

2011年10月12日

# Mizuho Industry Focus

Vol.102

## データ・セグメント法を用いた 順序ロジットモデルによる企業信用格付の推定

草場 洋方

03-5252-6029

[hirokata.kusaba@mizuho-cb.co.jp](mailto:hirokata.kusaba@mizuho-cb.co.jp)

### 〈要 旨〉

- 統計モデルを用いた企業信用格付の推定を巡る学術的研究においては、順序ロジットモデルが内包する回帰パラメータの平行性の仮定（Equal Slope Assumption : ESA）への対処問題を中心に議論が展開してきた。
- この点、自己資本額を基準に企業を区分したところ、夫々のセグメントにおける格付分布に顕著な差があることが認められたことから、本稿では、あらゆる企業への画一的なモデル適用を前提としてパラメータの平行性の是非を議論するよりも、企業属性によってモデル選択を変えるアプローチが妥当であるとの立場に立ち、規模と業種によりデータを6つのセグメントに区分した上で、順序ロジットにより企業信用格付を推定した。推定にあたっては、先験的、恣意的な説明変数選択を回避するため、11分類63指標からなる変数群を用意した上で、一定のルールに従って説明変数の選択を行った。
- 推定の結果、自己資本額や実質デッド・エクイティ・レシオなど、セグメンテーション実施の有無に関わらず説明変数として選択されやすい財務指標があることが判明した一方で、属性別に区分されたモデルに特有の説明変数の存在も明らかとなった。
- 本稿のアプローチは、格付決定において企業属性に関わらず重要な「共通因子」と、企業属性の違いによって重要性が異なる「個別因子」の夫々を明示的にモデルに反映できることから、あらゆる企業に画一的なモデルを当てはめる従来のアプローチに対して、モデル解釈上の有用性が高いと考えられる。
- また、モデルの推定精度についても、データ・セグメント法によるモデルは、画一的なモデルに比べて的中率が高く、推定の頑健性も確保されるとの結果が得られた。

## 目次

### データ・セグメント法を用いた順序ロジットモデルによる企業信用格付の推定

I. はじめに	2
II. 順序ロジットモデルと先行研究	3
III. 問題意識	5
IV. データとセグメンテーション	6
V. モデル	8
VI. 推定結果と頑健性評価	11
VII. まとめと課題	14

## I. はじめに

コーポレートファイナンスにおける負債性資金の投融資を考える場合、債務者に対する債権者の要求収益率は、潜在成長率や期待インフレ率等のマクロ経済変数に依存する無リスク利子率にリクイディティリスク<sup>1</sup>やマッチングリスク<sup>2</sup>等の各種リスクファクターへの対価を加えた概念として解釈できるが、融資利率や新発社債の価格形成に与える影響の程度という意味では、信用リスクが取り分け重要と考えられる【図表 1】。また、投融資実行後の債権管理の場面においては、継続的な信用リスクの測定を抜きに個別の与信管理や貸倒引当率の算定或いは信用ポートフォリオの動態的運営は不可能である。その意味で、信用格付に代表される信用リスクの計測・評価は、債権者としての商業銀行や社債投資家にとって中核的な付加価値である<sup>3</sup>。加えて、与信の対象たる一般事業法人にとっても、自らの金融コストの妥当性や資金のアベイラビリティを信用格付等の客観的な物指しによって評価可能な状態にしておくことは、実務上重要な意味を持つ。

個別信用リスクの順序尺度として広く人口に膾炙している企業信用格付の決定メカニズムを適切に解析しようとする試みは、このようなコーポレートファイナンス或いはリスク管理の実務的需要に応える一つのアプローチである。本稿は、そのような試みの中の一つであり、特に、この分野における近年の学説的発展と実務への展開可能性の双方に意を留めながら、順序ロジットを基礎とする企業信用格付の推定モデルを構築することを主眼としている。

【図表 1】 格付別にみたリスクプレミアム

	無リスク利子率	リスクプレミアム
AAA	0.98	0.02
AA	0.88	0.12
A	0.66	0.34
BBB+	0.08	0.92
BBB	0.02	0.98

(出所) INDBより、みずほコーポレート産業調査部作成

(注1)「無リスク利子率」は、社債利回りを国債利回りに単回帰したときの決定係数

(注2)「リスクプレミアム」は1-無リスク利子率

(注3) 標本期間は2000年3月～2011年3月 (N=144)

(注4) 格付はR&Iベース

<sup>1</sup> 流通市場の未整備や投資家層の薄さ等を背景に、本源的価値での債権売買が困難になるリスク

<sup>2</sup> ALM上の要請等から希望する投資ホライズンのある投資家が、それと一致しない年限での資金運用を迫られる際に、債務者に対して追加的なコストを要求するリスク。

<sup>3</sup> なお、信用リスクはその対象や範囲に応じて様々に定義される。一般に、個別与信の期待損失額(信用コストともいう)は、与信額×デフォルト確率×(1-回収率)として定義される。また、信用ポートフォリオの期待損失額は個別与信にかかる期待損失額の和だが、分散効果の程度に依存してそれより減少する。また、信用ポートフォリオからのリターンを確率変数と捉え、その確率分布のある信頼水準の範囲内で発生する損失を一般に最大損失額(或いは非期待損失額)という。最大損失額から期待損失額を差し引いた値を一般に信用リスク量と呼ぶ。

## II. 順序ロジットモデルと先行研究

個別債務者の信用リスク評価を考えるアプローチは様々にある。財務指標を説明変数とする統計モデル<sup>4</sup>としては、古典的には Altman (1968) の Z スコアモデルに代表される判別分析の手法によりデフォルト、非デフォルトを判別する手法が知られているが、Kaplan and Urwitz (1979)、中山・森平 (1998)、安川 (1999) 等に見られるように、近年では質的な目的変数を推定するロジット (或いはプロビット) を基礎にして、二項モデルによってデフォルト率の推定モデルを、順序モデルによって信用格付の推定モデルを、夫々構築するのが一般的アプローチとなっている。

