

デフォルト確率推計モデルの相互比較と寛厳性の評価¹

山下 智志²

概 要

新 BIS 規制の導入などが契機となって、信用リスク計量化に対するニーズが高まり、借り手企業のデフォルト確率を推計する信用リスクモデルが多様化している。金融機関にとって、多くの信用リスクモデルの中からより有効なモデルを選ぶために、モデルの精度を把握する必要がある。また、金融当局にとっても、内部モデルの精度評価方法の確立は、検査やモニタリングの遂行のための重要な課題となっている。

従来、デフォルト確率推計モデルの精度評価は、事前もしくは事後的に入手されたデフォルト実績データに対するフィッティングを調べるものであった。本研究では、デフォルト実績データを用いず、モデル間相互の寛厳性について注目することによって、信用リスクモデルを評価する。

¹ 本稿の執筆にあたっては、新日鉄ソリューションズ(株)川口昇氏より有益な御意見をいただいた。なお、本稿の内容は全て著者の個人的見解であり、金融庁及び金融研究研修センターの公式見解ではない。

² 大学共同利用機関法人 情報システム研究機構 統計数理研究所 助教授、金融庁 金融研究研修センター特別研究員、yamasita@ism.ac.jp

1. 背景と目的

銀行は貸出金利や経営方針の作成のため、借り手企業の信用リスクを計量化する必要がある。銀行は独自に信用リスクを計量化するための統計モデル（以下、信用リスクモデル）を作成し、企業の財務データや定性データをこの信用リスクモデルに入力することにより、信用リスクを計量化している。新 BIS 規制の導入に伴い、金融機関が独自に貸出先企業の信用リスク量を算出する計算モデルを構築することとなった（内部格付モデル）。新 BIS 規制では、信用リスクの構成要素として、デフォルト確率（PD）、デフォルト時損失率（LGD）、エクスポージャー（EAD）、マチュリティ（M）を想定している。内部格付モデルを構築する銀行は、この要素のうち、デフォルト確率のみを推計する（基礎的手法）か、4つの要素全てを推計する（先進的手法）か選択する必要がある。

この結果、デフォルト確率を推計するための種々のモデルがすでに開発されている。また、銀行によっては信用リスクモデルを独自に作成するのではなく、格付機関など外部の信用リスクモデルを用い、それに基づきデフォルト確率を算出することもある。銀行にとっては、提案されているこれらのデフォルト確率算出モデルの中から、より適切なモデルや計算方法を選択しなければならない。

個々の信用リスクモデルの推計精度を知ることは、銀行にとってより有効な信用リスクモデルを選択するための必要なステップであり、自己の経営リスクを把握する点でも重要である。また、監督当局にとっても、金融検査や行政指導の重要な指標となるため、新 BIS 規制でも推計精度の検証は義務づけられている。

信用リスクモデルの精度を評価するには、これまで主に以下のような2つの方法があった。

- ①モデルの構造式を調べ、モデルの仮定や論理が合理的であるかどうかを検討する。
- ②モデルから計算された推計値（例えばデフォルト確率）が、実績データ（実際にデフォルトしたかどうか）を十分に説明しているかどうかを検討する。

②に関して、用いる実績データがモデル推計時に入手できたものであるかどうかで、さらに2つに細分される。

- ②-a モデルのパラメータ推計に用いた実績データに対する、推計デフォルト確率が正確であったかどうかの精度（事前評価）
- ②-b 信用リスクモデルの運用後、一定期間（例えば1年間）の実績データに対して、推計デフォルト確率が正確であったかどうかの精度。（バックテスト）

②-aの方法は、モデルを作成した時点で精度評価を行い、②-bの方法はモデル作成の時点から一定期間の後に精度評価を行う。

これらのモデルの精度評価を行う時に、①の方法では信用リスクモデルの構造を詳細に把握している必要があり、②の方法ではデフォルト実績データが必要となる。しかし、モデルの構造や借り手企業のデフォルト実績データは、モデル評価者にとって入手困難であることが一般的である。そのため、迅速で正確なモデル評価を行うには、モデル構造に関する情報や、デフォルト実績データが必要としない評価方法が望ましい。

