ・フローの変動を伴わないペーパー上の調整である。会計的裁量行動の影響は会計発生高の質に関する変数でそのほとんどが測定されている。

会計発生高を推計するモデルとして、表 4 の四つのモデルを紹介する。表中の Δ は当期と前期の差額を意味し、添え字の t は年度を意味する。

表 4　会計発生高の推定モデル

モデル名	モデル式	参考論文
ジョーンズモデル	$Accruals_t = \alpha + \beta_1 \Delta Sales_t + \beta_2 PPE_t + \varepsilon_t$	Jones（1991）
修正ジョーンズモデル	$Accruals_t = \alpha + \beta_1 (\Delta Sales_t - \Delta Receivables_t) + \beta_2 PPE_t + \varepsilon_t$	Dechow et al.（1995）
CFO修正ジョーンズモデル	$Accruals_t = \alpha + \beta_1 (\Delta Sales_t - \Delta Receivables_t) + \beta_2 PPE_t + \beta_3 ROA_t + \varepsilon_t$	Kasznik（1999）
業績対応型ジョーンズモデル	$Accruals_t = \alpha + \beta_1 (\Delta Sales_t - \Delta Receivables_t) + \beta_2 PPE_t + \beta_3 \Delta CFO_t + \varepsilon_t$	Kothari et al.（2005）

上記の四つのモデルに利用されている各変数の定義及び意味合いは以下のとおりである。

① *Accruals*：会計発生高
⇒モデルの目的変数である会計発生高の定義については先行研究によって異なる場合があるためここでは定義の詳細は割愛する。

② *ΔSales*：売上高変化額
⇒会計発生高は売上高の変化額に比例して発生するため、売上高変化額と会計発生高には

正の符号が想定される。

③ *PPE*：償却対象有形固定資産
⇒償却対象有形固定資産は、減価償却費をコントロールするための指標であり、償却対象有形固定資産と会計発生高には負の符号が想定される。

④ *ΔSales －ΔReceivables*：売上高変化額－売上債権
⇒利益調整は主に売上高を通して行われ、売上高の調整は主に売上債権で行われていると仮定した場合、売上債権は裁量的であるとみなし、売上高からこれを控除することで、正常な売上高に戻される。売上高変化額と同様に会計発生高と正の符号が想定される。

⑤ *ROA*：当期利益総資産比率
⇒前期または当期において著しく高い（低い）業績を報告した企業は、利益調整の動機がなくても、裁量的発生高は大きく変動することが指摘されている。その結果を踏まえ、測定誤差を減らすために導入された指標であり、会計発生高と正の符号が想定される。

⑥ *ΔCFO*：営業キャッシュ・フローの変化額
⇒CFO は会計発生高と強い負の相関を持っているため導入されるが、理論根拠が乏しい反面、目的変数の計算に用いられる指標を説明変数に加えることで、決定係数が高くなるため実務ではよく使われている。会計発生高と負の符号が想定される。

上記の各モデルを推計して非裁量的発生高（会計発生高の期待値）を測定し、会計発生高から非裁量的発生高を控除することで裁量的発生高を測定する。各推計モデルの残差が裁量的発生高に該当する。裁量的発生高が大きいほど不正会計を実施する確率が高くなるため、不正会計を予測するモデルにおいて会計発生高の符号は正の符号が想定される。

２．２．２．２　会計保守主義

一般的に保守主義とは「バッド・ニュース（経済的損失）を認識する場合よりもグッド・ニュース（経済的利益）を認識する場合に、より高い程度の検証を要するという会計専門家の傾向をとらえたもの」（Basu, 1997）と定義される。したがって、収益を認識するための検証可能性の基準が損失よりも高いほど保守主義の程度が高いと判断される。

Watts（2003）は、利益や純資産を低く見積もる保守主義の適用は、契約の効率性を高めるだけでなく、信頼性の高い情報を証券市場に提供するという効果を論じている。この主張をサポートする数多くの実証研究も存在する。したがって高い程度の保守主義は、利益の質を高め、不正会計の発生を抑制することが期待される。

会計保守主義を推定するモデルとして、表 5 の二つのモデルを紹介する。表中の添え字の t は年度を意味する。

表 5　会計保守主義の推定モデル

モデル名	モデル式	参考論文
Basuモデル	$X_t = \beta_1 + \beta_2 D_t + \beta_3 R_t + \beta_4 D_t R_t + \varepsilon_t$	Basu（1997）
Khan and Wattsモデル	$X_t = \beta_1 + \beta_2 D_t + R_t(\mu_1 + \mu_2 Size_t + \mu_3 M/B_t + \mu_4 Lev_t) + D_t R_t(\lambda_1 + \lambda_2 Size_t + \lambda_3 M/B_t + \lambda_4 Lev_t) + (\delta_1 Size_t + \delta_2 M/B_t + \delta_3 Lev_t + \delta_4 D_t Size_t + \delta_5 D_t M/B_t + \delta_6 D_t Lev_t) + \varepsilon_t$	Khan and Watts（2009）
Gscore	$\beta_3 = \mu_1 + \mu_2 Size_t + \mu_3 M/B_t + \mu_4 Lev_t$	
Cscore	$\beta_4 = \lambda_1 + \lambda_2 Size_t + \lambda_3 M/B_t + \lambda_4 Lev_t$	

Basu（1997）のモデルに利用されている各変数の定義及び意味合いは以下のとおりである。

① X：当期純利益／期首時価総額
② R：株価の年率リターン
　⇒正のリターンの係数 β_3 はグッド・ニュースに対する会計利益の適時性を意味する。
③ D：R が負の時 1、それ以外の時 0 となるダミー変数
　⇒β_4 は条件付保守主義を表す。先行研究からは、プラスのリターンよりもマイナスのリターンに対して会計利益がよりタイムリーに反応することが確認されている。

Basu（1997）のモデルではすべてのモデルのパラメータが全企業に共通なものとなっていたが、Khan and Watts（2009）は、Basu（1997）が提案した条件付保守主義に関するクロス・セクションでの測定方法を個別企業の適用に展開したモデルを提案している。Basu（1997）のモデルの会計利益の適時性を表す β_3 及び条件付保守主義の程度を表す β_4 は企業規模、時価簿価比率、負債比率の三つの企業特性の線形関数となると仮定するモデルである。Khan and Watts（2009）に利用されている各変数の定義は以下のとおりである。

① X，R，D は Basu（1997）のモデルと同様な定義
② $Size$：企業規模
③ M/B：時価簿価比率
④ Lev：負債比率

不正会計を予測するモデルにおいて表 5 の Gscore は負の符号、Cscore は正の符号が想定される。Cscore が小さいほど保守主義の程度が高く、保守的な会計を実施している企業は経済損失が起きる前に前もって会計利益を減らしているため、実際バッドニュースが流れても経済利益と会計利益の差は小さくなるため、不正会計とは正の符号が想定される。

２．２．２．３　実体的裁量行動

実体的裁量行動は、研究開発費のカット等のキャッシュ・フローの変動を伴う実際の経営活動を変更して利益を捻出する裁量行動である。

経営者の実体的裁量行動を包括的に把握するために、表 6 の三つのモデルを紹介する。表中の Δ は当期と前期の差額を意味し、添え字の t は年度を意味する。

表 6　実体的裁量行動の推定モデル

モデル名	モデル式	参考論文
異常営業キャッシュ・フロー推定モデル	$CFO_t / A_{t-1} = \alpha + \beta_1 (1 / A_{t-1}) + \beta_2 (Sales_t / A_{t-1}) + \beta_3 (\Delta Sales_t / A_{t-1}) + \varepsilon_t$	Roychowdhury（2006）
異常裁量的費用推定モデル	$DE_t / A_{t-1} = \alpha + \beta_1 (1 / A_{t-1}) + \beta_2 (Sales_t / A_{t-1}) + \varepsilon_t$	Roychowdhury（2006）
異常製造原価推定モデル	$PD_t / A_{t-1} = \alpha + \beta_1 (1 / A_{t-1}) + \beta_2 (Sales_t / A_{t-1}) + \beta_3 (\Delta Sales_t / A_{t-1}) + \beta_4 (\Delta Sales_{t-1} / A_{t-1}) + \varepsilon_t$	Roychowdhury（2006）