順序モデルとは、二項モデルの拡張として、複数の状態に何らかの順序性がある場合において、標本の変数が与える情報から当該標本が何番目の状態にあるかを判定する場合等に用いられる、非線形回帰分析の手法である。例えば、企業  $k$  ( $k = 1, 2, 3, \dots, K$ ) の信用格付が  $y_i = y_1, y_2, y_3, \dots, y_I$  の  $I$  通り ( $i = 1, 2, 3, \dots, I$ ) の状態に分類されるとする。ここで、企業  $k$  における  $m$  ( $m = 1, 2, 3, \dots, M$ ) 個の財務指標  $x_{km}$  がパラメータ  $\beta_m$  によって加重線形結合した観測不能の潜在変数  $y_k^*$  を、

$$y_k^* = \sum_{m=1}^M \beta_m x_{km} + \varepsilon_k$$

として導入し、この潜在変数の値に依存して企業  $k$  の信用格付を決定する閾値  $\gamma$  を、

$$y_i = \begin{cases} y_1 & \text{if } y_k^* \leq \gamma_1 \\ y_2 & \text{if } \gamma_1 < y_k^* \leq \gamma_2 \\ \vdots & \vdots \\ y_I & \text{if } \gamma_{I-1} \leq y_k^* \end{cases}$$

とすると、財務指標  $x_{km}$  が与えられたときに企業  $k$  が格付  $y_i$  に属する確率  $p_{ik}$  は、従属変数の誤差項  $\varepsilon_k$  の累積分布関数  $F$  によって、以下の通り求められる。

<sup>4</sup> 統計モデルとは別に、マーケット・データをベースにリアルタイムでデフォルト確率を推定するモデルとして、株式価値を「資産価値を原資産とするコールオプション」とみなし、オプション・プライシング・モデルを援用して倒産確率を推定するアプローチが、Merton (1974)、森平 (1997)、小林 (2007) などによって展開されているほか、社債の流通価格からデフォルト確率を誘導するアプローチも津田 (2004) 等により議論されている。

$$\begin{aligned}
 p_{1k} &= F\left(\gamma_1 - y_k^*\right) \\
 p_{2k} &= F\left(\gamma_2 - y_k^*\right) - F\left(\gamma_1 - y_k^*\right) \\
 &\dots \\
 p_{ik} &= 1 - F\left(\gamma_{i-1} - y_k^*\right)
 \end{aligned}$$

ここで、 $F$  にロジスティック分布を仮定したものを順序ロジットモデルといい、 $p_{ik}$  は、

$$p_{ik} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\gamma_i - y_k^*\right)} - \frac{1}{1 + \exp\left(-\gamma_{i-1} - y_k^*\right)}$$

によって求められる。同様に、 $F$  に正規分布を仮定したものを順序プロビットモデルといい、 $p_{ik}$  は、標準正規分布の累積密度関数  $\varphi(x)$  を用いて、

$$\begin{aligned}
 p_{ik} &= \varphi\left(\gamma_i - y_k^*\right) - \varphi\left(\gamma_{i-1} - y_k^*\right) \\
 \varphi(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int e^{-\frac{1}{2}x^2} dx
 \end{aligned}$$

によって求められる。回帰パラメータ及び閾値パラメータの推定には、一般に最尤法が用いられる。

格付を推定するモデルとして順序モデル、取り分け順序ロジットが好まれる理由は、①質的尺度の選択問題を扱うモデルとして線形回帰より好ましい、②選択の順序性を取り扱うことが出来る、③プロビットに比較して数値計算が容易である、といった点が重視されるからであろう。しかしながら、最近の学術的研究では順序ロジットを用いることの問題点がしばしば指摘され、その問題点を補完する提案もなされるようになっている。

小林(2001)は、順序プロビットの持つ平行性の仮定(Equal Slope Assumption: ESA)——回帰パラメータ  $\beta_m$  が順序性のあるカテゴリーに依存せず常に一定であるような仮定——が格付データと整合的でないと指摘した。すなわち、ある企業の格付をAA格とA格のいずれかに区分する場合とBBB格とBB格のいずれかに区分する場合とを比較したときに、特定の財務指標が与える影響度をいずれの場合も一定と仮定するのは不自然であり、従ってそれを仮定したモデルである順序プロビット(ロジット)は妥当でなく、むしろカ

テグリー毎に  $\beta_m$  が可変的な多項プロビット(ロジット)モデルの利用が望ましいとの主張である。

もともと、多項ロジットや多項プロビットは、その構造上目的変数の順序性を考慮しない点が格付推定に馴染まないこと等より、開発(2004)等を除いてその後の利用はそれほど進んでおらず、順序性を担保しながら ESA を如何に緩めていくかが議論の中心になっている。例えば、安川(2002)は「順序を考慮しない多項モデルではなく、ESA の想定を緩和した順序モデルの応用がこの分野には有用」として、二項ロジットを逐次適用することで順序構造を反映させる逐次ロジットを応用して ESA を緩めた「拡張逐次ロジットモデル」を利用した分析を行い、赤池情報量基準に依って、それが ESA を想定したモデルに比べて格付けデータへの適合度が高いことを示した。また、坂巻(2006)は、消費者選択行動分析において利用されている入れ子型ロジットモデルを応用した3段階の階層構造を持つ多段階多項ロジットモデルを用いて格付予測分析を行っている。単純な多項モデルでは表現できない格付の順序性をモデル内である程度考慮できるように格付カテゴリーの選択集合形成を行っている点が特徴的である。

### III. 問題意識

このように、格付推定問題を巡る学説的発展を辿ると、順序モデルが本質的に内包する ESA 問題をどう緩和していくかが議論の中心となってきたわけだが、ここで、本稿の以降の議論に繋がる問題意識を述べたい。

はじめに、上述した先行研究では、幾つかの説明変数を先験的或いは恣意的に仮定した上でパラメータの ESA 問題が議論されている。しかし、格付機関やインハウスの格付モデルを有する商業銀行等による実際の格付実務を想起すると、そもそも、様々な属性を有する企業に対し画一的に特定の財務指標を当てはめるアプローチが採られている可能性は低いと考えられ、そうであれば、画一的財務指標を説明変数とするモデルを仮定して ESA 問題を議論しても、得られる果実は多くない。むしろ、企業属性に従って説明変数の可変性を許容するようなアプローチの方が自然であり、そうすることで結果的に回帰パラメータも可变的になりうる。

