

|              |   |
|--------------|---|
| Title        | R&Dとファイナンシャル・パフォーマンスの分析モデルに関する考察(国際競争力・産業競争力(1),一般講演,第22回年次学術大会)  |
| Author(s)    | 後藤, 美香; 鈴木, 昭彦; 不破, 康弘; 末吉, 俊幸  |
| Citation     | 年次学術大会講演要旨集, 22: 149-152  |
| Issue Date   | 2007-10-27  |
| Type         | Conference Paper  |
| Text version | publisher   |
| URL          | <a href="http://hdl.handle.net/10119/7231">http://hdl.handle.net/10119/7231</a>   |
| Rights       | 本著作物は研究・技術計画学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Science Policy and Research Management. |
| Description  | 一般講演要旨  |

## R&Dとファイナンシャル・パフォーマンスの 分析モデルに関する考察

○後藤美香（財団法人電力中央研究所） 鈴木昭彦，不破康弘（中部電力株式会社）  
末吉俊幸（ニューメキシコ工科大学，国立成功大学）

### 1. はじめに

企業が有効な技術戦略を計画し実行するためには、企業をとりまく外部環境の分析とともに、内部環境の分析も重要な要素となる。外部環境とは、企業をとりまく様々な外部要因のことであり、その企業が属する産業の競争状況や競争の性質、市場の集中度、需要の成長度などを定性的および定量的情報を用いて評価することである。一方、内部環境の分析には、企業が競争上優位に立って技術革新を進め、企業価値を向上させていくために必要となる要因を分析することである。これには例えば、企業の独創性、企業文化、市場で購入した技術を内部の技術に融合させる能力などが含まれる。これらに加え、企業の内部環境分析にとって重要な要素の1つとなるのが財務分析である。企業の最終的な価値は財務パフォーマンスに反映されるため、例えばライバル企業の状況を把握するために財務分析を活用することができる。また、財務的な資源がなければ、革新的技術の育成やそれに基づく競争優位性を確保することは困難になるであろうし、さらに市場で技術を購入することも不可能となる。財務分析では、しばしば財務比率（Financial Ratio）が用いられるが、複数の財務比率を統合的に判断することは容易ではない。そこで本稿では、企業が有効な技術戦略を実施していく上で基礎的な役割を果たすファイナンシャル・パフォーマンスについて、極端な場合には企業の倒産につながるような財務危機を回避するという観点から、複数の財務比率指標を用いた評価手法を考察する。特に、本稿では企業のR&D費用が財務パフォーマンスに与える影響に焦点を当てる。実証分析例として、わが国の機械産業と電気機器産業をとりあげ、産業間の結果の比較についても述べる。

本稿の構成は以下のとおりである。第2節では、本稿で用いる手法について、データ包絡分析法（Data Envelopment Analysis: DEA）に基づくDEA判別分析法（DEA Discriminant Analysis: DEA-DA）の説明を行う。第3節ではわが国製造業への応用について、データと実証分析結果を説明する。第4節でまとめと今後の課題について述べる。

### 2. 分析手法

#### 2.1. DEAおよびDEA-DAの特徴

本研究では、企業の財務パフォーマンスの評価についてDEA-DAを適用する。DEAは、企業の生産効率性を評価するための効率性指標を計測する手法である。具体的には、生産活動にかかわる投入要素と生産物の技術的關係に基づき、線形計画モデルを解くことで、個別企業の効率性指標を得る。[1]により提唱されたDEAは、公的な経済部門か私的な経済部門かにかかわらず、生産性をベースとした経営パフォーマンス評価にしばしば用いられる（[2] 参照）。

DEAは企業の経営パフォーマンスを計測するにあたり、手法的な面での利点とともに欠点も有している。

まず利点としては以下の点が挙げられる。生産効率性を分析するにあたり、コブ・ダグラス型やトランスログ型といったような関数形を特定化する必要がない。また、DEAでは、複数生産物を考慮した効率性分析も比較的容易に行うことができる。さらに、DEAによる経営パフォーマンスは技術効率性（Technical Efficiency: TE）という形でパーセンテージ表示することができ、TEの水準は、完全に効率的である場合の100%から、完全に非効率である場合の0%までの間で評価することができる。最後に、DEAは各変数に関するウェイトを計測するものであり、パラメータを推定するものではない。そのため、DEAはノンパラメトリック・アプローチの1つであり、用いた変数の重要度をウェイトとして理解することができる。