異常営業キャッシュ・フロー推定モデルに利用されている各変数の定義及び意味合いは以下のとおりである。

① *CFO*：営業活動によるキャッシュ・フロー

② *A*：総資産

⇒基準化のために導入された変数である。

③ *Sales*：売上高

⇒CFO は利益から会計発生高を除いたものである。また利益は Dechow et al（1998）より売上高の一定割合で表せるため、売上高と営業キャッシュ・フローには正の符号が想定される。

④ Δ*Sales*：売上高変化額

⇒会計発生高は Dechow et al（1998）より売上高変化額×営業資金回転率で表される。そのため売上高変化額と営業キャッシュ・フローには正の符号が想定される。

会計発生高の推計と同様に、上記のモデルを利用して、営業キャッシュ・フローの期待値を推計し、実績値との差額（残差）を計算することで、異常営業キャッシュ・フローを測定する。不正会計を実施している企業では値引き販売等を行うことで売上高を操作するが、実際の売上高の水準に比べて異常に低いキャッシュ・フローをもたらす。そのため不正会計を予測するモ

デルにおいて異常営業キャッシュ・フローは負の符号が想定される。

異常裁量的費用推定モデルに利用されている各変数の定義及び意味合いは以下のとおりである。

① *DE*（裁量的費用）：研究開発費＋広告宣伝費＋拡販費・その他販売費＋役員報酬・賞与＋人件費・福利厚生費
② *A*：総資産
⇒基準化のために導入された変数である。
③ *Sales*：売上高
⇒費用は同時期の売上高の線形関数となる。当期の売上高を増やす操作が行われた場合、裁量的費用が削減されていないにもかかわらず、異常に低い裁量的費用を示す。そのため前期売上高の線形関数として、裁量的費用をモデル化する。売上高と裁量的費用には正の符号が想定される。

異常営業キャッシュ・フローの場合と同様に、上記のモデルを利用して、裁量的費用の期待値を推計し、実績値との差額（残差）を計算することで、異常裁量的費用を測定する。不正会計を実施している企業では裁量的費用を削減しているため、推定裁量的費用に比べて異常に低い費用をもたらす。そのため不正会計を予測するモデルにおいて、異常裁量的費用は負の符号が想定される。

異常製造原価推定モデルに利用されている各変数の定義及び意味合いは以下のとおりである。

① *PD*（製造原価）：売上原価＋期末棚卸資産－期首棚卸資産
② *A*：総資産
⇒基準化のために導入された変数である。
③ *Sales*：売上高
⇒売上原価も費用と同様に売上高の線形関数となるため導入された指標である。製造原価とは正の符号が想定される。
④ $\Delta Sales_t$：売上高変化額、$\Delta Sales_{t-1}$：前期の売上高変化額
⇒棚卸資産の変化額は、当期の売上高変化額及び前期の売上高変化額の線形関数となるため導入された指標である。製造原価と売上高変化額には正の符号、製造原価と前期の売上高変化額には負の符号が想定される。

異常営業キャッシュ・フローの場合と同様に、上記のモデルを利用して、製造原価の期待値

を推計し、実績値との差額（残差）を計算することで、異常製造原価を測定する。不正会計を実施している企業では値引き販売等を行うことで売上高を操作するが、売上高に比べて異常に高い製造原価をもたらす。そのため不正会計を予測するモデルにおいて、異常製造原価は正の符号が想定される。

２．２．２．４　モデル

Song et al.（2016）では、2000 年から 2014 年までの期間における「有価証券報告書の虚偽記載により、証券取引等監視委員会から告発または課徴金納付命令勧告を受けた企業」の 241 不正会計企業年度及び65,199の非不正会計企業を用いてロジットモデルを推計することで不正会計企業を予測するためのモデルを構築している。Dechow et al.（2011）の依拠して、財務諸表から計算できる指標を説明変数としたモデル 1、財務諸表・非財務情報・オフバランスシート・市場情報から計算できる指標を説明変数としたモデル 2、計二つのモデルを構築している。ここではそれぞれのモデルの説明変数について詳細を記載する。なお、ここでΔは当期と前期の差分を表す記号である。

【モデル 1 の説明変数：以下の 6 変数】

① *Soft assets*：「（総資産－償却対象有形固定資産－現預金）／総資産」（t）
⇒営業用資産が多いほど会計上の自由度が高まることから利益調整が発生しやすいという Barton and Simko（2002）の分析結果に依拠して導入された指標である。Soft assets の値が大きな企業は、短期の利益目標を達成するための高い融通性を有していると仮定し、ソフト資産比率と不正会計の発生確率は正の関連を有すると仮定する。

② *CFO discretionary accruals AB*（表 4 の CFO 修正ジョーンズモデルの裁量的発生高の絶対値）
⇒裁量的発生高と不正会計の発生には正の相関があるとの仮定に依拠して導入された指標である。

③ *Actual issuance*：対象会計期間に新規の社債または株式を発行した場合は 1、それ以外は 0 となる指標
⇒不正会計を行うインセンティブの一つは、高い株価を維持することである（Dechow et al., 2011）。Issue は資金調達コストを抑えるために高い株価を維持したいという動機を表す指標であり、不正会計の発生と正の相関を有すると仮定する。

④ *C score AR*：会計保守主義スコア（表 5 の Cscore）
⇒保守的な会計を実施している企業ほど不正会計を実施する可能性が小さいとの仮定に基づいて導入された指標であり、不正会計の発生と正の相関を有すると仮定する。

⑤ *AB cash flow*：異常営業キャッシュ・フロー（表 6 の異常営業キャッシュ・フロー）
⇒不正会計を実施している企業では値引き販売等を行うことで売上高を操作するが、実際

の売上高の水準に比べて異常に低いキャッシュ・フローをもたらすとの特徴を表す指標であり、不正会計の発生と負の相関を有すると仮定する。

⑥ *CORP*（一般事業法人持株比率）：その他法人所有株数／期末発行済株式総数×100
⇒株式相互持合いに代表される一般事業法人持株比率が高い企業では、株主間の相互牽制機能が失われ、利益調整を抑制できないとの特徴を表す指標であり、不正会計の発生と正の相関を有すると仮定する。

【モデル 2 の説明変数：モデル 1 の説明変数から *C score AR* が外され、以下の変数が追加】

① *Book-to-market*（簿価時価比率）：自己資本／時価総額
⇒経営者が株価を意識する二つ目の動機は、株価指標に連動する経営者の報酬である。経営者は簿価対時価比率（*Book-to-market*）等の株価にもとづく業績指標を意識し、不正会計により利益を嵩上げするインセンティブを有する可能性があるため導入された指標である。不正会計の発生と負の相関を有すると仮定する。

モデル 1 の F-Score1 は、六つの説明変数を利用して以下の通り計算される。

$$\begin{aligned} Predicted\ Value1 = & \\ & -8.913 + 0.038 \times \%soft\ ssets + 7.654 \times CFO\ discretionary\ accruals\ AB \\ & + 0.945 \times Actual\ issuance + 0.049 \times C\ score\ AR \\ & -1.337 \times AB\ cash\ flow + 0.032 \times CORP \end{aligned}$$

$$F\text{-}Score1 = exp(-Predicted\ value1) / [1+exp(-Predicted\ value1)] / 0.0048$$

モデル 2 の F-Score2 は、モデル 1 の④を除く他の 5 変数とモデル 2 に追加された 1 変数を合わせた計六つの説明変数を利用して以下の通り計算される。

$$\begin{aligned} Predicted\ Value2 = & \\ & -7.209 + 0.036 \times \%soft\ ssets + 2.639 \times CFO\ discretionary\ accruals\ AB \\ & + 0.666 \times Actual\ issuance - 1.690 \times AB\ cash\ flow \\ & + 0.024 \times CORP - 1.455 \times Book\text{-}to\text{-}market \end{aligned}$$

$$F\text{-}Score2 = exp(-Predicted\ value2) / [1+exp(-Predicted\ value2)] / 0.0048$$

Song et al.（2016）においても F-Score は、当該企業が不正会計を実施する確率と無条件の確率[9)]との比として示している。F-Score の目安値について Song et al.（2016）では明記していな

9) 無条件の確率は、母集団全体における不正会計企業の割合を示しており、モデル 1 及びモデル 2 ともに 0.0048（＝不正会計企業 229／（非不正会計企業 47,709＋不正会計企業 229））となっている。

