

# 利益の質による企業分析についての考察(3)

—Beneish モデルによる不正会計の予測—

A Study on Business Analysis and Valuation Using Quality of Earnings(3)  
—Predicting Accounting Fraud Using Beneish Model—

一ノ宮 士郎

Shiro Ichinomiya

専修大学経営学部

School of Business Administration, Senshu University

## ■キーワード

不正会計, 不正会計予測, Beneish モデル, M スコア

## ■論文要旨

本稿は、不正会計予測モデルとして Beneish モデルを取り上げ、我が国の不正会計事例について、不正会計の判別力を不正発覚前に遡って検証した。不正会計判別力に関しては、複雑なモデルや AI より必ずしも高くはないものの、モデルとして汎用的かつ簡便であり、一般投資家等にとって Beneish モデルの利便性が認められる。また、8変数モデルより5変数モデルにおける不正会計判別力の有効性の高さが海外の研究結果として指摘されており、我が国でも同様に5変数モデルの有効性が確認された。

## ■Key Words

Accounting Fraud, Fraud Prediction, Beneish Model, M-Score

## ■Abstract

This paper takes up the Beneish model as the accounting fraud prediction model, and examines the discriminating power of accounting fraud cases in Japan retroactively before the discovery of fraud. The discriminating power is not necessarily higher than that of complicated models or AI, but it is versatile and simple as a prediction model, the convenience of the Beneish model is recognized by general investors. In addition, the high effectiveness of discriminating power in the 5-variable model has been pointed out as a result of overseas research from the 8-variable model, and the effectiveness of the 5-variable model has been confirmed in Japan as well.

受付日 2021年4月1日  
受理日 2021年4月27日

Received 1 April 2021  
Accepted 27 April 2021

## 1 はじめに

ゼロ金利政策が続き、預金から投資へのニーズが増している。特に若い世代の投資に対する関心は以前にも増して高まっているように感じられる。投資と言っても、国債やETFに投資を行う場合もあれば、積極的に個別企業の株式や債券に投資をする場合もある。企業の株式等に投資をする場合、キャピタルゲインを得る可能性がある反面、逆になる場合もあるように当然ながら元本の保証がある訳ではない。最悪の場合、投資先が倒産し株式や債券が単なる紙切れになる恐れもある。機関投資家のような専門家であれば、独自の調査・分析に基づき銘柄選択等を行い、投資に伴うリスクヘッジを行いつつも、同時に相応のリターンを狙っていることが通常であろう。しかし、株式のようなリスク資産に投資を行う場合、AIを含む高度な分析が可能なデジタル環境が整いつつあるとは言え、全ての個人投資家の状況が同じとは限らない。

ETFに限定したり、あるいは専門家の推奨に従うという投資スタンスもあろうが、少しでも市場平均を上回るリターンを求めて自分で銘柄選択等をしたという個人投資家の投資ニーズがあるのもまた事実である。またかつてに比べて企業の財務・非財務情報ははじめとした情報開示は年々充実してきており、証券投資分析を行う環境は格段に向上している。AIでなくとも、これらの情報を駆使して個人投資家が自分で企業分析を行い、投資を行えるようになったのが現在の社会であると言っても過言ではなからう。様々なタイプの投資家から幅広い資金を資本市場に集めるためには、投資家のタイプに応じた選択の余地のある様々な会計情報等の分析手法や投資手法があってしかるべきだろう。

前述したように、投資に伴う最悪のリスクは、倒産リスクである。このリスクを低減させるため、実務あるいは学術的に長らく倒産予測モデル

の研究が行われてきた歴史がある。既に発表されてから相当の年数が経過している古典的とも言える Altman の倒産予測モデル (Altman, 1968) は国内外で依然として利用されている。多くの倒産予測モデルが提唱されてきたにもかかわらず、Altman の倒産予測モデルのごとき古典的モデルが利用され続けている要因としては、丁寧な個別企業の分析の有用は言うまでもないが、利用可能なモデルとしての簡便性が支持されているのではないだろうか。

倒産予測であろうが、あるいは本稿の目的である不正会計予測であろうが、実務的には確かに高度な判別力は大変重要である。一方で、判別力はやや劣るものの、容易にかつ安価に利用可能なモデルであるかどうかというニーズも残っていると推測される。これからの投資家の裾野の広がりを踏まえたならば、多様な投資家ニーズに応えられるような簡便なツールを見出していくことも学術的には意義があろう。

