

# 数理と伝統的な財務分析を 融合した粉飾発見モデル

## 「モデル評価結果の解釈を容易にする 「出力メツセージ」を装備

粉飾発見は、金融機関における古典的な業務課題であり、各金融機関では固有のノウハウが蓄積されてきた。一方、スコアリングモデルの普及以来、ベテラン審査担当のスキルは伝承されにくくなっている。こうしたなか、クレジット・プライシング・コーポレーション（CPC）とりそな銀行は協働で粉飾分析用データベースを作り、財務諸表の外形的特徴から粉飾リスクを定量化できるモデルを構築した。今後、金融DXとして広範な金融機関に利用可能な環境を整えていきたい。

### 強まる企業審査の 高度化ニーズ

粉飾発見は、融資審査における古典的な業務課題であり、その効率的な発見のために各金融

機関では固有のノウハウの蓄積が行われてきた。しかし、企業の経営実態を真摯に審査する金融機関の姿勢は、1980年代にいったん廃れてしまう。金融機関は80年代後半にピークを迎えたバブル経済下で担保偏重主

義に基づく過剰融資を展開し、融資先企業はその後90年代を通じて反転下落した不動産を中心とする資産価格の暴落によってバランスシートを棄損していった。金融機関は、これによって生じた「結果的な」粉飾状態を、

発見するどころかむしろ糊塗するのにも苦しみ続けることになる。そうしたなか、98年に「預金等受入金融機関に係る検査マニュアル」が制定された。これは検査官が金融機関を検査する際に用いる手引書であるとともに、

クレジット・プライシング・コーポレーション  
取締役 松浦元



とりそな銀行  
リスク統括部 金融テク  
ノロジークループ  
マネージャー

井實 康幸



金融機関自身のリスク管理体制整備の指針となるものであった。これにより金融機関は、不良債権の償却にも当局のお墨付きが必要だった、当事者能力を半ば喪失したかのようなガバナンス態勢から脱し、自己規律に基づきリスク管理を行う道に足を踏み入れた。

そして2004年に公表されたバーゼルⅡ規制案において、過去データによる統計的検証可能性を備えた内部格付けシステムが提案され、銀行においてスコアリングモデルを企業審査のツールとして活用していく流れが確定した。

スコアリングモデルは、透明で検証可能な企業信用力評価を行い得る優れたツールである。一方、スコアリングモデルは、その一般的な特徴として、分析対象企業のデフォルトの可能性を推定するに当たって、デフォルト直前の財務状況との類似性に反応してしまう。そのため、当該企業が信用悪化の初期段階で「銀行融資を円滑に受けるために控えめに損益計算書の修正を行う」といったパターンの粉

飾はうまく拾えない、という問題があることがよく知られている。

本来、そこを埋めるのがベテラン審査担当者の熟練スキルであるが、スコアリングモデルの普及以来、こうしたスキルは伝承されにくくなっている。財務諸表の信憑性について精査を行うための分析テクニクは、今後、「ロストテクノロジ」となっていく懸念がある。

近時は銀行融資による資金調達に加え、スタートアップビジネスにおいてベンチャーキャピタルなどからのエクイティー調達が増盛んになっている。その負の側面として、10年に粉飾によって上場廃止となった半導体製造装置メーカーのエフオーアイのような大規模な粉飾事例は潜在的に少なくないと考えられる（注1）。従来の倒産、デフォルトといった最終的なクレジットイベントの検知のみならず、より早い段階で「経営悪化を金融機関向けに糊塗する目的」で行われる粉飾を検知する信頼性の高いロジックに対する社会的ニーズは高いと考えられる。

こうしたなか、りそな銀行とクレジット・プライシング・コーポレーション（CPC）は、りそな銀行の内部調査によって発覚した粉飾情報を大規模にデータベース化した。また、CPCが蓄積している上場企業、未上場企業の粉飾事例を加えて、中小企業から大企業までの粉飾事例を広範にカバーした粉飾分析用データベースを構築した。そして、これを利用して財務諸表の外形的特徴から粉飾リスクを定量化できるモデルを構築した。これはわれわれの知る限り本邦初の試みであり、金融DXの流れの中で広範なプレイヤーに利用していただける環境を整えていく方針である。