いが、Dechow et al.（2011）のカットオフ値と同様に、第一種の過誤が 5%になるような基準で算出すると、不正会計リスクの高い企業を判別するカットオフ値は 2.75 が考えられる[10)]。

２．３　先行研究の要約と課題

前節までは不正会計を予測するモデルを構築するに当たりプロビットモデルやロジットモデルのような統計モデルを用いた Beneish（1999a）及び Dechow et al.（2011）についてレビューを行っている。プロビットモデルまたはロジットモデルは、構造がシンプルで分かりやすいだけではなく、モデルの評価結果に対して解釈しやすいとのメリットがあり、実務では幅広く利用されている。サポートベクトルマシーンを含む機械学習のアルゴリズムを用いて不正会計を予測するモデルを構築している Perols（2011）及び West and Bhattacharya（2015）についてもレビューを行っているが、サポートベクトルマシーンやニューラルネットワークのような機械学習のアルゴリズムは、不正会計の予測精度はロジットモデルに比べて優れる場合が多いものの、モデルの構造が複雑で理解しにくいこと、モデルの評価結果に対する解釈が難しいこと、モデルの構築用データにオーバーフィッティングしやすく、未知のサンプルに対して適切な評価が得られない可能性が高い等のデメリットも多く、実務で利用する際にはモデルの利用目的等も含めて検討する必要がある。Perols et al.（2017）では、不正会計を予測するモデルを構築する際に不正会計のサンプルが極端に少ない場合の対処方法として OU 法を提案しているが、最終的には異なるサブデータセットごとに十数個の異なるモデルを構築し、それらのモデルの結果をアンサンブルするような形で不正会計の実施確率を算出している。当然ながら十数個のモデルの結果を平均することで、不正会計の予測精度が向上し安定した評価は行えるが、実務的な観点から十数個のモデルを実装してメンテナンスすることはコストがかかるだけではなく、モデルの評価結果に対する解釈がさらに難しくなるとの欠点もある。

日本のデータを用いて不正会計を予測するモデルを提示している Song et al.（2016）ではこのような統計モデルと機械学習のアルゴリズムのメリット・デメリットを整理したうえで、Dechow et al.（2011）と同様に、実務において幅広く用いられているロジットモデルを利用して分析を行っている。Song et al.（2016）は、基本的に Dechow et al.（2011）が提示した分析手順と分析指標を利用するが、以下の点で展開を行っており、会計学の分野で注目を集めているいくつかの研究成果を説明変数としてモデルに取り入れることによって、先行研究に比べて優れた精度を持つモデルを提示している。

[10)] モデル 1 の F-Score 2.75 を基準とすると、カットオフ値 2.75 は、第一種の過誤が 4.98%、第二種の過誤が 66.38%となるスコアである。カットオフ値については、情報の利用者によって水準が異なる。例えば監査法人にとっては、不正会計企業を非不正会計企業と判別する第二種の過誤のコストが非常に大きくなることが想定されるため、F-Score のカットオフ値については、第二種の過誤よりも第一種の過誤が大きくなるように F-Score が比較的に低い水準で設定することが期待される。このように F-Score のカットオフ値の設定については、情報の利用目的によって利用者側で適切な水準を設定することが望ましい。

第 1 に、会計利益の質に関して詳細な検討を行っていることである。具体的には複数の推計モデルにもとづく裁量的発生高を利用している。裁量的発生高は、利益調整研究において経営者の会計的裁量行動を把握する最も一般的な代理変数であり（Dechow et al., 2010; 須田、2000; 首藤、2010; 奥村、2014）、不正会計の実施と裁量的発生高の相関は高いことも分かっている（Dechow et al., 1996）。Song et al.（2016）では、裁量的発生高の水準だけでなく、標準偏差や絶対値といった会計発生高の反転（accruals reverse）を考慮した変数設定も行っている。

第 2 に、経営者の利益調整行動は、会計的裁量行動と実体的裁量行動に分類されるが、Dechow et al.（2011）は、会計発生高を中心とした会計的裁量行動のみに注目している。そのため、現実の取引やキャッシュ・フローのマネジメントを通じた実体的裁量行動は分析しておらず、将来研究の重要な課題と述べている（Dechow et al., 2011, p.77）。Song et al.（2016）では、そのような限界点を克服するため、Roychowdhury（2006）にもとづく実体的裁量行動に関する変数を分析に追加している。

第 3 に、近年利益の質の重要な要素となっている保守主義の程度も指標として利用している。保守主義は、検証可能性の高い保守的な会計利益を計上することで、契約の効率性の向上や証券市場の情報の非対称性を緩和する効果があることが示されている（Watts, 2003）。保守主義の適用は不正会計と負の関係にあると予測し分析に追加している。

最後に、先行研究の多くが米国企業を対象にしていることを考慮して、日本企業特有の要因を考慮した変数を追加している。具体的には、メイン・バンクを中心とする金融機関の影響を把握するために金融機関持株比率を、株式の相互持合や系列を意識して一般事業法人持株比率を追加している。

このようにモデルの説明変数に Dechow et al.（2011）が利用した説明変数に加えて、「実体的裁量行動」、「保守主義」及び「日本特有の要因」も分析の対象として、不正会計との関係を調べることで、「実体的裁量行動」、「保守主義」及び「日本特有の要因」の変数が不正会計の判別に非常に有効な変数であることが確認されただけではなく、これらの変数をモデルに採用することで先行研究に比べて精度の高いモデルを構築することが可能となっている。しかし Song et al.（2016）もいくつかの限界点を有する。

第 1 に、モデルの説明変数の検討において、説明変数は Dechow et al.（2011）が利用した説明変数に、「実体的裁量行動」、「保守主義」及び「日本特有の要因」を加えた計 39 変数のみであることである。一般的に不正会計と倒産には相関があと考えられ、企業の倒産分析に用いられている財務指標も不正会計の予測に有効かもしれないが、Song et al.（2016）ではこれらの指標は分析に用いていない。また不正会計の実施に影響を与えると考えられるコーポレートガバナンスについても、日本特有の要因以外の変数については検討していない。今後はコーポレートガバナンス情報もモデルに反映することによって、より精緻な分析ができると考える。

第 2 に、モデルの目的変数の検討において、目的変数は証券取引等監視委員会から告発または金融庁から課徴金納付命令を受けた企業をメインのサンプルとしているが、委員会の調査に

は限界があるため、潜在的な不正会計企業が非不正会計企業として識別されている可能性がある。この問題を緩和するために、適時開示情報を利用することでサンプルサイズを拡大して追加検証も実施しているが、サンプルセレクションバイアスの問題は完全には解決されていない。

このように証券取引等監視委員会から告発または金融庁から課徴金納付命令を受けた企業は上場企業全体の極一部であり、サンプル数も非常に限られている。そのため業種別の特徴を加味したモデルの構築を含む異なる切り口による精緻な分析はできていない。同一説明変数であっても一般的には業種によって水準が異なることが想定されており、その結果不正会計の実施確率も業種によって水準が異なることが考えられる。その場合業種別に十分な不正会計サンプルがあれば、不正会計の実施確率の水準を実際の不正会計割合に合わせて業種別に調整することも可能であるが、現時点では不正会計サンプルが不十分であることやほとんどの不正会計サンプルがいくつかの特定の業種に集中していること等を勘案すると、業種別の水準調整は困難である。また業種の設定において同一事業を行う企業であっても、企業のメインの事業内容によっていくつか異なる業種に設定される場合が多い。例えば、ゲームアプリの作成企業は、すべてのゲームアプリ作成企業が同一業種に設定されるのではなく、企業のメインの事業内容によって、製造業、卸売業、小売業、サービス業等の多業種に分布されており、同一業種を用いた水準調整はできない等の課題も残されている。

３．不正会計とコーポレートガバナンス

日本取締役協会では、コーポレートガバナンスとは、企業の不正行為の防止と競争力・収益力の向上を総合的にとらえ、長期的な企業価値の増大に向けた企業経営の仕組み、即ち企業統治のことであるとしている。その目的は、(1) 企業倫理の視点から企業不祥事を未然に防ぐということと、(2) 企業効率の向上、即ち企業価値・業績の向上を図るという 2 点にあるとしている。