次に、金融実務への展開可能性を考えた場合、構築するモデルはその構造を利用者が十分に理解できる程度の簡潔性を備える必要がある。信用格付推定モデルの実務的な利用主体としては、主に一般事業法人の財務部門やそのアドバイザー、或いはインハウスの信用リスク評価・格付手法を構築していない商業銀行や社債投資家といったところが想定されるが、「ブラックボックス状態にある格付決定メカニズムを、財務指標等から客観的、合理的に推定したい」というような利用者の需要に応えることを考える場合、構造の理解や結果の解釈に高度な統計数理の素養が求められるようだと、モデル自体が利用者にとってブラックボックス化してしまう危険があり、利用価値は減殺される。その意味で、例えば坂巻(2006)のような多段階多項モデルは、概念的な複雑さに加え、推定すべきパラメータ数が順序モデルに比べて極端に多い等の観点からも、金融実務への展開を考えるに際しては難しい問題を孕んでいる。

#### IV. データとセグメンテーション

以上を踏まえ、近年の学說的発展と実務への展開容易性の双方に留意しながら企業の信用格付推定モデルを考えていくが、その前に、本稿において使用した標本について述べておく。

利用した格付データは(株)格付投資情報センター(R&I)の提供する発行体格付であり、2007年7月末時点から2011年7月末時点までの5期分である。また、対応する財務データは財務情報ベンダーであるPacific Data社が提供する上場企業の連結財務データベースから取得した。各年7月末時点の格付には同年3月末の決算データを対応させたが、後述するように、財務指標の計算においては過去3年平均等の情報を利用したことから、それに応じて基準となる決算期以前のデータも取得した<sup>5</sup>。また、標本数を可能な限り確保する観点から、合併や統合による格付の消失や標本期間中の新規取得等で5期分のデータが整備されていない企業についても対象とした。

本稿で使用する業種分類は証券コード協議会による業種分類(いわゆる東証33業種)であり、このうち金融・保険業4業種(銀行業、証券・商品先物取引業、保険業、その他金融業)に属する企業、及び外れ値として企業規模が極端に大きいトヨタ自動車(株)については予め分析の対象から除いた。以上の結果、最終的な標本数は1,974 firm-yearとなった。

各標本の格付については、BB+以下、BBB-、BBB、BBB+、A-、A、A+、AA-、AA、AA+以上、の10区分に整理した上で、BB+以下:1、BBB-:2、・・・、AA+以上:10、とする順序尺度を設定した。

さて、安川(2002)に従えば、ESAについて特に留意すべきなのは、キャピタリゼーションと負債キャピタリゼーション比率、つまり規模と金融リスクに関する財務指標である。そこで、規模指標が格付に与える影響を確認するために、連結ベースの自己資本額を、「1,000億円以下」、「1,000億円超 5,000億円以下」、「5,000億円超」の3つのセグメントに区分した上で、順序尺度に変換した格付に関して中央値の同一性検定を実施した<sup>6</sup>。

図表2でWilcoxon順位和検定及びKruskal-Wallis検定の結果を確認すると、二群並びに他群の中央値同一性はいずれの組み合わせについても棄却されている。自己資本額が格付決定に対して大きく影響していることが強く示唆される結果である。

<sup>5</sup> 決算期が3月末でない企業については、前年4月から当年2月に到来した決算について当年3月末決算と読み替えて処理している。

<sup>6</sup> 信用格付は間隔尺度ではなく順位尺度であるため、ノンパラメトリック検定を行っている。

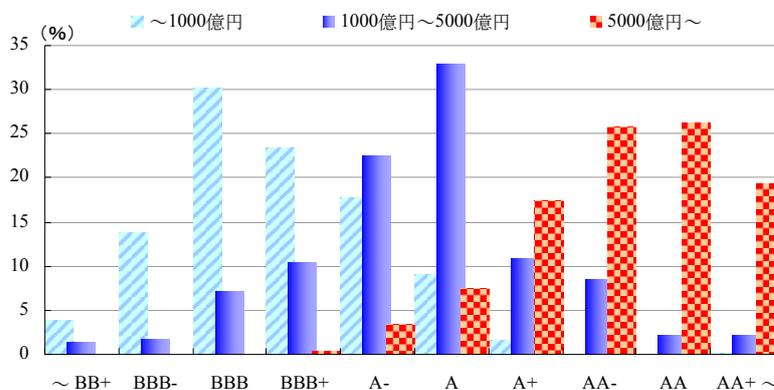
【図表 2】 自己資本額別の格付の標本中央値に関する同一性検定

Wilcoxon rank sum	~1000億円	1000億円 ~5000億円	5000億円~
~1000億円	-	21.67 (0.00)	25.96 (0.00)
1000億円~5000億円	21.67 (0.00)	-	21.18 (0.00)
5000億円~	25.96 (0.00)	21.18 (0.00)	-
Kruskal-Wallis			1005.13 (0.00)

(出所) R&I, Pacific Data より、みずほコーポレート銀行産業調査部作成  
 (注1) カッコ内はp-value  
 (注2) 検定標本は過去5年の決算・格付データを取得出来た1979firm-year

続いて、図表 3 は、自己資本額別の信用格付の分布を図示したものである。一見して明らかなように、自己資本の規模によって格付分布には大きな違いがあり、例えば、自己資本額が 1,000 億円以下のセグメントでは AA 格以上の格付を得ている企業は殆ど存在せず、同様に自己資本額が 5,000 億円を超えるセグメントで BBB 格以下に格付けされている企業も殆どない。その中で、1,000 億円超 5,000 億円以下のセグメントでは、A 格を中心に AA+格以上から BB+格以下まで格付は幅広く分布している。

【図表 3】 自己資本額別の格付分布



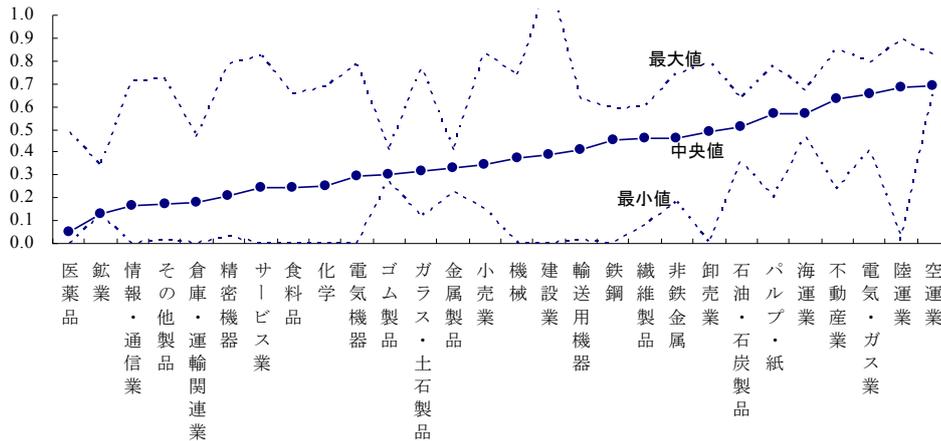
(出所) R&I, Pacific Data より、みずほコーポレート銀行産業調査部作成