不正会計に関しては、昨今AIを始めとした機械学習などの新たなツールが開発され、実務でも利用されている (首藤, 2020)。一方で不正会計の発覚に伴う不測の事態を回避するためには、AIなどに依存しなくとも、利用可能な予測モデルも存在している。様々なモデルが提唱されており (一ノ宮, 2020)、代表的なモデルとして挙げるならば、利益の質を識別するためのスコアリングモデルとしても利用されている Beneish モデルがある (Beneish, 1999)。Beneish モデルは、不正会計予測モデルとして理解されている場合も多く、後述するようにモデルの構造は、公表財務諸表から得られた財務データを判別分析に基づくモデル式に代入し M-Score を算出するというシンプルなものである。

本稿の目的は、Altman の倒産予測モデルに比べて、我が国では比較的注目を浴びることが少なかった Beneish モデルを取り上げ (一ノ宮, 2020)、不正会計の予測がどの程度可能かを実証的に明らかにすることである。既に諸外国で数多くの実証研究が積み重ねられているものの、

Beneish モデルの実証研究自体が我が国では圧倒的に少ない。注目されなかった要因は必ずしも明確ではない。逆に言えば先行研究の少なさに鑑み、Beneish モデルの不正会計予測力を我が国のデータで検証する意義は高いとも考えられる。実証的にモデルの有効性が明らかになれば、我が国でも Beneish モデルに対して海外並みに目を向ける契機になるのではないだろうか。

本稿の構成は、まず Beneish モデルの概要を述べた後、不正会計予測に関する先行研究結果を整理して、我が国の事例に基づき不正会計の判別力を検討するとともに、Beneish モデルの修正版も提唱されていることから (Roxas, 2011)、複数のモデルで不正会計判別力の比較検証も試みる。最後に結論としてまとめた上で、残された課題を明らかにする。

## 2 Beneish モデルと不正会計予測

### 2.1 Beneish モデルの概要

Beneish モデルの構造自体は、複雑な処理を伴うことなく、一般的な財務諸表に関する知識さえあれば、誰にでも利用することが可能なモデルである。モデルの適用結果は M-Score という単一数値で示され、M-Score を不正会計判別のベンチマークとなる基準値と比較して不正会計の可能性を検討すれば良いようになっている (Beneish, 1999)。

このように財務諸表さえ手に入れば、素人でも簡単に不正会計予測が実行可能であるところは最大の利点である。海外において Beneish モデルの先行研究が多く発表されているのは、かかる利用しやすさというメリットの反映でもあろう。とりわけ高度な統計処理を行うことなく、財務データに基づき M-Score を算出し、基準値と比較さえすれば、不正会計の可能性の目安を手に入れられる点は、Altman の倒産予測モデルと並ぶところと言え、実務で支持される根拠となっているものと推測される。

Beneish モデルによる M-Score は、一般に以下の計算式で求められる (Beneish, 1999)。

$$M\text{-Score} = -4.84 + 0.92 \text{ DSRI} + 0.528 \text{ GMI} + 0.404 \text{ AQI} + 0.892 \text{ SGI} + 0.115 \text{ DEPI} - 0.172 \text{ SGAI} + 4.679 \text{ TATA} - 0.327 \text{ LEVI}$$

計算式で使用される変数は、(1) 売掛金回転期間指数 (DSRI)、(2) 売上総利益率指数 (GMI)、(3) 資産品質指数 (AQI)、(4) 売上成長指数 (SGI)、(5) 減価償却指数 (DEPI)、(6) 販売費・一般管理費指数 (SGAI)、(7) 会計発生高指数 (TATA)、(8) レバレッジ指数 (LEVI) の 8 変数となっている。各変数について簡単に述べれば、次の通りである。

(1) 売掛金回転期間指数 (DSRI : Day's Sales Receivable Index)

前期と当期の売掛金回転期間を比較し、回転期間の変動状況を評価する指標である。計算式は、以下の通りであり、指標の長期化は、架空売上等の売上操作の可能性を示唆するという考え方に基づくものである。我が国と異なる商慣習から、手形を含まない売掛金に限定されている点は特徴的である。

$$(\text{売掛金}_t / \text{売上高}_t) / (\text{売掛金}_{t-1} / \text{売上高}_{t-1})$$

(2) 売上総利益率指数 (GMI : Gross Margin Index)

前期と当期の売上総利益率を比較した指標である。売上総利益率の棄損が一般的な収益力の低下につながり、結果的に不正会計を惹起するに至る可能性がある点を踏まえた指標である。計算式は、以下の通りである。

$$\text{売上総利益率}_{t-1} / \text{売上総利益率}_t$$

(3) 資産品質指数 (AQI : Asset Quality Index)

総資産の内、有形固定資産と流動資産を除いた資産には、不正会計で操作される恐れがある点を踏まえ、残余部分の資産が総資産に占める割合を資産品質と定義し、前期と当期を比較した指標である。計算式は、以下の通りである。

$$[1 - (\text{有形固定資産}_t + \text{流動資産}_t) / \text{総資産}_t] / [1 - (\text{有形固定資産}_{t-1} + \text{流動資産}_{t-1}) / \text{総資産}_{t-1}]$$