長年にわたって巨額の損失を隠し負債を粉飾決算で処理したオリンパス事件、ほぼ同時期に経営者が不正に会社の資金を引き出した大王製紙事件によって日本企業のコーポレートガバナンスを問い直す議論が持ち上がっている。この二つの事件と日本を代表する総合電機メーカーの東芝事件は共通しており、先進的なコーポレートガバナンス態勢は整っているもののそれが形式だけで実際には十分機能していなかったことである。規制体制があっても、それが実際守られていなければ何の意味もないことはこれらの事件によって証明されている。

このようにコーポレートガバナンスと不正会計は密接な関係があるように窺えるが、実際このような関係がデータを用いた実証分析ではどのように示されているか。次節以降では海外の先行研究及び日本のデータを用いた実証分析の結果について解説する。

３．１　海外の先行研究

ここでは不正会計とコーポレートガバナンス、修正再表示とコーポレートガバナンスの関係についていくつかの海外の先行研究の分析結果をとりまとめる。また先行研究のレビューにおいては、数多い先行研究の中から日本のデータを用いて実証分析可能な表 7 の八つの海外の先行研究を対象としている。

表 7　コーポレートガバナンス関連の先行研究一覧

公表年月	著者	タイトル	主な内容
1996	Beasley, M. S.	An Empirical Analysis of the Relation Between the Board of Director Composition and Financial Statement Fraud	外部取締役を取り入れることによって会計不正を有意に減らすことができるかについて分析
1996	Dechow, P. M., Sloan, R. G., and Sweeney, A. P.	Causes and Consequences of Earnings Manipulation: An Analysis of Firms Subject to Enforcement Actions by the SEC	収益操作と企業内部ガバナンスの脆弱性との関係、不正会計を行った企業に資本市場がどのように反応したかについて分析
2002	Johnson, V. E., Khurana, I. K., and Reynolds, J. K.	Audit-Firm Tenure and the Quality of Financial Reports	監査法人と被監査企業の提携期間の長さと会計の質の関係について検証
2004	Casterella, J. R., Francis, J. R., Lewis, B. L., and Walker, P. L.	Auditor Industry Specialization, Client Bargaining Power, and Audit Pricing	被監査企業の規模と監査費用の関係について分析
2005	Agrawal, A. and Chadha, S.	Corporate Governance and Accounting Scandals	企業のガバナンス・メカニズムとその企業の財務修正の発生確率との関係について分析
2012	Asthana, S. C. and Boone, J. P.	Abnormal Audit Fee and Audit Quality	通常より低い監査費用は被監査企業と監査法人との力関係を解明できるか、このような相対的交渉力の強さは監査の質に対して影響を与えるかどうかについて分析
2012	Schrand,C. M. and Zechman, S. L. C.	Executive overconfidence and the slippery slope to financial misreporting	役員報酬及び役員報酬以外の役員の属性と不正会計、修正再表示との関係について分析
2013	Caskey. J. and Hanlon, M.	Dividend Policy at Firms Accused of Accounting Fraud	企業の配当政策と不正会計の関係について分析

Beasley（1996）では、外部取締役を取り入れることによって会計不正を有意に減らすことができるかについて実証分析を行っている。不正会計を実施した 75 企業とそうでない 75 企業をコントロール・サンプルとしてロジット回帰を行った結果、不正会計を実施していない企業の外部取締役の割合が明らかに高いことが確認されている。ところが監査委員会の存在自体は不

正会計の可能性に有意に影響しないことも示されている。

Dechow et al.（1996）では、SEC が公表した GAAP 違反の企業について調査を行っている。研究対象として、資本市場における利益調整の仮説が実際の利益調整行為を説明できるか、利益調整と企業内部ガバナンスの脆弱性との関係、さらに不正会計を行った企業に資本市場がどのように反応したかについて分析している。研究結果から、利益調整の主なインセンティブは資本市場からよりコストの低い資本を引き付けることであることが示されている。学術的な契約動機に関する要因をコントロールしても上記に述べたような結論は否定できないとしている。利益調整とガバナンスの関係については、不正会計を実施した企業は、経営層が取締役になる場合が多い、CEO が同時に取締役になっている場合が多い、CEO が企業の創業者である場合が多い、監査法人の監査を受けていない場合が多い、あるいは外部ブロックホルダーを持たない等の傾向が見られている。不正会計を行った企業に資本市場がどのように反応したかについては、不正会計が発見された後、その企業の資本コストが有意に増加する結果が明らかになっている。

Johnson et al.（2002）では、監査法人と被監査企業との提携期間の長さと会計の質との間にどのような関係があるかについて検証している。会計の質を二つの代理変数を用いて表現し、産業と規模に合わせて BIG6[11)]の下での被監査企業サンプルを用いて分析している。結果として、監査任期の短いグループ（2、3 年間）は中期間のグループ（4～8 年間）と比較して、会計の質が悪くなる傾向がみられている。一方、監査任期の長いグループ（9 年以上）では会計の質が悪いという証拠は見つかっていない。これらの結果は監査法人を定期的に変更する必要性があるということに反論し、「ローテーション型」論点は統計的に有意ではないことを示している。

Porter（1985）の研究では、BIG6 の専門分野による競争戦略について分析している。彼のフレームワークでは、監査法人の専門性は差別化戦略を狙っており、非専門分野にある競争相手より競争優位を求めることが目的であると主張している。そのため顧客である被監査企業は差別化戦略によって監査費用が高く見積もられているとしている。Casterella et al.（2004）では、上記の結論を規模が小さい企業サンプルにおいて確認したが、規模の大きい企業の場合、監査費用は逆に低下する傾向がみられることを確認している。つまり監査法人より規模の大きい被監査企業の場合、被監査企業の交渉力が比較的に高く、監査費用を抑えられることが明らかになっている。

Agrawal and Chadha（2005）では、企業のガバナンス・メカニズムとその企業の財務修正の発生確率との間に関係があるかどうかを実証分析している。財務修正を実施したアメリカの上場企業 159 企業と産業・規模でマッチングした企業を用いて分析を実施している。結果として、取締役会、監査委員会の独立性と外部監査法人による非監査費用への支出防止等は企業の財務修正と関係が見られないことが確認されている。一方、取締役会あるいは監査委員会の中に財

11) Big6 とは以下の監査法人のことをいう。BDO International、Deloitte Touche Tohmatsu、Ernst&Yong Global、Grant Thornton international、KPMG International Cooperative、PricewaterhouseCoopers International。

務専門家がいる場合、財務修正の確率が低下する傾向が示されたほか、CEO が企業の創業家族のメンバーである場合、財務修正の確率が上昇する傾向がみられている。これらの結果は有意かつ影響度合いも大きいほか、頑健性[12)]も持っていることが確認されている。財務専門家は企業の実際の財務報告を監督できるという意味で価値のある存在であると考えられる。

Asthana and Boone（2012）では、通常より低い監査費用は被監査企業と監査法人との力関係を解明できるか、そして、このような相対的交渉力の強さは監査の質に対して影響を与えるかどうかを分析している。裁量的な会計項目、アナリストの業績予想等を監査の質の代理変数として分析した結果、監査費用が通常の場合と比べて低くなるほど、監査の質も下がることが確認されている。さらに、これはクライアントとしての被監査企業の交渉力の上昇につながることも示されている。一方、このような影響力は Sarbanes-Oxley Act（SOX：上場企業会計改革及び投資家保護法）が出現されてから弱くなり、SOX は監査法人の独立性等を上昇させたこともこの研究で明らかにされている。

Schrand and Zechman（2012）では、1996 年から 2003 年までの AAER 対象の 49 企業について詳細な分析を行い、これらの AAER の企業の中で 25%は意図的に虚偽記載をしたと法的基準から判断される企業（SEC 規則 10b-5 に定義された虚偽記載の法的基準を満たす企業、以降虚偽記載企業と呼称）であり、残りの 75%の企業は必ずしも意図的な虚偽記載からスタートした訳ではなく、財務データに楽観的な収益バイアスを反映した企業（以降、ミスリポーティング企業と呼称）であると区別している。しかし結果的に最初の虚偽記載は意図的なものであっても意図しないものであっても、その後の収益の実現が貧弱になり、収益のバイアスを反映した報告は意図的な行為につながり、虚偽記載の可能性をさらに増し、最終的に SEC の執行措置が生ずることになるとの結論を導いている。

