

時系列情報を考慮に入れた企業倒産予測に関する研究

クオリティマネジメント研究

600B037-7 鈴木竜彦

指導 棟近雅彦教授

A Study on Prediction of Corporate Bankruptcy by Considering Time Series Information

by Tatsuhiko Suzuki

1 研究目的

企業倒産は単に経営者や債権者たちだけの問題ではなく、社会全体の問題にまでなっている。過去に判別分析などを用いての倒産の判別などが行われてきた^[1]が、予防、検知の立場から予測について言及したものは少ない。

企業倒産は突然起こるものではなく、財務指標が徐々に変化し、倒産に至る場合が多い。倒産の予測を行うためには、倒産時における財務指標の分析に加え、倒産に至るまでに財務指標がどのような変化をしてきたのかを時間経過とともに捉え、倒産までの様子を分析する必要がある。前もって倒産予知ができ、当該企業の倒産可能性を事前に知ることができれば、当該企業をとりまくすべての環境主体における倒産による被害を最小限に抑えることが可能となる。

そこで、本研究では、倒産した企業の財務指標の時間経過による変化を捉え、倒産予知情報を得るための手法を提案する。

2 本研究の前提と提案手法

2.1 前提

倒産の定義

本研究での「倒産」とは以下のいずれか一つに該当した場合をいう。

- A) 振り出した手形が不渡りとなり銀行取引停止処分を受けたとき
- B) 会社更生法適用を裁判所に申請したとき
- C) 商法 381 条により会社が整理状態に入ったとき
- D) 和議法による整理
- E) 破産法の適用
- F) 内整理に入った場合

対象企業

本研究で扱うデータの期間は、倒産 4 年前から倒産 1 年前までの 4 年間であり、倒産年度は

1990 年から 1999 年までである。ただし、非倒産企業については、これに対応する同時期の同期間である。業種は中小製造業種、規模は資本金 1,000 万円から 1 億円の非上場企業であり、対象企業数は倒産企業 500 社、非倒産企業 405 社の計 905 社である。

使用する財務指標

企業財務データに対して変数変換を行い、短期安全性、収益性、などの財務指標を 62 個抽出した。

2.2 提案手法の流れ

本研究で提案する手法の流れを図 1 に示す。

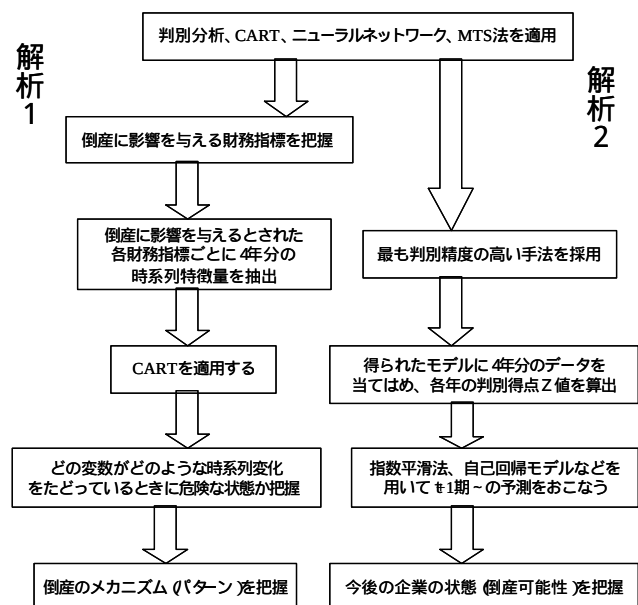


図 1 本研究の提案手法

本研究では、

(解析 1) 倒産した企業の倒産時までの時間経過に伴う財務指標の変化の把握 (3 章、4 章)

(解析 2) 倒産可能性の大小をあらわす判別得点 (倒産確率) の予測 (3 章、5 章) の 2 種類の分析を行うことにより、倒産予測モ

デルを構築する手法を提案する。

解析 1 によって、当該企業が倒産のパターンに当てはまっているかどうかを把握し、解析 2 によって判別得点の時系列推移を見たときの倒産の可能性、タイミングなどを予測する。