このような事実を踏まえると、格付推定モデルの構築において、全標本に単一のモデルを当てはめて ESA の議論を行うことの適切性はやはり疑わしいように思われる。自己資本額は、ESA を満たす満たさない以前の問題として、それ自身が格付決定における”Cap”や”Floor”のような働きをしている可能性が高いようであり、従って、パラメータの可変性を許容するだけでなく、説明変数を含めてモデル自体をセグメント別に推定する方が望ましいと考えられる。

金融リスク指標についても同様のことが指摘できる。図表 4 は、業種別の有利子負債総キャピタリゼーション比率をプロットしたものであるが、業種によって金融リスク指標の中央値や散らばりの程度にはかなりの差が確認できる。一方、

現実には低レバレッジの医薬品業で低格付の企業も存在するし、逆に、電力・ガス業に属する企業は比較的高レバレッジにも関わらず総じて高格付が付与されている。これらは多分に業種特性によって信用リスクの評価ポイントが異なっていることに起因する可能性があると考えられるから、業種の違いによってモデルを変えることが好ましいだろう<sup>7</sup>。

【図表 4】 業種別の有利子負債総キャピタリゼーション比率



(出所) Pacific Dataより、みずほコーポレート銀行産業調査部作成

## V. モデル

以上を踏まえ、本稿においては、規模と業種によるデータ・セグメンテーションを実施してモデルを推定するアプローチを採用した。具体的には、図表5のように、全規模・全産業を標本とする Model A と共に、自己資本額によりモデルを3つに区分した Model B、そして自己資本額に製造業、非製造業という分類を加えて6つに区分した Model C を考える。

【図表 5】 自己資本額と業種によるモデル区分

	全産業	製造業	非製造業
全規模	Model A (1974)	-	-
～1000億円	Model B-1 (705)	Model C-1 (442)	Model C-4 (263)
1000億円～ 5000億円	Model B-2 (908)	Model C-2 (601)	Model C-5 (307)
5000億円～	Model B-3 (361)	Model C-3 (221)	Model C-6 (140)

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

(注) カッコ内は標本数

<sup>7</sup> この点、安原(2002)は「電力・ガスなど定性的な要因のウエイトが高く、負債依存度の大きな企業が多く含まれているため」高格付ゾーンにおいて負債キャピタリゼーション比率の ESA が崩れていると指摘しているが、それは全標本を単一モデルで取扱うことに起因する問題と考えられる。

規模セグメントと業種セグメントの夫々については、より肌理細かく区分するという選択肢も採り得るが、それに従って標本数が減少しパラメータ推定やモデル自体の頑健性に支障が生ずるリスクが高まる<sup>8</sup>。本稿では、そのバランスを考慮してこのような区分を定め、より細かい業種毎の相違については後述するダミー変数により調整する取り扱いとした。

使用する統計モデルの型は、規模と業種のセグメント別にモデル自体を変えるというアプローチを取ったことで ESA 問題へ一定の対応を行っていることに加え、実務への展開可能性を考慮してモデルの簡潔性も重視し、広く利用されているシンプルな順序ロジットモデルを用いた。

説明変数については、先験的、恣意的な変数選択を回避すると同時に、A～C の Model 毎に説明変数の可変性を許容する立場から、図表 6 に示した説明変数候補群から一定のルールに従い変数を絞り込むこととした。説明変数の候補は、「規模」、「収益性」、「効率性」、「元利払い能力」、「流動性」、「成長性」、「事業リスク」、「金融リスク」、「その他」の 9 分類に属する一般的財務指標と、それら個別企業の財務状況に関わらず格付が変化する可能性を考慮した「経済リスク」と「産業リスク」の 2 分類を加えた 11 分類 63 指標である。なお、財務指標については、平均的な景気循環サイクルを考慮して 3 年平均値を用いた。

説明変数の絞り込みルールは以下の通りとした。①被説明変数である順序尺度との Spearman の順位相関を大分類毎に計算し、先験的に想定される符号条件に合致しない変数については候補から外す<sup>9</sup>、②ステップワイズ法によって変数の候補を 10 個以内に絞り込む、③多重回帰モデルになることで符号条件に合致しない変数が生じた場合は、それを変数の候補から外す、④相関係数が 0.5 を上回る変数の組み合わせがある場合、モデルの的中率への影響の低い方の変数を外す。

以上のプロセスを図表 5 に示した 10 個の Model の夫々について実施し、最終的に回帰パラメータと閾値パラメータを最尤推定した。なお、パラメータの推定には夫々の標本から乱数によって無作為に 80%分を抽出した部分標本を用い、残り 20%分はクロスバリデーションによるモデルの頑健性評価のために留保した。

<sup>8</sup> データ・セグメンテーションによる信用リスク計測の問題点については山下・川口 (2003) に詳しい。そこでは、二項モデルによるデフォルト確率推定問題をテーマに、データ数の減少によるモデル推定精度の悪化とオーバーフィッティング問題が議論されている。