また Schrand and Zechman（2012）では、コーポレートガバナンスデータを用いて意図的な虚偽記載企業とミスリポーティング企業の傾向の繋がりを発見しようとしている。報酬（給料及びボーナス）は経営層の自信過剰説の代理変数であるだけではなく、利益を虚偽記載するインセンティブを生み出す可能性もある指標として分析に用いられている。ミスリポーティング企業では、そうでないマッチングされた企業に比べて経営層の固定現金報酬（LOGSALARY）と変動報酬（LOGBONUS）が大幅に低くなっていることが確認されている。これはミスリポーティング企業の経営層は過度の自信を持っていること、ひいては楽観的な偏見があることと一貫しており、賃金の低下の結果、不正行為を誘引するインセンティブが弱まっているにもかかわらず、虚偽記載が行われることになるため、特に有益な発見事項として位置付けしている。

Caskey and Hanlon（2013）では、企業の配当政策と不正会計との関係について検証している。結果的に不正会計の対象となっている企業は、非不正会計企業と比較して配当を支払う可能性が低く、不正行為を行っている間は配当を増やしたり、損益配当の一貫性を維持したりする可

12) 頑健性とは、モデルの仮定が変化しても、推定量はほとんど変化せず、モデルの仮定を満たさない未知のデータに対しても妥当な評価結果が得られる推定量のことをいう。

能性が低いことを発見している。つまり利益が不正であれば、同じ配当政策を維持できないこととなるため、配当支払企業が不正行為をする可能性は低いという証拠である。実証方法として、ロジットモデルを用いて不正会計を実施したかあるいはしなかったかの二つの企業群を、配当を含むいくつかの財務指標を説明変数として回帰分析を行っている。結果として他の財務指標をコントロールしても配当指標は有効な説明変数であることを示している。

３．２　日本のデータを用いた実証分析

前節の海外の先行研究の分析結果をもとに、本稿では日本経済新聞社が提供するコーポレートガバナンス評価システム（NEEDS-Cges）の明細データ、NEEDS の企業基本（役員情報）データ、NEEDS の企業基本（関係会社）データ、NEEDS の新・大株主関連データ等から作成した 200 個以上の指標を用いて、不正会計とコーポレートガバナンス情報との関係について分析を実施する。また不正会計の予測に有効なコーポレートガバナンス指標を用いて Song et al.（2016）のモデルの再推定も試みる。

分析を実施するデータ期間については、日本経済新聞社が提供する上記のコーポレートガバナンスデータは 2005 年以降のデータとなっているため、その期間に合わせて、課徴金制度が導入された 2005 年以降の証券取引等監視委員会から告発された企業または金融庁から課徴金納付命令が出された企業のうち、有価証券報告書に虚偽記載を行った企業を不正会計企業と定義して、不正会計とコーポレートガバナンスの関係を調査する。また直近数年間では不正会計の対象となる企業のサンプル数が少ないため、最終的な分析データの期間は不正会計のサンプル数がある程度確保されている 2005 年から 2014 年までとしている。なお、その他金融法人及び国際財務報告基準（以降 IFRS 基準と呼称）を採用している企業は分析に用いるデータから除いている。分析に用いたデータの年度別の件数は表 8 のとおりである。

表 8　データ詳細

年度	非不正会計	不正会計	計	不正会計比率
2005	4,742	14	4,756	0.29%
2006	4,686	28	4,714	0.59%
2007	4,632	26	4,658	0.56%
2008	4,387	28	4,415	0.63%
2009	4,295	23	4,318	0.53%
2010	4,184	18	4,202	0.43%
2011	4,058	14	4,072	0.34%
2012	3,965	16	3,981	0.40%
2013	3,958	9	3,967	0.23%
2014	3,973	5	3,978	0.13%
計	42,880	181	43,061	0.42%

表 8 で識別された 181 の不正会計企業とそれ以外の 42,880 の非不正会計企業のコーポレート

ガバナンス指標を比較することで、不正会計を実施した企業の特徴を検出する。コーポレートガバナンス指標の定義を表 9 に、単変量分析の結果を表 10 に示している。表 10 では、不正会計を実施した会計年度とそれ以外の会計年度の各指標の平均値と中央値を要約した上で、その差に関する *t* 検定を行っている。また *t* 検定の結果に合わせて単変量の不正会計判別力を表す AR 値[13)] も示している。

本稿で分析に用いたコーポレートガバナンス指標は 200 指標以上あるが、表 9 及び表 10 では紙幅の問題もあり、以下の三つの条件を同時に満たす指標のみを掲載している。①不正会計サンプル数が 100 個以上計算できている指標、②*t* 検定の結果、想定している符号条件を満たしており、かつ *p* 値が 5%未満である指標、③不正会計の判別力を表す AR 値が比較的高い（0.15 以上）指標を対象として、単変量分析の結果を示している。

「コーポレートガバナンス評価システム（ＮＥＥＤＳ-Ｃｇｅｓ）明細データ」からは、取締役会人数、常務相当以上人数、取締役と執行役員の兼任人数、監査役人数、予想実績乖離・直近期、予想実績乖離・一期前、予想実績乖離・二期前、監査意見フラグ・直近期、監査意見フラグ・一期前、監査意見フラグ・二期前の計 10 指標が不正会計の予測に有効な指標として選ばれている。これらの指標は多くの先行研究でも利用されている指標である。

「企業基本（役員情報）データ」からは、取締役人数、【報酬】取締役: 支給額、【報酬】監査役: 支給額、【合計】取締役: 支給額、【合計】監査役: 支給額の計 5 指標が不正会計の予測に有効な指標として選ばれている。取締役の人数や役員の報酬に関する指標も多くの先行研究で利用されている指標であり、日本のデータにおいてもその有効性が確認されている。

「企業基本（関係会社）データ」からは、連結子会社のうち上場企業数、連結子会社のうち債務超過企業数の 2 指標が不正会計の予測に有効な指標として選ばれている。近年海外の子会社による不正会計の事例が多く発生しており、海外子会社と不正会計の関係について調査を実施する予定だったが、海外の子会社を正確に特定することが難しいことや海外の子会社に対する財務情報がほとんど登録されていない等のデータ上の制約があることから、本稿では子会社と不正会計の関係について調べている。その結果上記の 2 指標が有効な指標として選ばれている。連結子会社のうち上場企業の子会社が多いほど不正会計を実施する確率が低くなる、連結子会社のうち債務超過に陥る子会社が多いほど不正会計を実施する確率が高くなるとの意味合いで 2 指標が選ばれている。

「新・大株主関連データ」からは、株主のうち個人の割合、株主のうち銀行の割合の計 2 指標が不正会計の予測に有効な指標として選ばれている。先行研究で用いられている金融機関持株比率や一般事業法人持株比率と同様に、株式所有構造を表す指標として選ばれている。株主のうち個人の割合については、個人株主の増加が企業経営に対する規律付けの低下を招き、将来の企業業績を悪化させる（石川・久多里、2014）との先行研究があり、個人持株比率と企業

13) AR 値は予測モデルがどの程度の精度で実現した結果を予測できていたかを評価するために利用される指標である。AR 値は 0 から 1 の値をとり、AR 値が 1 に近ければ近いほどモデルの予測結果が良いと判断できる。