3 判別率の検証と財務指標の絞込み

3.1 初期解析

まず、財務指標に明らかな外れ値があった 5 社を除去した。次に、倒産企業、非倒産企業 20 社ずつをサンプリングし、財務指標の値が 4 年間でどのように変化しているかを観察した。その結果、以下のような特徴が見えた。

倒産が近づくにつれて、自己資本比率の水準が徐々に悪化する。

倒産が近づくにつれて、収益性を表す財務指標が悪化する。

倒産直前期には、短期安全性を表す財務指標の水準が悪化する。

3.2 判別精度の比較

本研究では、判別分析、樹形モデルの一つである CART、ニューラルネットワーク(以下 NN)、MTS^[2]法の 4 つの手法を解析に用いる。

倒産、非倒産の 2 群の判別分析において、2 つの群は完全に正規分布であるという仮定が必要である。CART、NN は、正規性、等分散性を仮定しないノンパラメトリック手法である。また MTS 法は、倒産企業群のみを正規分布と扱わず、マハラノビス汎距離という判定値と、その判定値の性能を評価する SN 比を組み合わせた統計手法である。

上記の 4 つの手法を併用し、それぞれの解析結果を比較して、最も精度のよかった判別モデルを採用することとした。

2.1 の で抽出された財務指標を説明変数、1 年後に倒産したか否かを示す(0,1)の変数を目的変数とし、倒産に影響を与える財務指標について分析を行った。その結果を表 1 と図 2 に示す。なお使用したソフトウェアは、SPSS 社の Answer Tree 2.1J 及び Clementine5.2.1 である。

表 1 判別正答率 単位(%)

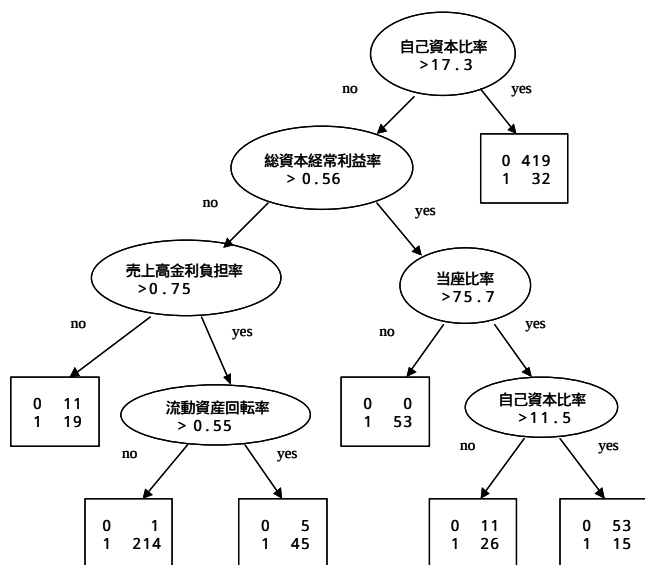
	判別分析	CART	NN	MTS法
正答率	85.9	86.0	90.8	84.8

3.3 財務指標の絞込み(解析 1)

3.2 において判別分析、CART、NN、MTS 法を適用した結果から、有意性(NN は感度分析

により判断)の高い財務指標をそれぞれ 10 個ずつ取り出し、相関関係などを考慮しながら、倒産に影響を与える財務指標を表 2 のように絞り込んだ。なお表 2 の「+ -」は、その財務指標の値の望ましい状態、例えば、自己資本比率は大きいほうが安全である、ということを示している。

また、CART の適用結果(図 2)より、自己資本比率と総資本経常利益率が低く、売上高金利負担率と流動資産回転率が高いと倒産する可能性が非常に高いということがわかる。



○内は財務指標の分岐値を、□内は倒産企業(1)数と非倒産企業(0)数を表している

図 2 CART の適用結果

表 2 倒産に影響を与える財務指標

自己資本比率	+	当座比率	+
総資本経常利益率	+	総資産倍率	+
売上高金利負担率	-	売上高営業利益率	+
流動資産回転率	+		

4 時系列特徴量を用いた分析(解析 1)

4.1 概要

3.1 の初期解析において、4 年間の財務指標の変化推移を見た。しかし、その財務指標がどの程度悪化すれば倒産するのかまでは把握できていない。また、流動資産回転率のように、値が大きい方がよいが、バラツキが大きいと危険な財務指標もある。以上のことは、時系列プロットから目で探し出すことは困難である。