(4) 売上成長指数 (SGI : Sales Growth Index)

売上伸びは企業成長の証しであるものの、成長途上あるいは急成長企業は、企業内外からの圧力に晒されやすく、相対的に不正会計に手を染める可能性が高いという認識から採用された指標である。計算式は、以下の通りである。  
売上高<sub>t</sub>/売上高<sub>t-1</sub>

(5) 減価償却指数 (DEPI ; Depreciation index)

一般的に設備投資に伴う減価償却負担は不正会計や倒産にもつながりやすく、減価償却率を比較した指標が1を超えるならば、償却費操作による利益嵩上げの可能性もあることを反映した指標である。計算式は、以下の通りである。  
[減価償却費<sub>t-1</sub>/(減価償却費<sub>t-1</sub>+有形固定資産<sub>t-1</sub>)]/[減価償却費<sub>t</sub>/(減価償却費<sub>t</sub>+有形固定資産<sub>t</sub>)]

(6) 販売費及び一般管理費指数 (SGAI ; Sales, General and Administrative Expenses Index)

売上高に占める販売費・一般管理費の割合は、費用負担を示すのみならず、売上伸びとアンバランスならば、将来の収益力の危険信号となり、不正会計の兆候となり得る点を反映した指標である。計算式は、以下の通りである。  
(販売費及び一般管理費<sub>t</sub>/売上高<sub>t</sub>)/(販売費及び一般管理費<sub>t-1</sub>/売上高<sub>t-1</sub>)

(7) 会計発生高指数 (TATA ; Total Accruals to Total Assets)

会計発生高 (accounting accruals) は、利益とキャッシュ・フローとの差額であり、会計発生高を操作することによって、利益操作を行うことが可能となる。このため、一般に不正会計予測では会計発生高が有用とされる (Dechow et al., 2011)。よって会計発生高指数は、会計発生高が総資産に占める割合を算出し、比率が高いならば不正会計の兆候があるとする。会計発生高自体の算出には、確立されたものはなく、統計的推計が必要となることも多いが、本稿では経常利益と営業キャッシュ・フローとの差という簡便法を採用した<sup>1)</sup>。計算式は、以下の通りである。

(経常利益<sub>t</sub>-営業キャッシュ・フロー<sub>t</sub>)/総資

産<sub>t</sub>

(8) レバレッジ指数 (LEVI ; Leverage Index)

負債利用によるレバレッジを効かせた資本構成かどうかは、企業の存続にも影響する (Altman, 1968)。負債の総資産に占める割合が増加している場合、不正会計の可能性も高くなるという認識から採用された指標である。計算式は、以下の通りである。

[(流動負債<sub>t</sub>+固定負債<sub>t</sub>)/総資産<sub>t</sub>]/[(流動負債<sub>t-1</sub>+固定負債<sub>t-1</sub>)/総資産<sub>t-1</sub>]

以上の変数をモデルに代入し、M-Score がベンチマークである -1.78 を上回る場合には、不正会計の可能性があることが示唆される (Beneish, 1999)。また前述した8変数の内、販売費・一般管理費指数 (SGAI) ・会計発生高指数 (TATA) ・レバレッジ指数 (LEVI) を除いた5変数モデルも提唱されている (例えば, Roxas, 2011)<sup>2)</sup>。

2.2 Beneish モデルによる不正会計予測の先行研究

Beneish モデルを利用した不正会計予測に関する先行研究は数多いが、最近の実証研究を中心に概観してみよう。

今世紀最大の不正会計事件であった米国の Enron を題材とした先行研究については、例えば Mahama (2015)、Chadha (2016)、MacCarthy (2017) は、比較対象として利用されることの多い倒産予測の Altman モデルと対比させ、Altman モデルでは識別できないにもかかわらず、Beneish モデルが Enron の不正会計の兆候を識別し得たことで不正会計予測モデルとしての有用性を確認している。

Bhavani and Amponsah (2017) は、大規模な不正会計が発覚した東芝を対象に、Beneish モデルによる検証を行ったものである。Enron のケースと異なり、不正会計予測の点では有効性に欠けているとする。逆に倒産予測の Altman モデルが有効であったという結論を明らかにしている<sup>3)</sup>。