表 9　指標の定義

変数名	変数定義
コーポレートガバナンス評価システム（ＮＥＥＤＳ-Ｃｇｅｓ）明細データ	
取締役会人数	取締役の人数
常務相当以上人数	取締役で常務相当以上の人数
取締役と執行役員の兼任人数	執行役員・執行役あるいは実質的な執行業務を兼任する取締役人数
監査役人数	監査役の人数
予想実績乖離・直近期	（直近実績決算期の最終損益－期初予想利益）／直近実績決算期の売上高×100（連結優先）
予想実績乖離・一期前	（一期前実績決算期の最終損益－期初予想利益）／一期前実績決算期の売上高×100（連結優先）
予想実績乖離・二期前	（二期前実績決算期の最終損益－期初予想利益）／二期前実績決算期の売上高×100（連結優先）
監査意見フラグ・直近期	監査意見フラグ・直近期　0：意見なし（初期値）　1：意見あり
監査意見フラグ・一期前	監査意見フラグ・一期前　0：意見なし（初期値）　1：意見あり
監査意見フラグ・二期前	監査意見フラグ・二期前　0：意見なし（初期値）　1：意見あり
企業基本（役員情報）データ	
取締役人数	取締役人数
【報酬】取締役: 支給額	取締役に対する役員報酬支給額
【報酬】監査役: 支給額	監査役に対する役員報酬支給額
【合計】取締役: 支給額	取締役に対する報酬合計支給額
【合計】監査役: 支給額	監査役に対する報酬合計支給額
企業基本（関係会社）データ	
連結子会社のうち上場企業数	連結子会社のうち上場企業の数
連結子会社のうち債務超過企業数	連結子会社のうち債務超過企業の債務超過額
新・大株主関連データ	
株主のうち個人の割合	株主のうち個人の人数／株主数×100
株主のうち銀行の割合	株主のうち銀行の数／株主数×100
その他	
監査法人交代回数	該当する会計年度までに監査法人が交代した回数
継続企業の前提に関する注記有無	継続企業の前提に関する注記がある場合1、それ以外は0

表 10　不正会計の予測に有効な指標

変数名	不正会計企業			非不正会計企業			想定符号	不正会計企業－非不正会計企業			AR値
	N	mean	median	N	mean	median		平均値の差	t 値	p値	
コーポレートガバナンス評価システム（ＮＥＥＤＳ-Ｃｇｅｓ）明細データ											
取締役会人数	139	6.78	6	29,873	7.89	7	-	-1.10	4.37	0.00%	0.23
常務相当以上人数	139	3.24	3	29,873	4.01	3	-	-0.77	3.79	0.02%	0.24
取締役と執行役員の兼任人数	139	5.60	5	29,873	6.89	6	-	-1.29	5.34	0.00%	0.24
監査役人数	139	3.34	3	29,873	3.55	4	-	-0.21	3.30	0.12%	0.16
予想実績乖離・直近期	127	-13.26	-1.89	28,498	-2.52	-0.13	-	-10.75	2.56	1.17%	0.37
予想実績乖離・一期前	120	-17.77	-1.90	27,882	-2.39	-0.14	-	-15.37	3.20	0.18%	0.35
予想実績乖離・二期前	112	-15.87	-1.32	27,170	-2.44	-0.18	-	-13.43	3.05	0.29%	0.25
監査意見フラグ・直近期	139	0.56	1	29,863	0.28	0	+	0.28	-6.55	0.00%	0.28
監査意見フラグ・一期前	139	0.50	1	29,863	0.29	0	+	0.21	-4.96	0.00%	0.21
監査意見フラグ・二期前	139	0.50	1	29,863	0.29	0	+	0.21	-5.02	0.00%	0.21
企業基本（役員情報）データ											
取締役人数	173	6.72	6	37,964	7.70	7	-	-0.98	4.30	0.00%	0.22
【報酬】取締役: 支給額	126	101.17	74.5	26,798	139.46	105	-	-38.28	4.39	0.00%	0.27
【報酬】監査役: 支給額	101	13.85	11	21,122	22.34	16	-	-8.48	8.55	0.00%	0.30
【合計】取締役: 支給額	166	121.44	78.5	34,786	167.00	118	-	-45.56	4.60	0.00%	0.25
【合計】監査役: 支給額	135	16.06	12	28,342	24.18	17	-	-8.12	6.55	0.00%	0.27
企業基本（関係会社）データ											
連結子会社のうち上場企業数	151	5.61	0	33,046	8.40	3	-	-2.79	2.29	2.35%	0.29
連結子会社のうち債務超過企業数	151	0.49	0	33,046	0.11	0	+	0.38	-4.36	0.00%	0.18
新・大株主関連データ											
株主のうち個人の割合	174	39.07	43.33	35,558	27.82	23.33	+	11.25	-5.55	0.00%	0.25
株主のうち銀行の割合	174	14.84	9.38	35,558	21.07	20.00	-	-6.23	4.85	0.00%	0.27
その他											
監査法人交代回数	181	1.01	0	42,880	0.44	0	+	0.57	-4.63	0.00%	0.22
継続企業の前提に関する注記有無	181	0.38	0	42,880	0.04	0	+	0.34	-9.49	0.00%	0.34

業績あるいは企業価値の間にマイナスの関係があるという結果を提示している。また Lichtenberg and Pushner（1994）では、企業において個人株主の果たす役割は非常に消極的なものであると指摘している。これらの先行研究と同様に、個人株主と不正会計の関係分析においても、株主のうち個人の割合が多いほど不正会計を実施する確率が高くなるとの結果が得られている。株主のうち銀行の割合は、金融機関持株比率と同様に、株主のうち銀行の割合が多いほど厳格なモニタリングを通じて経営者の機会主義的行動を抑制でき、不正会計を実施する確率が低くなるとの意味合いで選ばれている。

「その他のデータ」からは、監査法人交代回数、継続企業の前提に関する注記有無の 2 指標が不正会計の予測に有効な指標として選ばれている。該当する会計年度までに監査人が何回交代したかを表す監査法人交代回数は、Johnson（2002）の監査法人の担当年数と同様に、監査法人の交代回数が多いほど不正会計を実施する確率が高くなるとの意味合いで選ばれている。また継続企業の前提に関する注記の有無については、監査意見と同様に、継続企業の前提について注記がある企業は不正会計を実施する確率が高いとの意味合いで選ばれている。監査法人の情報は不正会計の予測に最も重要な要素であり、多くの先行研究では監査法人の情報と不正会計の関係について分析している。監査報酬と不正会計の関係についての分析では本稿で分析した上記の指標以外にも多くの指標が用いられているが、本稿では監査報酬に関する詳細なデータが入手できなかったため他の指標については検討していない。

３．３ Song et al.（2016）モデルの再推定

Song et al.（2016）では、不正会計の実施に影響を与えることが考えられるコーポレートガバナンスについて検討していないことを今後の課題として残している。本稿ではその課題の解決策として、表 10 に掲載した不正会計の予測に有効とされるコーポレートガバナンス指標が実際財務指標と組み合わせてもその有効性を保つことができるかを簡易的に確認する。

方法としては、Song et al.（2016）の財務諸表から計算される指標をもとに構築したモデル 1 に、表 10 のコーポレートガバナンス指標を組み合わせて不正会計予測モデルの構築を試みる。比較対象モデルとして、本稿で用いた分析データに合わせて Song et al.（2016）のモデル 1 を再推定したモデル（以降、財務再推定モデルと呼称）とする。また財務再推定モデルの 6 個の財務指標と表 10 の 21 個のコーポレートガバナンス指標を組み合わせた計 27 個の指標を用いて新たに財務ガバナンスモデルを構築する。27 個の指標については、事前に指標間の相関係数を確認し、相関が高い指標同士では不正会計の判別力が高い指標のみを残しそれ以外の指標は検討対象外とする等の事前処理を実施した上で変数選択を行っている。変数選択については Song et al.（2016）に準ずる形で、符号の制約（予測符号）を設けたロジスティック回帰を実施し、パラメータの推定結果より、p 値が大きい変数から順番に除く制約付き Backward 方式で行う。

財務再推定モデル及び財務ガバナンスモデルの推定結果は表 11 に要約する[14)]。

表 11　モデルの推定結果

説明変数	財務再推定モデル			財務ガバナンスモデル		
	係数	χ^2値	*p*値	係数	χ^2値	*p*値
Intercept	-8.974	378.567	<.0001	-9.353	371.930	<.0001
% Soft assets	0.033	29.622	<.0001	0.031	25.302	<.0001
CFO discretionary accruals AB	9.935	28.868	<.0001	9.627	25.382	<.0001
Actual issuance	1.153	43.728	<.0001	0.991	30.096	<.0001
C score AR	1.357	6.742	0.009			
AB cash flow	-1.051	3.409	0.065			
CORP	0.017	14.831	0.000	0.014	8.850	0.003
株主のうち個人の割合				0.014	15.186	<.0001
監査意見フラグ・直近期				0.778	18.586	<.0001
監査法人交代回数				0.202	11.825	0.001
AR値	0.594			0.611		
不正会計企業年度	155			137		
非不正会計企業年度	34,875			29,637		