その問題を解決するため、若杉の方法^[3]を用いる。3.3 において、倒産に影響を与えると

された財務指標から、時系列特徴量を抽出し CART を適用する。それによって、どの変数の時系列特徴量が、どのような変化を、どれくらいしたときに、企業が倒産するのかを定量的に把握することができる。

4.2 解析結果

3.3において、特に倒産に影響を与えるとされた財務指標から、それぞれ以下の時系列特徴量を抽出した。

・4～1年間の傾き	・2～1年間の平均
・3～1年間の傾き	・3～2年間の平均
・2～1年間の傾き	・4～3年間の平均
・3～2年間の傾き	・4～2年間の平均
・4～3年間の傾き	・4～1年間の平均
・4～2年間の傾き	・4～1年間の標準偏差
・4～1年間の傾き	・4～2年間の標準偏差
・4～1年間の平均	・3～1年間の標準偏差
・3～1年間の平均	

これらを説明変数、倒産したか否かを目的変数とし、CART を適用した。結果を図3に示す。

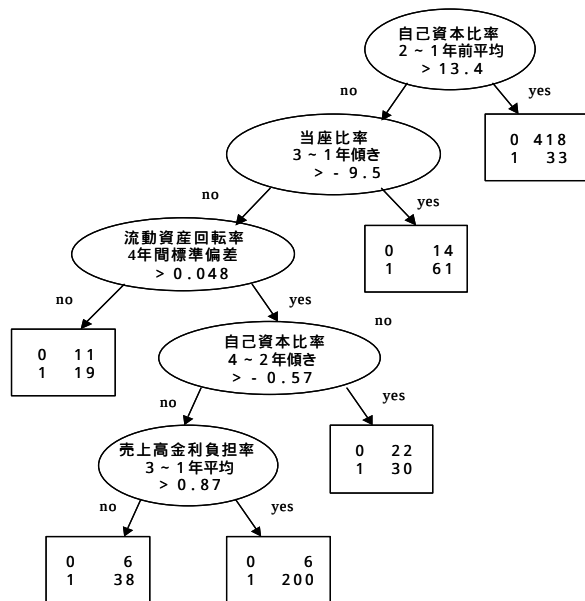


図3 解析1のCARTの適用結果

図3から以下のことがわかる。

自己資本比率が徐々に低下してきて倒産直前の値が低いということは、倒産に至る企業はすでに資本に欠損を生じている、もしくはまもなく欠損を生じる状態に近づいており、自己金融能力はほとんどない状態であることを表している。

流動資産回転率がばらついているということは資金力が不安定になり、効率性の指標にばらつきが生じるようになっている状態であるこ

とを表している。

売上高金利負担率の直前3年間の値が低いということは、信用不安が広がり、低利の資金調達が困難となっている状態であることを表している。

当座比率が直前3年間低下してきているということは、徐々に短期安全性の欠如してきていて、倒産に近づいている状態であることを表している。

財務内容の悪化傾向が表面化していることが明らかとなり、以上のような過程を経て、企業は倒産に至ると考えられる。

5 判別得点を用いての時系列分析（解析2）

5.1 概要

3.2において、最も判別精度の高かったNNにより得られた判別モデルに、過去4年間分のデータをあてはめ、判別得点Z値（ $Z \sim 0.5$ の場合、倒産と判定）を算出する。その4年分のZ値から、自己回帰モデル、指数平滑法などの時系列予測手法を用いて、 $t+1$ 期の判別得点を予測する。この手順を踏むことにより、その企業の今後の動向などを精度よく予測することができる。

5.2 解析結果

指数平滑法、自己回帰モデル、単回帰分析を適用し、絶対誤差率Wを式(1)のように算出した。それぞれの絶対誤差率からメジアンを求めたものを表3に示す。

$$W = |Z_t - z_t| / Z_t \times 100(\%) \quad (1)$$

ただし、 z_t : t 期の予測値、 Z_t : t 期の観測値

表3 絶対誤差率（%）

自己回帰モデル	指数平滑法	単回帰分析
11.3	12.5	18.2

6 本研究の活用法

自らの会社、または取引先企業の財務データを提案した手法（図1）に当てはめ、それぞれの結果から、表4のような判定をする。そしてそれに応じた対応策を練ることができるようになり、予知して未然に防ぐ、あるいは予知して被害を最小限にとどめる、といったことが可能となる。