一方でDEAは以下のような欠点も有している。DEAは統計的な推定に基づくものではないため、推定結果の妥当性を統計的に検定することがパラメトリックな手法ほど容易ではない。このようなDEAの欠点を補うため、最近ではDEAと整合的なノンパラメトリック検定を組み合わせる研究もいくつかなされている。

一方、判別分析（Discriminant Analysis: DA）はサンプルのグループ間メンバーシップを予測する分類手法である。判別関数のウェイトないしパラメータの推定には、グループ間の分類が既知のサンプルを使って、誤判別率の最小化、ないしは正判別率の最大化を目的関数として用いる。

本研究では、判別関数のウェイトを推定するために、[3, 4] が提唱するノンパラメトリックなDAの適用を試みる。これにより判別関数が求めれば、判別関数のウェイトを基に各サンプルの判別スコアを計算し、グループ間のメンバーシップを予測することができる。この手法は、DAによるグループ判別手法にDEAのノンパラメトリックな特徴を取り入れたものであり、DEA-DAと呼ばれる。このような財務指標の取扱いは従来のDEAでは困難であったため、DEA-DAはDEAを発展させた応用手法の1つであり、企業のファイナンシャル・パフォーマンスの評価に用いることができる。

## 2.2. DEA-DAによる分析手順

DEA-DAでは、二段階の計算に基づき企業のファイナンシャル・パフォーマンスの評価を行う。第一段階では、2つのグループのオーバーラップ・サンプルを特定化する。第二段階では、オーバーラップ・サンプルを対象に、さらにそれらのサンプルのグループ分類を行う（図1）。

第一段階の計算では、オーバーラップ・サンプルの範囲を最小化することを目的関数とした線形計画モデルを使う。ここで例えば2グループの判別を考える。2グループのサンプル合計を  $n$  とし、財務指標の観測値は  $z_{fj} : j = 1, \dots, n$ , とする。各観測値は  $h$  個 ( $f = 1, \dots, h$ ) の財務指標により構成されるものとする。このとき2

つのグループを区別するための判別関数は  $\sum_{f=1}^h \lambda_f z_{fj}$  で表される。ここで、 $\lambda_f$  (for all  $f=1, \dots, h$ ) は絶対値の合計

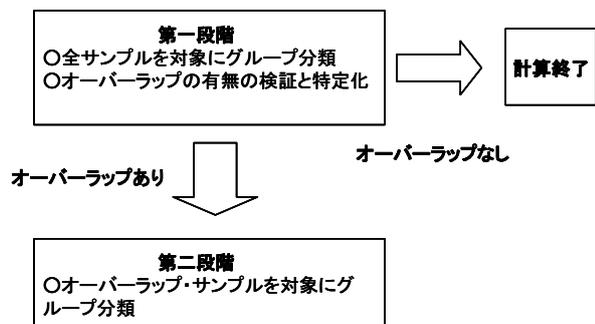


図1：DEA-DAの二段階計算手順

が1となるよう制約することで、各財務指標のウェイトをパーセンテージで示すことができ、判別のための個別指標の重要度に関する情報を与えることができる。本研究では、 $G_1$ を存続企業のグループ、 $G_2$ を倒産企業のグループとする。第二段階では、第一段階で特定化されたオーバーラップ・サンプルを対象に、混合整数計画法を使ったモデルで計算を行い、ファイナンシャル・パフォーマンス

スを評価するための判別式のウェイトを推定する。

### 3. わが国産業への応用例

#### 3.1. データ

実証分析例として、わが国製造業のうち機械産業と電気機器産業をとりあげる。いずれの産業についても、東京、大阪、名古屋のいずれかの証券取引所で一部ないし二部に上場されている企業を対象とする。存続企業のサンプルは2002年度から2004年度について取得する。機械産業は、欠損値などの調整により171社のデータを取得した。本稿で倒産とみなす企業は9社である。これらの企業もかつては上記証券取引所に上場されていたが、その後経営悪化などの理由により1998年から2004年の間に上場廃止されたものである。上場廃止前2期間にわたり配当を行っておらず、その後会社更生法の適用や他社による吸収合併などに至っている。2002年度から2004年度までの存続企業のサンプルは合計で494、一方倒産企業については倒産前3期間のデータを取得しサンプル数は22である。したがって、サンプル数は全体で516である。