## 粉飾のタイプと「症状」の進行過程

われわれは、粉飾には、①決算書がすべて捏造されている、もしくは「B勘定」のような不可視な大きな塊が存在するケース、②自然体の決算書に複式簿記の範疇での最低限の修正を施して利益を粉飾しているケース

——の2タイプがあると考えている。今般の粉飾発見モデルがターゲットとするのは②である。①は司法によって処断されるべき事案であろう。

図表1は、複式簿記の範疇での粉飾の一例である。

図表1のような決算操作が長

粉飾仕訳の一例

【図表1】

【売上げを巡る粉飾仕訳の流れ】

① (借方)	売掛金	(貸方)	売上げ
② (借方)	未収入金	(貸方)	売掛金
③ (借方)	貸付金	(貸方)	未収入金

\* 当期黒字を計上するぎりぎりの架空売上げを計上する。

\* 銀行に売掛金明細を詮索されたくないの所以他流動資産に移す。

\* 口裏を合わせられる社長への貸付にする。

(出所) 筆者作成 (図表2も同じ)

年にわたり少しずつ行われていくのが、典型的な粉飾の進行過程である。進行過程をさらに整理すると、次のようになると考えられる。

- ・第1段階Ⅱ粉飾を行う動機付けの強さが観測される段階
- ・第2段階Ⅲ実際に粉飾を行うことにより損益計算書に不自然な挙動が観測される段階
- ・第3段階Ⅳ損益計算書を複式簿記にのっとして修正を施したことにより、貸借対照表に不自然な特徴が観測される段階
- ・第4段階Ⅴ長期間の粉飾の実施によって貸借対照表の異常な形状が進行する段階

## 分析手法とモデル構築の工夫

粉飾を発見する財務分析の手法は、古来このような「症状」の進行を「会計的な枠組みで検討する」とどのようなポイントに着目するのが適切か」という観点で組み立てられてきた。今回構築したモデルでは、財務分析における粉飾発見の枠組みとして有効だと考えられてきた資金

運用表から得られる特徴量を多く採用した。

資金運用表とは、特定企業の複数期の決算書を使用して、B/SおよびP/Lの主要勘定科目の変化を、「固定資金収支」「運転資金収支」「財務資金収支」の3分類に整理、縦覧できるようにした財務分析フォーマットだ。一定世代以上の金融機関職員にとってはなじみ深いフレームワークである。前記で定義した粉飾進行過程の4段階をそれぞれ表現する特徴量を、資金運用表上の変動パターン分析により複数導出できた。これらは伝統的な審査仮説に照らしても違和感のないものであった。

またモデリングの手法としては、事象の因果関係についての説明可能性を失わせるタイプの機械学習の手法は用いない一方、遺伝子の変異過程を模して開発された最適化手法である遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm ≡ GA) を用いて、一般的なロジスティック回帰モデルに比べて説明力向上のメリットを得られるようにした。

GAによるスコアリングモデ

ル構築の最大のメリットは、精度評価指標であるAUC (Area Under the Curve) やAR (Accuracy ratio) 値と

通常の最適化手法では扱えないタイプの目的関数の最大化問題を無理なく取り扱えることである。スコアリングモデル実務において、AR値がもつともプライオリティーの高い指標であることを考慮すれば、自然な帰結であると考えている。

そうして得られたARの水準は、0.64台に到達している。デフォルトより難易度の高い粉飾という対象に対する判別能力としては、評価できる水準だと考えている(注2)。

また、モデル評価結果の解釈可能性を高めるために、各特徴量が一定水準に達すると発生している現象を端的に理解できるようなメッセージを出力する機能を付与している。これらのメッセージは、われわれが膨大に蓄積してきたスコアリングモデル実務利用における企業審査思想が結実したものであり、納得感の高いものであると考えている。