一方、我が国での Beneish モデルによる実証研究としては、例えば e ワラント証券株式会社投資

情報室 (2013) と安・金川 (2019) が挙げられる<sup>4)</sup>。但し、e ワラント証券株式会社投資情報室 (2013) と安・金川 (2019) は M-Score により、直接不正会計の予測を行っていない点に、本稿と異なり注意したい。

e ワラント証券株式会社投資情報室 (2013) は、直接的に不正会計予測をテーマとしたものではないものの、投資判断に活用することを念頭に、M-Score と利益操作の関連を検証している。例えば 2013 年時点で東証開示注意銘柄を対象に、M-Score の推移から事前に注意銘柄指定を予測できたかを分析したところ、66% の識別力があったことを報告している<sup>5)</sup>。

次いで安・金川 (2019) は、我が国における訂正事例 (2009 年～2018 年) 81 件をサンプルとして Beneish モデルを適用し、コントロールサンプルとの比較分析を行っている。M-Score 自体を検証しているものではなく、Beneish モデルの説明変数の内どの変数が不正会計と関連するかを分析したものである。

## 3 リサーチデザイン

### 3.1 サンプル

本稿では、不正会計のサンプルとして、業種の多様性を理由に 2018 年中に不正会計が発覚した事例 18 社を選択した (図表 1)。不正会計予測モデルの実証分析は、不正・非不正事例をサンプルとして、不正会計の判別力を検証するが多い。本稿は、不正会計を実施したことが判明したサンプルだけを対象に、Beneish モデルが不正会計事例をどの程度正しく識別できるかを検討することに絞った結果、先行研究のように非不正事例をサンプルに含めていない。さらに、単年度という時点の限定もあり、全体としてのサンプル数はかなり少なくなっている。

図表 1 にあるように、不正会計事例自体は 18 社あるものの、東芝テック、日産自動車、ソルガム・ジャパン・ホールディングスの 3 社は、他の事例と異なり不正会計の開始年度が必ずしも明確ではないため、サンプルから除外してある。従って、会社ベースで見れば、15 社が検証対象のサンプルである<sup>6)</sup>。

図表 1 サンプル企業一覧

証券コード	会社名	業種	開始年度	子会社利用
7215	ファルテック	輸送機器	2012	○
4347	ブロードメディア	情報通信	2008	○
6588	東芝テック	電気機器	—	○
8032	日本紙パルプ商事	卸売	2012	○
4028	石原産業	化学	2011	○
7519	五洋インテックス	卸売	2015	
6072	地盤ネットホールディングス	サービス	2018	○
6064	アクトコール	不動産	2012	
1711	省電舎ホールディングス	エネルギー	2014	
6465	ホシザキ	その他製造	2013	○
1873	日本ハウスホールディングス	不動産	2017	
5781	東邦金属	非鉄金属	2014	
3686	ディー・エル・イー	サービス	2015	
7201	日産自動車	輸送機器	—	
7997	くろがね工作所	その他製造	2013	
3803	イメージ情報開発	情報通信	2014	
6636	ソルガム・ジャパン・ホールディングス	サービス	—	
3445	R S テクノロジーズ	情報通信	2015	

(出所) 筆者作成。

しかし本稿では、原則として不正会計発覚の5年前まで遡及したバックテストを行う結果（15社×5期）、データを取得できなかったケース（4社・期）を除いた全体サンプル数は71社・期となった。なお、M-Score算出に際しては、不正会計が発覚する前の未訂正数値を使用するため、サンプルの連結財務データは訂正報告書提出前のデータを使用しており、全て有価証券報告書より手入力で処理している。連結財務データが入手できない場合には、個別財務データで代用している。

### 3.2 分析アプローチ

Beneishモデルを適用したM-Scoreによる不正会計の検証は、単年度のみで実施している先行研究が一般的である。限られたサンプル数で検証するため、Beneishモデルの有用性検証には単年度だけで十分とは言えない。そこで、不正発覚の5年前まで遡及して時系列比較が可能なバックテストを試みた。従って、M-Scoreの算出は企業・年度毎に行う。時系列比較を行うことによって、M-Scoreが企業・年度毎に変化するのか、どの時点で不正会計の危険信号が出るのか等、先行研究ではあまり明確に述べられていなかった点も明らかにしてみたい。

算出されたM-Scoreを評価するためのベンチマークについても、Beneishモデルの内8変数モデルの場合、現在は2種類（-1.78と-2.22）が提唱されている（一ノ宮, 2020）。またM-Scoreの算出自体にも、8変数モデルのみならず、5変数モデルも提唱されている（例えば、Roxas, 2011）。本稿では、複数のベンチマークによるM-Scoreの評