<sup>9</sup> 図表 6 の右端に Spearman の順位相関と符号条件等の判定結果を記載している。

【図表 6】説明変数の候補

項番	コード	大分類	項目	計算式、説明	Spearman 順位相関	符号条件
1	vlm1	規模	使用総資本(対数)	$\ln(\text{総資産} + \text{割引手形} + \text{譲渡手形})$	0.58	◎
2	vlm2		総キャピタリゼーション(対数)	$\ln(\text{短期借入金} + \text{CP} + \text{1年内返済長期借入金} + \text{1年内償還社債} + \text{長期借入金} + \text{社債} + \text{少数株主持分} + \text{株主資本} + \text{評価} + \text{換算差額等})$	0.61	◎
3	vlm3		有利子負債(対数)	$\ln(\text{短期借入金} + \text{CP} + \text{1年内返済長期借入金} + \text{1年内償還社債} + \text{長期借入金} + \text{社債})$	0.27	○■
4	vlm4		自己資本(対数)	$\ln(\text{株主資本} + \text{評価} + \text{換算差額等})$	0.75	◎
5	vlm5		売上高(対数)	$\ln(\text{売上高})$	0.52	◎
6	vlm6		営業利益	営業利益	0.70	◎
7	vlm7		事業利益	営業利益 + 受取利息 + 受取配当金	0.70	◎
8	vlm8		EBITDA	事業利益 + 減価償却費	0.68	◎
9	vlm9		営業CF	営業キャッシュフロー	0.69	◎
10	vlm10		フリーCF	営業キャッシュフロー + 投資キャッシュフロー	0.24	△
11	rtn1	収益性	使用総資本営業利益率	営業利益 / 使用総資本 【未残平残】	0.31	○
12	rtn2		使用総資本事業利益率	事業利益 / 使用総資本 【未残平残】	0.32	○
13	rtn3		使用総資本EBITDA比率	EBITDA / 使用総資本 【未残平残】	0.41	○
14	rtn4		自己資本当期純利益率	当期純利益 / 自己資本 【未残平残】	0.22	△
15	rtn5		売上高営業利益率	営業利益 / 売上高	0.35	○
16	rtn6		売上高事業利益率	事業利益 / 売上高	0.36	○
17	rtn7		売上高EBITDA比率	EBITDA / 売上高	0.39	○
18	efl1	効率性	使用総資本回転期間(年)	使用総資本 【未残平残】 / 売上高	0.15	■
19	efl2		固定資産回転期間(年)	固定資産 【未残平残】 / 売上高	0.20	■
20	efl3		有形固定資産回転期間(年)	有形固定資産 【未残平残】 / 売上高	0.06	■
21	efl4		自己資本回転期間(年)	自己資本 【未残平残】 / 売上高	0.32	■/○
22	pmt1	元利払能力	インタレスト・カバレッジ・レシオ	事業利益 / 支払利息・割引料	0.32	○
23	pmt2		EBITDA有利子負債比率	EBITDA / 有利子負債 【未残平残】	0.36	○
24	pmt3		フリーCF有利子負債比率	フリーCF / 有利子負債 【未残平残】	0.12	△
25	pmt4		現預金有利子負債比率	現預金 / 有利子負債	0.10	△
26	pmt5		債務負担度	有利子負債 / (現預金 + 有価証券 + 有形固定資産 + 投資有価証券)	-0.26	○
27	lqd1	流動性	流動比率	流動資産 / 流動負債	0.14	△
28	lqd2		アシッド・テスト・レシオ	(流動資産 - 棚卸資産) / 流動負債	0.17	△
29	lqd3		クイック・レシオ	(現預金 + 有価証券 + 売上債権) / 流動負債	0.10	△
30	lqd4		当座比率	(現預金 + 有価証券) / 流動負債	0.12	△
31	lqd5		売上債権回転率	売上高 / 売上債権 【未残平残】	0.15	△
32	lqd6		棚卸資産回転率	売上原価 / 棚卸資産 【未残平残】	0.10	△
33	lqd7		買入債務回転率	売上原価 / 買入債務 【未残平残】	0.12	△
34	lqd8		営業運転資本回転率	売上高 / (売上債権 + 棚卸資産 - 買入債務) 【未残平残】	0.19	△
35	grw1	成長性	使用総資本成長率	当期の使用総資本 / 前期の使用総資本 - 1	0.17	△
36	grw2		自己資本成長率	当期の自己資本 / 前期の自己資本 - 1	0.01	△
37	grw3		売上高成長率	当期の売上高 / 前期の売上高 - 1	0.07	△
38	grw4		営業利益成長率	当期の営業利益 / 前期の営業利益 - 1	-0.01	■
39	grw5		配当性向	配当金 / 当期純利益	0.00	■
40	grw6		安定成長率	当期純利益 / 自己資本 × (1 - 配当性向)	0.19	△
41	grw7		PBR	株式時価総額 / 自己資本	0.29	○
42	bsr1	事業リスク	売上高分散係数	売上高の5期標準偏差 / 売上高の5期平均	-0.04	△
43	bsr2		営業利益分散係数	(営業利益の5期標準偏差 / 営業利益の5期平均)の絶対値	-0.24	△
44	bsr3		営業レバレッジ	(営業利益前年比変動率 / 売上高前年比変動率)の絶対値の3期平均	-0.22	△
45	fnr1	金融リスク	有利子負債総キャピタリゼーション比率	有利子負債 / 総キャピタリゼーション	-0.27	○
46	fnr2		実質自己資本比率	(自己資本 + 未積立退職給付債務*0.6) / (総資産 + 未積立退職給付債務*0.6)	0.29	○
47	fnr3		実質留保利益比率	(利益剰余金 + 未積立退職給付債務*0.6) / (総資産 + 未積立退職給付債務*0.6)	0.47	○
48	fnr4		実質固定長期適合率	固定資産 / (固定負債 + 純資産 + 未積立退職給付債務*0.6)	-0.07	△
49	fnr5		実質固定比率	固定資産 / (純資産 + 未積立退職給付債務*0.6)	-0.12	△
50	fnr6		実質デット・トゥ・エクイティ・レシオ	有利子負債 / (自己資本 + 未積立退職給付債務*0.6)	-0.26	○
51	fnr7		売上高支払金利比率	支払利息・割引料 / 売上高	-0.17	△
52	oth1	その他	自己資本連乗倍率	連結自己資本 / 単体純資産	0.32	○
53	oth2		赤字ダメー	当期純利益がマイナスのときに1	-0.14	△
54	oth3		繰越損失ダメー	利益剰余金がマイナスのときに1	-0.24	△
55	eco1	経済リスク	景気動向指数	景気動向指数一致CI	-	-
56	eco2		交易条件指数	輸出物価指数 / 輸入物価指数	-	-
57	eco3		基準年ダメー	当該格付の付与基準年に1	-	-
58	dummate	産業リスク	素材ダメー	当該企業が素材業種に属する場合に1	-	-
59	dummanu		加工ダメー	当該企業が加工業種に属する場合に1	-	-
60	dumphar		医薬品ダメー	当該企業が医薬品製造業に属する場合に1	-	-
61	dumcons		建設・不動産ダメー	当該企業が建設業・不動産業に属する場合に1	-	-
62	dumsho		卸売ダメー	当該企業が卸売業に属する場合に1	-	-
63	dumutil		電力・ガス・陸運ダメー	当該企業が電力・ガス供給業・陸運業に属する場合に1	-	-

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

(注1) 項番1~41、45~52は全て3期平均

(注2) 符号条件の列について、符号条件に合致しSpearman順位相関の絶対値が0.5以上は◎、0.25以上は○、0.25未満は△、符号条件に合致しない若しくはp-value > 0.05の場合は■と表記