モデルの予測精度を表す AR 値から見ると、財務ガバナンスモデルの方が財務再推定モデルに比べて AR 値が高く、不正会計を予測するモデルを構築する際には、財務情報のみならずコーポレートガバナンス情報も加味した方がより判別力の高いモデルが構築できることが確認できる。

表 11 の結果に合わせて、図 1 に金融庁から課徴金納付命令が出された企業におけるモデルの評価結果を比較して示す。図中の順位は、企業ごとに財務再推定モデルと財務ガバナンスモデルの不正会計の実施確率を計算し、その確率の順位を各年度における順位パーセンタイルに変換したものである。順位パーセンタイルは、不正会計の実施確率が高いほど 100%に近づく形で設定している。

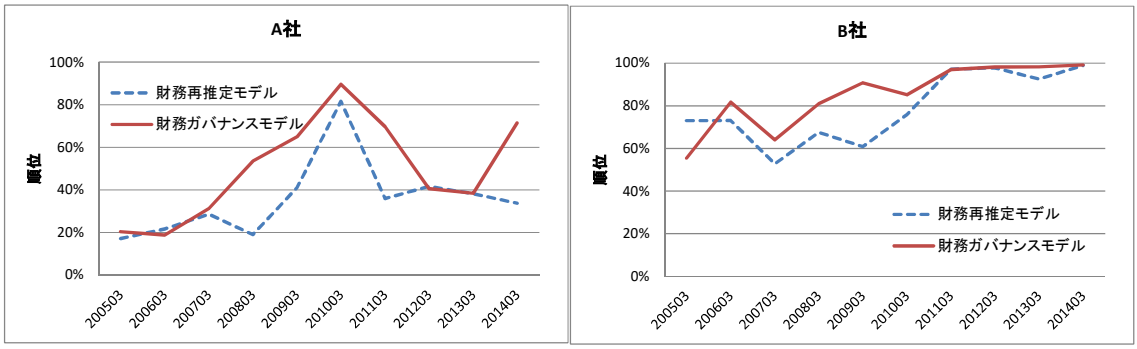


図 1　事例検証

14)　継続企業の前提に関する注記有無は、変数の効き具合が他の変数の 10 倍以上となっており、単変数の効きが強すぎるためモデルに採用していない。単変数の効きが強すぎる場合、その一変数で不正会計確率が評価されることになり、継続企業の前提に関する注記があり・なしによって評価結果が大きく異なり、不安定なモデルになりやすい。そのためこの指標についてはモデルの外側で追加情報として利用することがより望ましい。

A 社、B 社ともに、ほとんどの年度において財務ガバナンスモデルの順位が財務再推定モデルの順位より高くなっており、コーポレートガバナンス情報を用いた財務ガバナンスモデルの有効性が示されている。

Song et al.（2016）では、証券取引等監視委員会から告発または金融庁から課徴金納付命令を受けた企業を不正会計企業とすることによるサンプルセレクションバイアスも限界点として述べているが、本稿の分析においてもその限界点は解決されていない。このような限界点が存在する中で構築したモデルの結果ではあるが、少なくとも不正会計の予測には財務情報だけではなく、コーポレートガバナンス情報も有効な情報であることは実証分析を通して確認されたと考える。今後不正会計サンプルの更なる蓄積に伴い、サンプルセレクションバイアスの改善だけではなく、業種別の特徴や不正手口別の特徴等を加味した異なる視点での分析も可能になると考える。

４．まとめと今後の課題

本稿では不正会計を事前に予測するためのモデルの構築について、海外及び日本国内の先行研究についてレビューを行った。これらの先行研究も大きく二つに分かれており、一つは公表されている財務情報を用いて不正会計を事前に予測する定量アプローチによる研究、もう一つはコーポレートガバナンス情報と不正会計または修正再表示の関係を分析する定性アプローチによる研究である。

公表されている財務情報を用いて不正会計を事前に予測するモデルの構築は古くから行われており、予測精度も一定水準を保っている。日本のデータを用いた研究においても予測精度の高いモデルの構築が可能であることは示されている。

コーポレートガバナンス情報と不正会計または修正再表示の関係については、海外では様々な研究が行われている。日本においては、2006 年から証券取引所が投資家のニーズを受け、上場会社に対し当該情報のみを集約したコーポレートガバナンスに関する報告書の開示を求め、取引所 WEB サイトに掲載することとなった。また 2009 年 12 月 29 日に有価証券上場規程が改定され、コーポレートガバナンス報告書に報告すべき内容に変更が生じた。具体的には、上場会社が「自らのコーポレートガバナンス体制を選択する理由」、「社外取締役に関する事項」、「監査役の機能強化に向けた取組状況」及び「社外役員（社外取締役・社外監査役）の独立性に関する考え方」を記載した同報告書の提出を 2010 年 3 月末までに求めることになった。

このような状況の中で公表されているコーポレートガバナンス報告書の情報がデータベース化されているのは直近 10 年分程度であり、直近 10 年では不正会計と特定されている企業のサンプル数が少ないこともあり、国内では不正会計とコーポレートガバナンスの関係についての直接な研究はさほどない。海外の先行研究で得られている様々な知見が日本のデータにおいても有効であるかどうかについて、本稿では様々なコーポレートガバナンスデータを用いて不正

会計との関係を分析した。その結果、いくつかのコーポレートガバナンス指標は不正会計の判別に非常に有効であることが確認されただけではなく、財務指標と組み合わせてもその有効性が保たれることが確認できた。

企業の不正会計が相次いでいる中で、原則主義を取る国際財務報告基準（以降 IFRS と呼称）適用企業と不正会計の間にはどのような関係があるか。ここでは不正会計予測モデルを用いて企業を評価する際の IFRS 適用企業の現状と課題について解説する。

不正会計を事前に予測するための分析を行う際には、どの企業を不正会計を実施した企業とするかの定義が必要となる。本稿では Song et al.（2016）と同様に、証券取引等監視委員会から告発された企業または金融庁から課徴金納付命令が出された企業を不正会計を実施した企業として分析を実施している。これらの不正会計企業を採用している会計基準別に分類すると大部分は日本基準であり、米国会計基準を採用している企業は数社と極一部である。IFRS を採用している企業ではまだ不正会計の実施事例がないのが現状である。

そのため不正会計予測モデルを用いて IFRS を採用している企業を評価する際には、以下のような課題が残されている。一つは、IFRS を採用している企業は不正会計を予測するための目的変数には含まれておらず、評価結果に対しても妥当性の検証ができないことである。もう一つは、目的変数に含まれていなくても一般的には構築した不正会計予測モデルのパラメータを用いて不正会計確率を計算することは可能であるが、IFRS を採用している企業では会計基準間または会計項目間の読み替えルールが企業毎に異なり、評価可能な入力データを作成するまで工夫が必要であることである。さらに異なる会計基準または会計項目間の読み替えができたとしても、IFRS では項目によって数値が登録されていない場合が多く、同一指標であっても IFRS 採用企業では指標がほとんど計算できず、妥当な評価結果が得られない可能性が高いことも課題として残っている。

IFRS においてはこのような多くの課題が存在しており、様々な制約がある中で IFRS 採用企業でも評価可能な不正会計予測モデルを構築するには、モデルの説明変数の選択において、IFRS で計算可能な説明変数を優先して選択するのが方法の一つであるかもしれない。また IFRS を採用している企業は上場企業全体の極一部であり企業数がまだ比較的に少ないことや不正会計予測モデルで評価する際には上記のような多くの課題が残されていること等を勘案すると、これらの IFRS を採用している企業については不正会計予測モデルによる評価結果だけではなく、企業別の特徴も加味して総合的に評価することがより望ましいと考える。

最後に、不正会計を予測するモデルの構築において、より精度が高く、実務家の目線から見た時より利用しやすいモデルを構築するために考慮すべきいくつかの観点をまとめておく。一つは、本稿の実証分析においては不正会計の実施有無を目的変数として二値分類問題をロジスティック回帰を用いて解いているが、目的変数の作成において 0 と 1 の二値だけではなく、より段階的な目的変数に加工することにより、不正会計の実施確率が低い企業についても多段階の評価を行うことが可能となる。二つ目に、説明変数の作成において、不正会計を実施した理