価だけでなく、複数のモデルによるM-Score算出も試み、モデルによる不正会計予測に優劣の違いがあるのかも検証する。

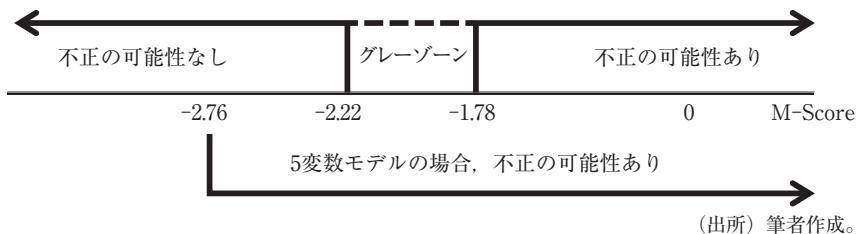
なおM-Scoreの評価をするためのベンチマークは図表2のように示すことができる。

M-Score自体は、マイナスあるいはプラスいずれの値にもなり得る。重要な点は、図表2で示されたベンチマークを分岐点として大小どちらの方向にM-Scoreが位置づけられているのかということである。ベンチマークよりも値が大きい位置にM-Scoreがある場合には、不正会計の可能性が認められるとされる（Beneish, 1999）。逆にベンチマークよりも小さいM-Scoreの場合には、不正会計の疑いが小さくなるということになる。図表2の上段の8変数モデルでも、異なるベンチマークがあるため、グレーゾーン（-2.22と-1.78の間）が存在する。仮にサンプルがこのグレーゾーンに位置づけられた場合は、評価が分かれるところである。5変数モデルはどちらも包含しているため、この問題は起きない。なお、本稿では便宜上8変数モデルについては、ベンチマークの違いに応じて8変数Aモデル（-1.78の場合）と8変数Bモデル（-2.22の場合）に区別している。

## 4 結果と解釈

不正会計発覚年（t）を基準として、過去5年前まで遡るバックテストを行い、Beneishモデルで算出したM-Scoreを手掛かりに、不正会計発覚の前年から5年前まで遡った場合に、何件の不正会計を判別し得たのかを整理した結果が図表3であ

図表2 モデル別のベンチマーク比較



る。不正会計の判別の有無に関する判断は、図表2に図示したベンチマークに基づいてそれぞれ行った<sup>7)</sup>。

図表3 不正会計判別結果  
(単位：件数)

	M-Score			n
	8変数A	8変数B	5変数	
基準値	> -1.78	> -2.22	> -2.76	71
t-5	1	2	2	9
t-4	2	3	3	10
t-3	1	3	5	11
t-2	3	4	6	12
t-1	3	8	8	14
t(発覚年)	4	5	6	15

(出所) 筆者作成。

不正会計を判別し得た件数が最も高い結果となったのは、5変数モデルであった。8変数モデルの場合も、グレーゾーンを含めた8変数Bモデルの方がAモデルよりも判別力は高かった。また不正会計の発覚した年に近づくにつれて、いずれのモデルでも不正会計を判別する件数が増加していること、つまり不正会計判別の感度がアップしていること、加えてBeneishモデルでは、不正会計発覚の概ね2~3年前を境として不正会計判別件数が増加する傾向にあることも分かる<sup>8)</sup>。

参考までに、モデルの違いによる不正会計判別に違いがあるかどうかを、比率の差の検定で検証した。同じBeneishモデルであっても、5%水準でM-Score算出には統計的有意差が認められ、モデル間に差のあることが分かる(図表4)。

図表4 比率の差の検定結果

	正	誤	計
M-Score (8変数A)	14	57	71
M-Score (8変数B)	25	46	71
M-Score (5変数)	30	41	71
計	69	144	213

$\chi^2 = 8.618$   $p < 0.05$

(出所) 筆者作成。

前述の判別結果(図表3)は、年度毎にそれぞれ何件の不正会計を判別し得たのかを問うものであり、同一企業が複数回カウントされている。一方、それぞれのモデルによって不正会計を企業レベルで判別できていたかという違いに関して検証したところ、8変数モデルの場合15社中7社(47%)、5変数モデルの場合15社中13社(87%)となり、5変数モデルの判別力は企業レベルにおいても際立って高く、サンプル企業のほとんどを不正会計発覚以前の段階から不正の兆候ありとして判別していたことが分かった。

図表5は、モデル別のM-Scoreの推移(基本統計量)をまとめたものである。不正会計が発覚するまでの経時的M-Scoreの平均値・中央値は、例外はあるものの概ね低下する傾向(マイナス符号のため、数値としては増大)のあることが確認できる。つまりベンチマークを踏まえれば、不正会計発覚年に接近するにつれて、徐々にM-Scoreが不正会計の存在可能性を示唆していると解釈できる。この点では、8変数モデルでも5変数モデルでも、モデルによる差異はないように思われる