7 考察

7.1 本研究の手法の意義

従来の研究では、時間経過に伴う財務指標の変化を考慮せず、単年度の財務データのみで分

析を行っていた。そのため、倒産を予防、検知することが困難であった。そこで本研究では、財務指標の「時系列特徴量」を抽出し、CARTを適用する手法（解析 1）を提案した。これにより、倒産した企業の財務指標の時間経過による変化（4 年間の傾き、標準偏差など）を捉えることができるようになり、倒産を予測、検知することが可能となった。さらに、企業倒産のパターンを解き明かすことができた。

また、倒産可能性を表す判別得点を過去 4 年分算出し、時系列予測手法を用いて 1 年後の判別得点を予測するという手法（解析 2）を提案した。これにより、今後当該企業が倒産する可能性を把握することができるようになった。

7. 2 4 つの解析手法について

本研究では判別分析だけでなく、ノンパラメトリックな手法である CART、NN、MTS 法を並列的に用いた。その理由として、統計処理による変数選択では、データの特性や条件によって、結果に大きな差が生じる恐れがあるため、1 つの手法だけでは、そこから導き出される結果の信頼性を保証できない、と考えたからである。倒産企業群、非倒産企業群ともに等分散性や正規性を仮定できるという保証がない場合は、何らかのノンパラメトリックな手法を用いて比較することが望ましい。

CART を適用することによって、図 2 のような特に倒産に影響を与える変数の組み合わせを把握することができた。判別分析では有意性の高い変数を選択することはできるが、交互作用、つまり有意な変数の組み合わせを選択することは困難である。よって、財務データのように各財務指標間の相関が強いと思われる変数の中から、有意な変数を選択しようとする際には、CART が適していると思われる。

NN は、モデルの非線形関係を近似することができる手法である。線形性の限定を取り外せ

ることによって、よりよい倒産判別モデルを構築できるという利点がある。

MTS 法は、正常な集団から不良品、不具合品という望ましくない個体を判定する際に用いる手法である。財務データのように、非倒産企業群に比べて、倒産企業群はバラバラで正規性を全く仮定できない可能性が高い、という場合は MTS 法が適しているといえる。

しかし、いずれの手法の適用結果においても、倒産に影響を与える指標として、ほぼ同様な財務指標が選択され、判別精度もほとんど変わらなかった。

つまり、倒産判別に高く寄与する財務指標がモデルに用いられていれば、シンプルな線形判別モデルであっても、倒産判別モデルとして十分に機能するという結論に至った。

8 まとめと今後の課題

本研究では、倒産予知情報を得るために、倒産した企業の財務指標の時間経過による変化を捉えるとともに、今後の企業の動向を予測する手法を提案した。

また、本研究の手法は、倒産データだけではなく、他の多変量時系列データの分析、予測にも役に立つことが期待される。

今後の課題としては、財務要因のほかに、非財務要因、経済要因などを考慮に入れた分析の実施などが挙げられる。

参考文献

- 【1】Altman.E.I.(1971)：『Corporate Bankruptcy in America』、D.C.Heath and Company、Mass.
- 【2】宮川雅巳(2000)：『品質を獲得する技術』、日科技連出版社。
- 【3】若杉忠弘(2000)：「特徴抽出と CART による時系列データの実践的予測手法の提案」、品質管理学会第 64 回研究発表会要旨集、pp81 - 84。

表 4 本研究の活用法

	図 3 のモデルに流したときに	
	倒産企業が多いグループに所属	非倒産企業が多いグループに所属
5 章の手順により予測された判別得点 0.5	典型的な倒産パターンにはまっており、倒産可能性も高いので非常に危険な状態にある。	倒産パターンから外れてはいるが、他の財務要因がかなり悪化している状態なので注意が必要である。
5 章の手順により予測された判別得点 <0.5	典型的な倒産パターンにはまっているのだが、他の財務要因により、倒産をこらえている状態にあり、注意が必要である	倒産パターンからも外れており、倒産可能性も低いので当面は安全な状態にある。