## VI. 推定結果と頑健性評価

図表 7 に推定結果を一覧した。

はじめに Model A に注目すると、vlm4: 自己資本(対数)、rtm7: 売上高 EBITDA 比率、bsr2: 営業利益分散係数、fmr3: 実質留保利益比率、fmr6: 実質デット・エクイティ・レシオ、dummate: 素材ダミー、dumphar: 医薬品ダミー、dumutil: 電力・ガス・陸運ダミー、の 8 変数が選択され、的中率は 46%であった。説明変数の種類は概ね先行研究と類似しており、モデルの的中率についても坂巻(2006)の 35%、松本(2009)の 44%等と比較して相応の水準を確保している。

次に、本稿の主たる関心であるデータ・セグメンテーションの効果についてみる。Model B、C において選択された説明変数を確認すると、vlm4 や fmr6 などは、Model A 同様に多くのモデルで選択されていることが分かる。これより、これらの財務指標が規模や業種に関わりなく、格付決定にとって重要な「共通因子」である可能性が示唆される。一方、セグメントされたモデルでは、Model A には無い財務指標が多数選択されている。例えば、Model B-1 や C-1、C-4 では、vlm5: 売上高(対数)、vlm7: 事業利益、vlm9: 営業 CF、が夫々選択されており、特に自己資本額の小さな企業において事業規模の大小が格付決定に有意な影響を持っていることが分かる。また、Model C-2、C-3 に特有の説明変数として、夫々、lqd6: 買入債務回転率、lqd7: 営業運転資本回転率、がある。比較的規模の大きな製造業の格付け決定においては、これら流動性指標が意味を持っているようである。このように、全標本に画一的なモデルを当てはめると見逃されてしまう、属性に依存して意味を持つ「個別因子」を拾い上げることが可能であるという意味で、データ・セグメント法は有用と判断される<sup>10</sup>。

続いて、データ・セグメンテーションによってモデルの推定精度が向上するかどうかを点検する。図表 7 をみると、上述したように Model A の的中率は 46%である。Model B は、中規模標本モデルである B-2 では 45%と A とほぼ同水準であり、B-1 では 49%、B-3 では 55%と Model A に比した的中率の向上が確認される。業種要因を加えた Model C についてみると、製造業モデルである C-1~C-3 の的中率は 50%~57%であり、セグメンテーションによるモデル精度の向上が顕著である。非製造業については、大企業モデルである C-6 の的中率は 50%と Model A を上回っているが、C-4、C-5 については Model A に比べて的中率が低下しており、結果は斑模様である。なお、中規模標本モデルの C-2、C-5 の的中率が相対的にやや低い点は Model B の結果と整合的である。

<sup>10</sup> なお、非線形モデルである順序ロジットの場合、回帰パラメータの大小は閾値パラメータとの相対関係によって持つ意味が異なること等から、同じ説明変数に係る回帰パラメータの大小関係について、モデル間の比較を行うことは難しい。

【図表 7】 順序ロジットモデルによる企業信用格付の推計結果

Model		A	B-1	B-2	B-3	C-1	C-2	C-3	C-4	C-5	C-6
# of Sample		1580	564	726	289	353	477	179	211	246	113
vlm4	Coeff.	2.3		2.1	1.7	2.3	1.7	2.0	1.2	1.9	1.5
	Std. Err.	0.1 ***		0.2 ***	0.3 ***	0.3 ***	0.3 ***	0.4 ***	0.3 ***	0.3 ***	0.4 ***
vlm5	Coeff.		2.0								
	Std. Err.		0.1 ***								
vlm7	Coeff.					0.0					
	Std. Err.					0.0 ***					
vlm9	Coeff.								0.0		
	Std. Err.								0.0 ***		
rtn1	Coeff.						58.2				
	Std. Err.						7.5 ***				
rtn7	Coeff.	7.0	14.7	12.4						30.3	
	Std. Err.	1.0 ***	1.9 ***	1.5 ***						3.1 ***	
eff4	Coeff.					-1.2			1.3		
	Std. Err.					0.4 ***			0.4 ***		
bsr1	Coeff.										-6.8
	Std. Err.										2.4 ***
bsr2	Coeff.	-0.5			-1.5			-1.6			
	Std. Err.	0.2 **			0.3 ***			0.4 ***			
bsr3	Coeff.		0.0			0.0					
	Std. Err.		0.0 ***			0.0 ***					
lqd6	Coeff.							0.3			
	Std. Err.							0.1 ***			
lqd7	Coeff.						0.0				
	Std. Err.						0.0 **				
fnr3	Coeff.	6.1	10.8	6.5		11.9		7.4	4.9		
	Std. Err.	0.6 ***	0.7 ***	0.9 ***		1.2 ***		1.9 ***	1.3 ***		
fnr4	Coeff.									-2.1	
	Std. Err.									0.6 ***	
fnr6	Coeff.	-0.5		-0.6	-2.0		-1.0	-2.5			-1.4
	Std. Err.	0.1 ***		0.2 ***	0.2 ***		0.4 **	0.6 ***			0.2 ***
fnr7	Coeff.								-41.4	-170.2	
	Std. Err.								13.0 ***	19.6 ***	
oth2	Coeff.								-1.0		
	Std. Err.								0.5 *		
oth3	Coeff.		-2.7				-4.1				
	Std. Err.		0.5 ***				1.5 ***				
eco3	Coeff.						0.3				-0.4
	Std. Err.						0.1 ***				0.1 ***
dummate	Coeff.	-0.2			-1.2						
	Std. Err.	0.1 **			0.3 ***						
dummanu	Coeff.				-1.2	0.4		-0.4			
	Std. Err.				0.3 ***	0.2 *		0.3 *			
dumphar	Coeff.	-0.9		-1.3							
	Std. Err.	0.3 ***		0.5 ***							
dumsho	Coeff.		-1.1							0.9	
	Std. Err.		0.3 ***							0.5 **	
dumutil	Coeff.	2.8	3.7	2.3	6.5				3.1	1.8	5.8
	Std. Err.	0.3 ***	0.4 ***	0.5 ***	0.9 ***				0.5 ***	0.3 ***	0.8 ***
γ1		21.0	21.5	21.5		21.5	15.2		10.1	15.9	
γ2		23.3	24.0	22.8		24.6	16.7		12.7	17.3	
γ3		25.7	26.6	24.5		27.6	18.9		14.7	19.1	
γ4		27.2	28.4	25.9	11.5	29.8	20.1		16.2	20.6	12.1
γ5		29.0	30.4	27.7	15.2	32.2	22.0	22.4	18.6	22.0	14.0
γ6		31.1	33.1	30.3	17.0	36.8	24.5	24.9	19.6	23.9	15.5
γ7		32.4		31.5	18.7		26.3	27.4		24.7	17.4
γ8		34.2		33.3	20.6		28.8	29.9		26.4	19.2
γ9		35.8		34.2	22.9			33.4		27.2	21.6
Pseudo R-squared		0.35	0.27	0.24	0.28	0.36	0.24	0.35	0.21	0.21	0.32
% Correct		0.46	0.49	0.45	0.55	0.57	0.50	0.57	0.41	0.38	0.50