図表5 モデル別のM-Scoreの基本統計量推移

	t-5	t-4	t-3	t-2	t-1	t(発覚年)	合計
n	9	10	11	12	14	15	71
M-Score (8変数)							
平均値	-2.4133	-2.3230	-2.5018	-2.1433	-2.0707	-2.2000	-2.2561
中央値	-2.5800	-2.5200	-2.5700	-2.4000	-2.0700	-2.3600	-2.4200
標準偏差	0.7578	0.8548	0.5036	0.8520	0.9837	0.9506	0.8327
M-Score (5変数)							
平均値	-2.7589	-2.9360	-2.8518	-2.5433	-2.5907	-2.5653	-2.6877
中央値	-2.8400	-3.0000	-2.8000	-2.7600	-2.6550	-2.8500	-2.8400
標準偏差	0.6444	0.3657	0.3062	0.6633	0.6798	0.7423	0.6046

(出所) 筆者作成。

(但し、5変数モデルの方がM-Scoreのバラツキは少ない)。

次に、M-Score算出の説明変数の中で、何が一体M-Scoreに対して重要な影響を及ぼしているのかを確認してみたい。影響度合いは当然ながらサンプルの違いによって同じとは限らない。しかし、不正会計の有無を詳細に検証する次のステップに進むための事前作業として、不正会計が行われた可能性のある領域をある程度特定しておくことは実務上重要である。Beneishモデルの場合、説明変数毎にもベンチマークがあることから、不正会計の懸念のある説明変数を手掛かりとして、本格的に不正会計の有無を追求することが可能である。この点も、Beneishモデルの実務的に有用なツールとして評価できるところであろう。

図表6は、Beneishモデル(8変数モデル・5変数モデルどちらにも共通)の説明変数毎のベンチマークと不正会計発覚年(t)を基準とした過去5年前まで遡るバックテストについての判定結果(説明変数毎のベンチマークに抵触した件数)を整理したものである。

説明変数によっては、5年前から不正会計の兆候を示唆しているものもあれば、不正会計発覚年の直前になってから兆候を示すもの、さらに5年前から継続的に不正会計の疑いを示しているものなど様々な態様が確認できる。ある意味で不正会計に対する説明変数毎の感度の違いが表れていることになろう<sup>9)</sup>。

図表7は、件数表示である図表6を、年度毎のサンプル数を分母としてベンチマーク抵触件数を分子にして比率換算したものである。どの説明変数がベンチマークに抵触しているのか、M-Score算出に影響しているのかなどを確認できる。本稿のサンプルでは、減価償却指数(DEPI)、販売費・一般管理費指数(SGAI)、レバレッジ指数(LEVI)の3変数が異常を示す平均的な傾向を見せていること、販売費・一般管理費指数(SGAI)は相対的に早期から異常を示す傾向のあることが認められた。これは、売上高操作に加え、サンプルとした不正会計が、費用(引当金や営業費用)操作・借入金の過少計上等により実施されていたことを反映している結果と推測される。

図表6 説明変数毎のベンチマーク抵触件数

	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	LEVI	TATA	M-Score(8変数)	M-Score(5変数)	n
基準値	>1.031	>1.014	>1.039	>1.134	>1	>1	<1	>0.018	>-1.78	>-2.22	>-2.76
t-5	4	3	5	1	3	7	2	2	1	2	9
t-4	2	5	4	0	6	6	8	3	2	3	10
t-3	5	6	4	2	8	7	8	3	1	3	11
t-2	3	7	6	5	9	4	4	4	3	4	12
t-1	8	3	7	6	3	6	6	9	3	8	14
t(発覚年)	6	7	6	5	7	8	10	7	4	5	15

(出所)筆者作成。

図表7 ベンチマーク抵触比率推移

比率換算	DSRI	GMI	AQI	SGI	DEPI	SGAI	LEVI	TATA	M-Score(8変数)	M-Score(5変数)	
基準値	>1.031	>1.014	>1.039	>1.134	>1	>1	<1	>0.018	>-1.78	>-2.22	>-2.76
	n=71										
t-5	0.444	0.333	0.556	0.111	0.333	0.778	0.222	0.222	0.111	0.222	0.222
t-4	0.200	0.500	0.400	0.000	0.600	0.600	0.800	0.300	0.200	0.300	0.300
t-3	0.455	0.545	0.364	0.182	0.727	0.636	0.727	0.273	0.091	0.273	0.455
t-2	0.250	0.583	0.500	0.417	0.750	0.333	0.333	0.333	0.250	0.333	0.500
t-1	0.571	0.214	0.500	0.429	0.214	0.429	0.429	0.643	0.214	0.571	0.571
t(発覚年)	0.400	0.467	0.400	0.333	0.467	0.533	0.667	0.467	0.267	0.333	0.400
平均	0.387	0.441	0.453	0.245	0.515	0.552	0.530	0.373	0.189	0.339	0.408