これら企業の財務パフォーマンスを計測するために、本研究では (a) 収益性, (b) レバレッジ, (c) 成長性, (d) 規模, (e) リスク, (f) R&D指標, の6つの要素を考慮する。それぞれの要素として用いた具体的な比率指標は以下のとおりである。(a) 収益性には、ROE (return on equity : 純利益を株主資本で除したもの) および NIOR (net income to operating revenue : 純利益を営業収益で除したもの) を用いる。(b) レバレッジには、ER (equity ratio : 株主資本を負債および資本の合計で除したもの) , および IC (interest coverage : 営業利益と受取利息の和を支払利息で除したもの) を用いる。(c) 成長性には、GroR-1 (growth of revenue for 1-year : 営業収益を1年前の値で除したものから1を引いたもの) , および GroSE-1 (growth of shareholder's equity for 1-year : 株主資本を1年前の値で除したものから1を引いた値) を用いる。(d) 規模は、総収益により計測する。(e) リスクには、CFLIR (cash flow to liabilities with interest ratio : キャッシュ・フローを有利子負債により除したもの) を用いる。最後に、(f) R&D指標として、R&DI (R&D intensity : R&D費用を総売上高により除したもの) を用いる。電気機器産業についても同様の条件により、203社の存続企業と11社の倒産企業のデータを用いる。

財務パフォーマンスとR&D指標が企業の経営存続に与える影響を区別して分析するため、本研究では財務指標については主成分分析を適用し、いくつかの特徴的な成分に統合する。それぞれの主成分がデータセット全体の構造を表しており、累積比率によりデータ全体の何割が説明できるのかを示している。本研究では、何個の主成分を判別分析で用いるかを感度分析により決定する。そのためにまず、累積比率が80%以上となる主成分を選択し、DEA-DAモデルによる感度分析を行う。その結果、機械産業では5主成分を、電気機器産業では6主成分を用いることとする。

#### 3.2. 分析結果

表1の(A)および(B)は、それぞれ機械産業および電気機器産業について、DEA-DA、およびそのパラメトリックな代替的手法であるプロビットモデル、ロジットモデルの推定結果をまとめたものである。この結果から以下の点を指摘することができる。

(1) DEA-DAはサンプル全体の判別率でプロビットモデルおよびロジットモデルを上回っているが、その差は僅かである。一方倒産企業に関する判別率については両者の差は明確になり、例えば機械産業では、DEA-DA

で36.4%，プロビット，ロジットでは13.6%，電気機器産業ではそれぞれ43.3%と20.0%，23.3%である。

(2) R&D指標については，機械産業では正のウェイトが，電気機器産業では負のウェイトが計測された。このような傾向はプロビットおよびロジットによるパラメトリックな手法を用いた場合にも確認される。すなわち，R&D費用は機械産業ではファイナンシャル・パフォーマンスに正の影響を与えるものの，電気機器産業では負の影響を及ぼしていることを示している。