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成  
(注) \*\*\*は1%有意、\*\*は5%有意、\*は10%有意

図表 8 の(A)は、Model B と Model C 夫々のモデルの推定結果を合算し、Model 全体のパフォーマンスを Model A と比較したものである。的中率は Model B 全体で 48.1%、Model C 全体で 49.5%と、Model A に比べ向上している。また、推定結果が実際の格付から±1 ノッチ以内に収まった割合は、Model A が 87.8%、Model B が 88.9%、Model C が 87.9%であり、全般的に高い精度での格付推定に成功している。その中であって、小幅ながらも、セグメントされた Model B、Model C は Model A に対して優位である。なお、Model C を細かくみると、製造業モデルである C-1 や C-3 では 1 ノッチ以内の的中率が 95%を上回り推定精度は極めて高いが、非製造業モデルである C-5、C-6 では 80%をやや下回っている。

図表 9 は、格付別のモデル的中率をみたものである。的中率の分布形に関して Model A、B、C に大きな差は認められない。つまり、Model B や Model C のモデル精度の高さが特定への格付ゾーンに偏在に依存している様子はない。

【図表 8】 各モデルの的中率とクロスバリデーションによる頑健性評価

	In-sample(A)		Out-of-sample(B)		Total(A+B)	
	的中率	1ノッチ以内	的中率	1ノッチ以内	的中率	1ノッチ以内
Model A	46.1%	87.8%	44.7%	90.4%	45.8%	88.3%
Model B	48.1%	88.9%	46.3%	86.8%	47.7%	88.4%
1	48.6%	93.4%	47.5%	87.9%	48.4%	92.3%
2	44.9%	84.8%	42.3%	85.2%	44.4%	84.9%
3	55.0%	90.0%	54.2%	88.9%	54.8%	89.8%
Model C	49.5%	87.9%	46.8%	89.4%	49.0%	88.2%
1	57.2%	96.9%	44.9%	95.5%	54.8%	96.6%
2	50.3%	86.8%	54.8%	89.5%	51.2%	87.4%
3	57.0%	95.0%	52.4%	92.9%	56.1%	94.6%
4	41.2%	88.6%	28.8%	92.3%	38.8%	89.4%
5	38.2%	76.8%	39.3%	75.4%	38.4%	76.5%
6	50.4%	76.1%	59.3%	88.9%	52.1%	78.6%

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

【図表 9】 格付別にみた各モデルの的中率

	Model A	Model B				Model C						
			1	2	3		1	2	3	4	5	6
BB+以下	29.3%	24.4%	28.6%	15.4%	-	22.0%	8.3%	44.4%	-	25.0%	0.0%	-
BBB-	30.7%	36.8%	41.8%	6.3%	-	37.7%	47.4%	8.3%	-	34.1%	25.0%	-
BBB	50.7%	56.1%	66.7%	21.5%	-	53.6%	65.9%	22.0%	-	62.7%	8.3%	-
BBB+	40.2%	38.3%	45.5%	26.3%	0.0%	35.2%	44.6%	16.3%	-	37.5%	32.6%	0.0%
A-	48.8%	49.1%	36.0%	57.6%	41.7%	51.5%	55.1%	58.3%	0.0%	27.7%	53.7%	50.0%
A	58.7%	59.2%	46.9%	63.2%	44.4%	64.4%	66.0%	70.0%	50.0%	0.0%	61.8%	42.9%
A+	36.4%	25.4%	0.0%	25.3%	30.2%	37.6%	0.0%	42.1%	52.3%	0.0%	4.3%	47.4%
AA-	47.1%	56.5%	-	36.4%	73.1%	50.6%	-	25.7%	67.2%	-	52.4%	43.8%
AA	26.3%	43.9%	-	5.3%	51.6%	48.2%	-	20.0%	58.7%	-	7.1%	50.0%
AA+以上	47.3%	49.5%	0.0%	0.0%	64.3%	45.1%	-	-	48.1%	0.0%	0.0%	65.1%

(出所) みずほコーポレート銀行産業調査部作成

さて、最後に、80%分の標本を用いて推定したモデルに予め留保しておいた20%分の標本を当てはめるクロスバリデーションを実施することで、モデルの頑健性評価を行った。図表8の(B)にその結果を示している。In-sampleの場合と比べ、Out-of-sampleの的中率はModel A、B、C共に低下しているが、その幅は-1.4%pt~-2.8%ptと極めて小さい。また、1ノッチ以内の的中率の乖離幅も-2.1%pt~-2.6%ptと小さい。これらを踏まえると、全体としてモデルは頑健であるとの評価が可能である。

但し、Model C-1やC-4などではOut-of-Sample推定における的中率の変動が小さいとはいえない。これらの場合も1ノッチ以内の的中率はIn-sampleの場合と大差なく、その意味で一定の頑健性を確保していると判断されるが、データ・セグメンテーションによる標本数減少の影響が滲む結果ではある。

## Ⅶ. まとめと課題

本稿では、統計モデルによる企業信用格付の推定問題を探り上げ、近年の学説的発展と実務への展開可能性の双方に意を留めながら、順序ロジットモデルを基礎としたデータ・セグメント法による格付推定モデルの構築を行った。

先行研究においては、ESA問題の解消を企図したロジットモデルの改良が議論の中心を占めてきた。この点に関し、自己資本額を基準に企業格付を区分したところ、夫々の区分における格付分布に有意な差があることが確認されたことから、本稿では、画一的モデルを与件としてパラメータの平行性を議論するよりも企業属性によってモデル選択を変えるアプローチが妥当であるとの立場に立ち、規模と業種によりデータを6つのセグメントに区分した上でモデルの推定を行った。推定に当たっては、金融実務への展開可能性を意識して簡潔な順序ロジットを利用し、また、先験的、恣意的な説明変数選択を排除するため、11分類63指標からなる説明変数候補群を用意した上で、一定のルールに従って変数を選択した。