(出所)筆者作成。



## 5 | 結論

本稿では、不正会計予測モデルの代表例として Beneish モデルを取り上げた。同モデルから算出される M-Score を手掛かりとして、既に我が国において不正会計が発覚している事例をサンプルとした場合、Beneish モデルがどの程度不正会計を判別可能かどうかを検証した。我が国の不正会計事例だけを対象として、Beneish モデルの有効性を検証したものであることに加え、不正会計発覚前に遡るバックテストをすることによって、事前に不正会計を識別していたか併せて検証したところにも本稿の特色がある。

さらに、Beneish モデルには、8 変数モデルと 5 変数モデルがあるが、我が国の先行研究で両者を検証したものは見当たらず、M-Score に基づいて直接不正会計の判別力の検証を実施したところにも本稿の新規性がある。

2018 年に不正会計が発覚した事例に限定した本稿の検証結果として、概ね 60% 程度の精度で不正会計を判別することができた。一般的に不正会計予測モデルの判別力は、60%~70% であると指摘されているように、本稿の結果も先行研究で確認された判別力と大差がなく、必ずしも満足のいく結果とは言えなかった。しかし個別企業レベルで検証したところ、5 変数モデルの方が 8 変数モデルよりも、高い精度で不正会計発覚以前からその兆候を探知していたことが示唆された。

海外の先行研究を概観すれば、Beneish モデルとしてはオリジナルな 8 変数モデル (Beneish, 1999) よりも、むしろ 5 変数モデルの方が不正会計判別では有効性があるとしている文献も散見され (例えば、Roxas, 2011)、我が国の例でも同様な結果が確認された点は大変興味深い。

本稿の検証結果で確認できた判別力に関しては、複雑なモデルや AI などと比較して必ずしも高いものではなかった<sup>10)</sup>。しかしモデルとしてはシンプルながら汎用的かつ簡便であり、財務

データの基礎知識さえあれば誰でも利用可能な点は、Beneish モデルの特色として無視できないところである。従って、総合的な見地に立てば、不正会計判別力と利用可能性を比較考量し、簡便性という大きなメリットを認め、個別企業レベルで不正会計の兆候をある程度判別できるような一次スクリーニングの手段として Beneish モデルを利用するならば、一般投資家にとっての利便性は侮れないと考える。

本稿で検証した不正会計のサンプルは極めて限定的なものであり、その意味において試行的な分析でしかないが、本稿の結果だけでもって、不正会計予測モデルとしての Beneish モデルはさほど有効ではないと結論付けることも早急であろう。

AI のようなツールに依拠することなく、机上で入手した財務データに基づき、例えば株式投資の銘柄選択に際して、不正会計の可能性があるかどうかを簡便に見極められる一つの日安を提供してくれる点は捨てがたい。そのため今なお数多くの研究が、Beneish モデルについて継続的に行われているのではないかと推測される。Altman の倒産予測モデルが時を経ても利用され続けていることを踏まえれば、会計情報を加工した不正会計予測モデルとしての Beneish モデルが利用され続ける可能性も否定できまい。

今後さらに我が国の不正会計事例を追加して、Beneish モデルによる不正会計の判別力の程度を検証することは引き続き残された課題である。不正会計の判別力の向上という観点については、Beneish モデル自体が完成されたモデルであり、説明変数を変更しないのであれば、単独のモデルとしてこれ以上の向上を望むことは困難ではないかという危惧もある。そうであるならば、一ノ宮 (2020) で指摘しているように、不正会計予測には Beneish モデルを単独で利用するだけでなく、その他のモデル、例えば Altman の倒産予測モデルと併用し、複合 Index を導出して不正会計の判別力を向上させるような試みもさらに検討に値する課題ではないかと考えられる。