由・動機等を調査またはヒアリングすることで、不正会計の動機を表す指標を作成することが可能となり、それらの指標が実際モデルに採用されていればより解釈のしやすいモデルの構築が可能となる。三つ目に、モデルの構造において本稿のようにいくつかの説明変数の線形和を用いて直接不正会計の実施確率を算出するのではなく、より数多い説明変数をいくつかの潜在変数に縮約した上でロジスティック回帰を実施する方法もある。そのような方法の一つに、複数の説明変数をいくつかの潜在変数に縮約する主成分分析を実施した上で、それらの主成分を説明変数としてロジスティック回帰を実施する二段階の分析による方法がある。ただしこの場合数多い説明変数を不正会計の実施確率の算出に反映することは可能だが、それぞれの主成分が目的変数である不正会計の実施有無を考慮しない事前学習なしの方法による分析であるため、必ずしもロジットモデルに比べて不正会計の予測精度が高いモデルが構築できるとは限らない。このような欠点を考慮したもう一つの分析手法が部分最小二乗回帰であり、潜在変数を求める際に潜在変数の値と目的変数の間の共分散が最大となるように潜在変数を決定することによって、潜在変数が不正会計を説明しやすいように決まる。その結果主成分回帰モデルに比べて不正会計の予測に対する説明力が高いモデルが構築可能となる。そのため今後のモデル構築においてはこれらの視点も重要なポイントとなると考えられる。

参考文献

Agrawal, A., and S. Chadha. 2005. Corporate Governance and Accounting Scandals. *Journal of Law and Economics* XLVIII: pp.371-406.

Asthana, S. C., and J. P. Boone. 2012. Abnormal Audit Fee and Audit Quality. *A Journal of Practice & Theory* 31(3): pp.1-22.

Barton, J., and P. Simko. 2002. The balance sheet as an earnings management constraint. *The Accounting Review* 77 (Supplement): pp.1-27.

Basu, S. 1997. The conservatism principle and the asymmetric timeliness of earnings. *Journal of Accounting and Economics* 24 (1): pp.3-37.

Beasley, M. S. 1996. An Empirical Analysis of the Relation Between the Board of Director Composition and Financial Statement Fraud. *The Accounting Review* 71 (4): pp.443-465.

Beneish, M. D. 1999a. The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal* 55 (5): pp.24-36.

Brazel, J. F., K. L. Jones, and M. F. Zimbelman. 2009. Using nonfinancial measures to assess fraud risk. *Journal of Accounting Research* 47 (5): pp.1135-1166.

Caskey. J., and M. Hanlon. 2013. Dividend Policy at Firms Accused of Accounting Fraud. *Contemporary Accounting Research* 30(2): pp.818-850.

Casterella, J. R., J. R. Francis, B. L. Lewis, and P. L. Walker. 2004. Auditor Industry Specialization, Client Bargaining Power, and Audit Pricing. *A Journal of Practice & Theory* 23 (1): pp.123-140.

Chan, P. K., and S. J. Stolfo. 1998. Toward Scalable Learning with Non-uniform Class and Cost Distributions: A Case Study in Credit Card Fraud Detection. *KDD*: pp.164-168.

Dechow, P. M., R. G. Sloan, and A. P. Sweeney. 1995. Detecting earnings management. *The Accounting Review* 70 (2): pp.193-226.

Dechow, P. M., R. G. Sloan, and A. P. Sweeney. 1996. Causes and Consequences of Earnings Manipulation: An Analysis of Firms Subject to Enforcement Actions by the SEC. *Contemporary Accounting Research* 13 (l): pp.1-36.

Dechow, P. M., S. P. Kothari, R. L. Watts. 1998. The Relation between Earnings and Cash Flows. *Journal of Accounting and Economics* 25 (2): pp.133-168.

Dechow, P. M., W. Ge, C. R. Larson, and R. G. Sloan. 2011. Predicting material accounting misstatements. *Contemporary Accounting Research* 28: pp.17-82.

Ettredge, M., L. Sun, P. Lee, and A. Anandarajan. 2008. Is earnings fraud associated with high deferred tax and/or book minus tax levels? *A Journal of Practice & Theory* 27 (1): pp.1-33.

Fanning, K. M., and K. O. Cogger. 1998. Neural Network Detection of Management Fraud Using Published Financial Data. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance &*

Management 7 (1): pp.21-41.

Graham, J., C. Harvey, and S. Rajgopal. 2005. The economic implications of corporate financial reporting. *Journal of Accounting and Economics* 40 (1-3): pp.3-73.

Green, B. P., and J. H. Choi. 1997. Assessing the Risk of Management Fraud Through Neural Network Technology. *A Journal of Practice & Theory* 16(1): pp.14-28.

Johnson, V. E., I. K. Khurana, and J. K. Reynolds. 2002. Audit-Firm Tenure and the Quality of Financial Reports. *Contemporary Accounting Research* 19 (4): pp.637-660.

Jones, J. J. 1991. Earnings Management During Import Relief Investigations. *Journal of Accounting Research* 29 (2): pp.193-228.

Kasznik, R. 1999. On the association between voluntary disclosure and earnings management. *Journal of Accounting Research* 37 (1): pp.57-81.

Khan, M.N., and R. L. Watts. 2009. Estimation and empirical properties of a firm-year measure of accounting conservatism. *Journal of Accounting & Economics* 48 (2-3): pp.132-150.

Kothari, S. P., A. Leone, and C. Wasley. 2005. Performance-matched discretionary accrual measures. *Journal of Accounting and Economics* 39 (1): pp.163-197.

Lee, T., R. Ingram, and T. Howard. 1999. The difference between earnings and operating cash flow as an indicator of financial reporting fraud. *Contemporary Accounting Research* 16(4): pp.749-786.

Lichtenberg, F. R. and G. M. Pushner 1994. Ownership Structure and Corporate Performance in Japan. *Japan and the World Economy* 6 (3): pp.239-261.

Lin, J., M. Hwang, and J. Becker. 2003. A fuzzy neural network for assessing the risk of fraudulent financial reporting. *Managerial Auditing Journal* 18 (8): pp.657-665.

Perols, J. L. 2011. Financial statement fraud detection: An analysis of statistical and machine learning algorithms. *A Journal of Practice & Theory* 30 (2): pp.19-50.

Perols, J., and B. Lougee. 2009. Prior earnings management, forecast attainment, unexpected revenue peremployee, and fraud. *InThe Proceedings of the American Accounting Association Western Region Annual Meeting, San Diego, CA*.

Perols, J. L., R. M. Bowen, C. Zimmermann, and B. Samba. 2017. Finding Needles in a Haystack: Using Data Analytics to Improve Fraud Prediction. *The Accounting Review* 92 (2): pp.221-245.

Richardson, S., R. G. Sloan, M. Soliman, and I. Tuna. 2005. Accrual reliability, earnings persistence, and stock prices. *Journal of Accounting and Economics* 39 (3): pp.437-485.

Roychowdhury, S. 2006. Earnings management through real activities manipulation. *Journal of Accounting and Economics* 42 (3): pp.335-370.

Schrand, C. M., and S. L. C. Zechman. 2012. Executive overconfidence and the slippery slope to financial misreporting. *Journal of Accounting and Economics* 53(1-2): pp.311-329.

Song, M., N. Oshiro, and A. Shuto. 2016. Predicting Accounting Fraud: Evidence from Japan. *The*

Japanese Accounting Review 6: pp.17-63.

Watts, R. L. 2003. Conservatism in accounting part I: Explanations and implications. *Accounting Horizons* 17 (3): pp.207-221.

West, J., and M. Bhattacharya. 2016. Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review. *Computers & Security* 57: pp.47-66.

石川博行・久多里桐子（2014）「個人株主開拓が将来業績に与える影響」『會計』第 186 巻第 1 号，pp. 56-70.

大城直人（2014）「不正会計の早期発見に関する海外調査・研究報告書」金融庁金融研究センター　DP2014-6.

奥村雅史（2014）『利益情報の訂正と株式市場』中央経済社.

首藤昭信（2010）『日本企業の利益調整－理論と実証－』中央経済社.

須田一幸（2000）『財務会計の機能－理論と実証－』白桃書房.

金融庁金融研究センター

〒100-8967　東京都千代田区霞ヶ関 3-2-1
中央合同庁舎 7 号館　金融庁 15 階

TEL：03-3506-6000（内線 3552）
FAX：03-3506-6716
URL：http://www.fsa.go.jp/frtc/index.html