表1：DEA-DAおよび代替的手法によるファイナンシャル・パフォーマンスの推定結果

| (A) 機械産業  |                      |                    |           |                     | (B) 電気機器産業          |           |                      |                    |           |                      |                      |
|-----------|----------------------|--------------------|-----------|---------------------|---------------------|-----------|----------------------|--------------------|-----------|----------------------|----------------------|
| Model     |                      | DEA-DA             |           | Probit              | Logit               | Model     |                      | DEA-DA             |           | Probit               | Logit                |
|           |                      | (1 stage)          | (2 stage) |                     |                     |           |                      | (1 stage)          | (2 stage) |                      |                      |
|           |                      | Weight / Parameter |           |                     |                     |           |                      | Weight / Parameter |           |                      |                      |
| Variables | Discriminant Score / | -0.364             | -0.500    | 2.382***<br>(0.162) | 4.424***<br>(0.146) | Variables | Discriminant Score / | -0.136             | -0.120    | 4.575***<br>(0.305)  | 8.789***<br>(0.290)  |
|           | Comp1                | 0.205              | 0.010     | 0.539**<br>(0.037)  | 1.024**<br>(0.034)  |           | Comp1                | 0.002              | 0.151     | 0.877*<br>(0.058)    | 1.718**<br>(0.057)   |
|           | Comp2                | 0.362              | -0.091    | 0.539<br>(0.037)    | 1.051<br>(0.035)    |           | Comp2                | 0.103              | -0.212    | 1.332**<br>(0.089)   | 2.495**<br>(0.082)   |
|           | Comp3                | 0.060              | 0.419     | 0.888**<br>(0.060)  | 1.611**<br>(0.053)  |           | Comp3                | 0.332              | 0.000     | 7.559***<br>(0.503)  | 14.961***<br>(0.494) |
|           | Comp4                | 0.120              | -0.055    | 0.000<br>(0.000)    | -0.000<br>(-0.000)  |           | Comp4                | 0.163              | 0.028     | 4.113***<br>(0.274)  | 8.042***<br>(0.266)  |
|           | Comp5                | -0.249             | -0.090    | 0.055<br>(0.004)    | 0.153<br>(0.005)    |           | Comp5                | 0.168              | 0.078     | 4.392***<br>(0.292)  | 8.694***<br>(0.287)  |
|           | Comp6                |                    |           |                     |                     |           | Comp6                | 0.139              | 0.000     | 3.421***<br>(0.228)  | 6.702***<br>(0.221)  |
|           | Comp7                |                    |           |                     |                     |           | Comp7                | 0.082              | -0.523    | -1.270<br>(-0.085)   | -2.486<br>(-0.082)   |
|           | R&D1                 | 0.004              | 0.335     | 0.282**<br>(0.019)  | 0.601**<br>(0.020)  |           | R&D1                 | -0.011             | -0.008    | -0.232**<br>(-0.015) | -0.521**<br>(-0.017) |
| Hit Rate  | Non-default Firms    | 99.6%              |           | 99.8%               | 99.6%               | Hit Rate  | Non-default Firms    | 99.8%              |           | 99.3%                | 99.3%                |
|           | Default Firms        | 36.4%              |           | 13.6%               | 13.6%               |           | Default Firms        | 43.3%              |           | 20.0%                | 23.3%                |
|           | Total Firms          | 96.9%              |           | 96.1%               | 95.9%               |           | Total Firms          | 97.1%              |           | 95.4%                | 95.6%                |

#### 4. まとめ

本研究では，ファイナンシャル・パフォーマンスの分析に関し，DEA-DAモデルの適用とその実際的応用について述べた。そのために，わが国製造業のうち，機械産業と電気機器産業をとりあげ，財務比率指標およびR&D指標を用いたDEA-DAモデルの適用と代替的手法による検証を行なった。その結果，機械産業ではR&D費用はファイナンシャル・パフォーマンスの改善に結びつく一方で，電気機器産業では逆の結果が得られた。このような傾向はDEA-DAのみならず代替的手法についても確認された。

今後は，これら2つの産業でなぜ異なる結果が得られたのかについて，産業の特徴など，外部環境に関する定量的・定性的な分析を行なう必要がある。具体的には，各産業における技術の成熟度，需要の成長性，製品のライフ・サイクル期間，市場の競争状況の違いなどについて分析し，今回の結果に関する考察を深めることが課題である。

#### 参考文献

- [1] Charnes, A., W.W. Cooper and E. Rhodes (1978), "Measuring the efficiency of decision making units," *European Journal of Operational Research*, vol.2, pp.429-443.
- [2] Cooper, W.W., L. Seiford and K. Tone (2006), *Introduction to Data Envelopment Analysis*, Springer Science and Business Media, New York.
- [3] Sueyoshi, T. (2004), "Mixed integer programming approach of extended-discriminant analysis," *European Journal of Operational Research*, vol. 152, pp.45-55.
- [4] Sueyoshi, T. (2006), "DEA-discriminant analysis: methodological comparison among eight discriminant analysis approaches," *European Journal of Operational Research*, vol. 169, pp.247-272.