●注

- 1) 会計発生高算出には統計的推計が多く使用されるが、サンプル数の制約から統計的推計が不適切と判断し、本稿では簡便法で代替した。また当期純利益や営業利益でも算出は可能であるが、連結数値が得られないことや特別損益のような異常値が反映しない適正な期間損益が望ましいことを踏まえ、経常利益を採用した。
- 2) Roxas (2011) は、不正会計が不適切な収益認識に起因することがあるため、5変数モデルが採用されているとする (p.59)。なお、Beneish (1999) p.35 も参照されたい。さらに M-Score 自体をベンチマークと対比させるだけでなく、不正会計の要因を精緻に追求するため、M-Score 算出の変数各々にも、ベンチマークからの乖離度を検証することが試みられている (例えば、Mantone, 2013)。
- 3) 東芝を対象とした研究として、Mehta and Bhavani (2017) は、Benford の法則を適用した数値配列分析によって不正検出力の比較分析を試み、どの手法を採用するのが不正会計予測では重要であると指摘する。また不正会計予測に関しては、本文で指摘したように同一事例に異なる結論が導かれることもあり、依然決定的な予測手法が存在していないと言えよう。よって複数の手法を組み合わせるハイブリッドな対応が提唱される余地がある。
- 4) e ワラント証券株式会社投資情報室 (2013) と安・金川 (2019) いずれも、Beneish モデルの 8 変数しか検証していない。
- 5) なお、Beneish モデルのベンチマークについては、複数の基準値が提唱されているが、e ワラント証券株式会社投資情報室 (2013) は、Beneish (1999) の初期値である -1.78 をそのまま適用している。一ノ宮 (2020) は、M-Score の解釈においてベンチマークの違いに言及し、ベンチマークの変化に配慮する必要があると指摘している (p.10)。
- 6) 近年の不正会計では、海外を含む子会社を舞台とした不正も多く、本件のサンプルにも子会社利用の不正が含まれている。親会社単体で不正が実行されたならまだしも、子会社利用の不正は金額的にも重要性が乏しい場合もあり、モデルの検証力にも影響する可能性があることには留意が必要である。連結財務データを利用する以上、この点にも注意すべきであると考えますが、先行研究でこの点を指摘しているものはない。
- 7) 件数表示であるから、同一企業が複数回検出されることがある。社数表示については、本文を参照されたい。
- 8) 8 変数 B モデルの識別力が高いことは、図表 2 で明らかかなように、ベンチマークの位置がずれている結果によることもあり、不正会計の兆候を広く捉えるようになってきているのは当然とも言える。
- 9) 説明変数毎に不正会計への感度が異なることは、当該変数が不正会計発覚に有用であることを示す証拠である。但し、M-Score 算出に際して有用であるにしても、単独で有用であるかどうかは別問題かもしれない。当該変数が他のモデルで使用されているかどうか

の比較検討を含め、今後検討を要する問題である。

- 10) 機械学習等による不正会計予測の進展状況については、首藤 (2020) が詳しい。また、複雑な不正会計予測モデルとしては、Dechow モデル (Dechow et al. (2011)) 等が公表され、高い予測精度を示している。予測モデル全般については、宋 (2018) を参照されたい。

●参考文献

Altman, E. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance*, 23, pp.589-609.

Beneish, M.D. (1999), "The Detection of Earnings Manipulation," *Financial Analysts Journal*, 55(5), pp.24-36.

Bhavani, G. and Amponsah, C.T. (2017), "M-score and Z-score for Detection of Accounting Fraud," *Accountancy Business and the Public Interest*, 16, pp.68-86.

Chadha, P. (2016), "Fraud Examination of Enron Corp," *International Journal of Accounting Research*, pp.1-4.

Dechow, P.M., W. Ge, C.R. Larson, and R.G. Sloan (2011), "Predicting Material Accounting Misstatements," *Contemporary Accounting Research*, 28(1), pp.1-36.

MacCarthy, J. (2017), "Using Altman Z-score and Beneish M-score Models to Detect Financial Fraud and Corporate Failure: A Case Study of Enron Corporation," *International Journal of Finance and Accounting*, 6(6), pp.159-166.

Mahama, M. (2015), "Detecting Corporate Fraud and Financial Distress Using the Altman and Beneish Models," *International Journal of Economics, Commerce and Management*, 3(1), pp.1-18.

Mantone, P.S. (2013), *Using Analytics to Detect Possible Fraud*, John Wiley & Sons.

Mehta, A. and Bhavani, G. (2017), "Application of Forensic Tools to Detect Fraud: The Case of Toshiba," *Journal of Forensic and Investigative Accounting*, 9(1), pp.1-18., pp.692-710.

Roxas, M. (2011), "Financial Statement Fraud Detection Using Ratio and Digital Analysis," *Journal of Leadership, Accountability and Ethics*, 8(4), pp.56-66.

一ノ宮士郎 (2020) 「利益の質による企業分析についての考察 (2)」『専修マネジメント・ジャーナル』第 10 巻 第 1 号, pp.1-13.

e ワラント証券株式会社投資情報室 (2013) 『M スコアモデルを用いた利益マネジメントの可能性の推定』Investment Research Report.

首藤昭信 (2020) 「会計学研究における不正会計予測モデルの展開」『証券アナリストジャーナル』第 58 巻 第 10 号, pp.42-52。

宋明子 (2018) 「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」『金融庁金融研究センターディスカッションペーパー』DP 2017-6.

安珠希・金川一夫 (2019) 「有価証券報告書の訂正報告書と不適切会計処理に関する予備的分析」『九州産業大学産業経営研究所報』No.51, pp.1-9.