推定の結果、自己資本額や実質デッド・エクイティ・レシオなど、データ・セグメンテーションの有無に関わらず選択されやすい説明変数があることが判明した一方で、セグメントされたモデルに特有の説明変数の存在も明らかとなった。格付決定において企業属性に関わらず重要な「共通因子」と、企業属性の違いによって重要度が異なる「個別因子」の夫々を明示的にモデルに反映できる本稿のアプローチは、全ての企業に画一的なモデルを当てはめるアプローチに対して、モデル解釈上の有用性が高いと考えられる。また、モデルの精度についても、データ・セグメンテーションを行ったモデルは、画一的なモデルに比べて的中率が高いことも確認された。

最後に、今後の課題について言及する。一つは、データ・セグメンテーションを実施することで不可避となる標本数の減少問題への対応である。データ・セグメンテーションによる効果は、セグメントを肌理細かく設定することで一層発揮されると想定されるものの、本稿においてもセグメントされたモデルの一部

に頑健性の揺らぎがみられたように、標本数の減少に伴ってモデルの脆弱性が高まりやすくなる。従って、データ・セグメンテーションを前提にモデルの推定精度や頑健性を向上させるためには、より多くの標本数を確保する必要がある。本稿では2007年から2011年まで5期分の上場会社の格付・財務データを使用した。例えば更に過去のデータを標本に加えてタイムシリーズの広がりを求める、日本だけでなく海外企業を標本に含めてクロスセクションの広がりを求める、といった対応を行うことで、更に頑健なモデルを構築できる可能性がある。

また、本稿では規模と業種の6区分でセグメントを構築したが、それが真に正しいセグメンテーションであるという証拠は無い。本稿においては、中規模セグメントや非製造業セグメントにおけるモデル精度がその他に比べて低いとの結果が得られた。非製造業は、電力や不動産のようにアセットヘビーな業種、小売業のように運転資金をさほど必要としない業種、大手商社のように半ば投資会社化している業種など、製造業に比べて事業・財務のバラエティに富んでおり、非製造業というセグメントでは包含しきれない業種固有の格付決定因子が存在する可能性がある。データ・セグメンテーションに伴う標本数減少問題と不可分のテーマではあるが、トライ・アンド・エラーによって最適なセグメンテーションを探索していくことが重要である。

最後に、企業の財務活動のダイナミズムへの対応である。本稿のモデルは、ある一時点の企業の財務データに基づき格付を推定するスタティックなモデルである。従って、例えば、増資等の財務活動によって自己資本額がセグメント間を移動するような場合、本稿のフレームワークに従えば、格付を推定するモデル自体が変化する。その場合、異なる説明変数と異なる回帰パラメータによって企業の信用力が再評価されることになるので、推定される格付が大きくジャンプする、増資したにも関わらず推定格付が低下する、といった事象の発生リスクが概念的にはゼロではない。このようなリスクを回避するには、例えば、相互に切斷的ではなく重疊的なセグメント設定を行って複数モデルによる評価を行う等、一段の工夫が必要となるだろう。

以上

(本稿に関する問い合わせ先)

みずほコーポレート銀行産業調査部  
事業金融開発チーム  
草場 洋方  
Tel : 03-5252-6029  
[hirokata.kusaba@mizuho-cb.co.jp](mailto:hirokata.kusaba@mizuho-cb.co.jp)

## &lt;参考文献&gt;

Altman, Edward L., "Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, Vol.23, 1968, pp.589-609

Kaplan, R.S. and G. Urwitz, "Statistical model of bond ratings: A methodological inquiry", The Journal of Business, Vol. 52, 1979, pp.231-261

Merton, Robert C., "On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates", The Journal of Finance, Vol.29, 1974, pp.871-895

開発荘平、「日本企業の本格回復はなるか—格付け予測関数による財務改善度の評価—」、『経済点描』、日本銀行調査統計局、2004年2月

小林正人、「順序プロビット・モデルのテストと社債格付データへの応用」、『金融研究』、日本銀行金融研究所、2001年4月

小林良輔、「オプション・アプローチによる非上場企業の倒産確率の推定および金融支援度の考察」、『経営戦略研究』、関西学院大学経営戦略研究会、2007年

坂巻英一、「多段階多項企業格付予測のためのロジット・モデルに関する研究」、『行動計量学』第33巻第1号、日本行動計量学会、2006年

津田博史、「社債市場から得られる信用リスク情報」、『年金ストラテジー』vol.94、ニッセイ基礎研究所、2004年5月

中山めぐみ・森平爽一郎、「格付選択確率の推定と信用リスク量」、JAFEE1998年夏季大会予稿集、pp.210-225

松本成一郎、「格付会社の研究」、『Credit Commentary』、みずほ証券金融市場調査部、2009年10月

森内一朗・木内和央、「格付モデルの構築と検証」、株式会社金融工学研究所、2009年6月

森平爽一郎、「倒産確率推定のオプション・アプローチ」、『証券アナリストジャーナル』、日本証券アナリスト協会、1997年10月

安川武彦、「社債格付の決定要因に関するパネルデータ分析」、筑波大学大学院経営・政策科学研究科修士論文、1999年

安川武彦、「平行性の仮定と格付けデータ：順序ロジットモデルと逐次ロジットモデルによる分析」、『統計数理』第50巻2号、数理統計研究所、2002年

山下智志・川口昇、「大規模データベースを用いた信用リスク計測の問題点と対策(変数選択とデータ量の関係)」、金融庁金融研究センターディスカッションペーパー、2003年

©2011 株式会社みずほコーポレート銀行

本資料は情報提供のみを目的として作成されたものであり、取引の勧誘を目的としたものではありません。本資料は、弊行が信頼に足り且つ正確であると判断した情報に基づき作成されておりますが、弊行はその正確性・确实性を保証するものではありません。本資料のご利用に際しては、貴社ご自身の判断にてなされますよう、また必要な場合は、弁護士、会計士、税理士等にご相談のうえお取扱い下さいますようお願い申し上げます。

本資料の一部または全部を、①複写、写真複写、あるいはその他如何なる手段において複製すること、②弊行の書面による許可なくして再配布することを禁じます。

**MIZUHO**



Channel to Discovery