## モデルの評価結果では3年前にアラート

図表2は、冒頭で触れたエフオーアイが倒産に至るまでの主要財務数値の推移と、デフォルト3年前の06年度決算における出力メッセージである(注3)。

粉飾モデルランクはデフォルトの3年前の時点で、すでに最下位の「ランク10」となっており、出力メッセージにも売上計上基準の問題や売掛債権、在庫の換金可能性の問題を指摘するアラートが強く出ていることが分かる。同社は、韓国や台湾などの企業から受注があったように見せ掛け、売上げを水増ししていた。各種報道によると、粉飾を始めたのは04年からと推測され、06年度決算において強い粉飾の傾向が存在していることが示唆されると考えられる。

\* \* \*

われわれは、このモデルを核にして、企業が粉飾の誘惑にか

# りそな銀行の粉飾発見モデル

【図表2】 エフオーアイの財務指標推移と06年度決算時点での出力メッセージ  
【主要財務数値推移】

決算年度	売上げ	純資産	有利子負債	現預金	経常利益	税引き後利益	キャッシュフロー	売上債権回転期間	粉飾モデルランク
2006	7,053	10,643	8,054	3,746	1,129	697	▲5,305	8カ月超	10
2007	9,496	11,465	9,696	1,360	1,297	806	▲4,495	8カ月超	10
2008	11,855	13,768	12,810	2,661	2,016	530	▲4,849	8カ月超	10
2010	デフォルト・倒産								

粉飾発見

## 【2006年度決算における出力メッセージ】

銀行取引において問題を抱えている可能性があります。各行の支援状況を確認してください。  
売上総利益率に大きな変動が見られます。在庫計上基準の変更等の有無を確認してください。  
売上げと総資産の大変動が発生しています。各勘定科目の変化の内容が妥当であることを確認してください。  
償却不足の懸念あり。固定資産の稼働状況を確認してください。  
適正な売上計上基準で販売されているか確認してください。  
売掛債権の換金可能性を検討してください。  
内容が合理的に説明できない勘定科目間の移動・実態性を確認してください。  
売掛債権、在庫の換金可能性を検討してください。  
キャッシュフローが過少で資金繰りに困難を来しています。

(注) 同社が破産申請したのは2010年5月であったため、09年度決算は未公表。

られ、実際に実行していく様子を言語化して伝える「企業審査サポートツールの開発を進めている。粉飾事例のデータが多いほど、構築モデルの精度の向上が見込めることから、共有データベース構築についても、より多くの金融機関のデータを収集していきたい。また本件と並行して、預貸取引および入出金状況から粉飾懸念先を

特定する試みを行っている。一例として、「表面財務はまずまず良好であり、メイン先ではなく、貸付残高が相応に大きく、かつ、苦しさをうかがわせるような各種出金パターンが頻出している」といった取引先のリスクの高さが示唆される結果が得られており、これは審査実務におけるプロアクティブな視点を提供できるだろう。これらを含めて、今回のモデル群は、日本における企業審査の伝統的知見と数理的なオプティマイゼーション（最適化）の力を結集した新しい審査インフラになることが期待され、この不確実性に満ちた時代において不可欠なものとなると考えている。

(注) 1 「不適切会計、高止まり昨年、JDIなど58社60件」朝日新聞21年1月16日付。  
2 AR値は、理想的なモデルが1で、良い先と悪い先を全く区別できないモデルをゼロで表す。一般的な中小企業を対象とするクレジットスコアリングモデルのデフォルトに対するAR値は、業種等にもよるが0.7前後のものが多くと考えられる。

3 使用データはCPCが継続購入している上場企業財務データベース（DB）である。上場企業において決算修正が行われた場合、商用DBは修正後の結果で書ききってしまうため適切な分析が難しい。CPCは従前からこの問題を認識し、上場企業財務データの世代情報を参照可能なDBを構築している。

まつうら はじめ  
01年クレジット・プライシング・コーポレーション設立時に日本長期信用銀行（現新生銀行）から出向。02年当社に入社し、取締役就任。91年関西学院大学経済学部卒、06年一橋大学大学院国際企業戦略研究科金融戦略コース修了。  
いじつ やすゆき  
07年りそな銀行入社。16年から現職。オンラインレンディングの審査モデル構築など、信用リスク評価モデル開発業務に従事。07年法政大学工学研究科博士前期課程修了、16年首都大学東京社会科学部研究科博士前期課程修了。