これまで、信用リスクモデルの評価方法には BIS のレポートや〔株東芝(2004)〕が提案した方

法があるが、いずれもデフォルト実績データが必要であり、また借り手企業の財務データやモデル構造を必要とする場合もあり、実用的な信用リスク評価が行えない。

本方法では、このような信用リスクモデルの評価者が直面している課題を解決するため、従来の評価方法①、②-a、②-b のいずれの方法にもよらない、新たな評価方法を提案する。この方法では、複数の信用リスクモデルの推計結果を必要とするが、デフォルト実績データや借り手企業の財務データ、信用リスクモデルのモデル構造に関する情報を全く必要としない。また、モデルの評価指標として、②-a、②-b がデフォルト実績値に対するフィットを用いているのに対して、本方法では評価対象の信用リスクモデルが他のモデルに対して、デフォルト確率を高めに推計した（厳しい）か、デフォルト確率を低めに推計した（甘い）かを評価する。つまりモデル間の相対的な寛厳性を評価することになる。またこの方法では、モデル評価と同時に、借り手企業が平均的にどの程度のデフォルト確率を持っているかのコンセンサス（平均的な推計デフォルト確率；ただし「平均」は必ずしも数学的な平均の定義ではない）を知ることができる。以下ではこのデフォルト確率のコンセンサス値を「コンセンサスデフォルト確率」と呼ぶ。

以下の章では、2章で信用リスクモデルとその評価方法の既存研究について解説する。3章では、本研究で提案する信用リスクモデル評価手法の具体的な計算方法について説明する。4章では、この方法を用いて簡単な例題を解き、入出力データのイメージを提示する。5章はまとめと課題についての解説である。

2. 既存研究と従来の評価方法

2. 1 信用リスクモデル

信用リスク計量化モデルは、主に統計モデルと確率過程モデルに大きく分けられる。統計モデルでは、貸出先企業のデータをもとにデフォルトの判定やデフォルト確率の推定を行う。代表的なモデルとして、判別分析、ロジットモデル、ハザードモデルがあげられる。これらの統計モデルは、データ数が多いほど説明力の高いモデルを作成することができる。したがって、企業数が多いためにデータが豊富な中小企業に対して適用する。また、多重判別関数やオーダーロジットモデルは、財務データから格付データを推測する代表的なモデルである。一方、確率過程モデルでは、株価や社債金利などの市場データを用いてデフォルト確率を推定する。例えば、マートンモデルは株式が上場されている大企業に対して市場データを得ることにより、リアルタイムでデフォルト確率が推定できる。

前章のとおり新 BIS 規制に定められている信用リスクのリスク要素は、PD、LGD、EAD、M の4つとされている。銀行が独自にリスク要素を計算するモデルを用いる場合、監督当局は銀行が正確にリスク要素を計測しているか評価しなければならない。4つのリスク要素は、上述の信用リスクモデルによってこれらの値を計算するのであるが、モデルが最も実用的なのはデフォルト確率の推計に対してであり、他の要因を計算するモデルについては発展途上である。そのため、現状ではデフォルト確率に対する評価方法が主に検討されている。

2. 2 適合度を示す評価指標

デフォルト確率を算出する統計モデルについて、これまで様々な評価方法が提案されている。

その多くは適合度を示す統計量を元にしており、適合先のデータとしてデフォルト実績データを用いている。

代表的な適合度を示す統計量としては尤度比、自由度調整済み尤度比、 t 値があり、さらに併用して頑健性を同時に評価する赤池情報量規準 (AIC) が用いられ、モデルの変数選択などの評価方法として確立している。これらの例としては、[Lee, Urrutia(1996)] はロジットモデルと Cox 比例ハザードモデルの比較を行い、 t 値を用いて説明変数の有意性判定を行った。[森平, 隅田(2001)] は日本格付情報センター(R&I)の格付データに基づき、順序プロビット・モデルを用いた格付推移確率の推定を行い、モデルの有意性を尤度比を用いて検定した。[山下, 川口(2003)] は CRD 運営協議会によって作成された企業数のべ 948754 件、財務諸表項目数 93 項目の中小企業信用データベースを用いて、AIC 最適化を元にロジットモデルの変数選択を行った。さらに、全件データと業種や規模といったセグメントによってセグメント分けしたデータでの推定精度を AIC を用いて比較した。

これらの指標のほかにも、デフォルト実績データが「デフォルトした」「デフォルトしなかった」の 2 値データであることを利用して、ダイバージェンスや CIER、N/S 値、ブライアスコアを評価指標として用いることがある。例えば、[Moody's(2001)] は同社が保有する 1988 年から 1999 年までの 1502 件のデフォルトを含む計 30000 社の民間企業によるデータベースを元に提供している信用リスクモデルを CIER を用いて評価した。

統計指標によるものではなく実験的な方法によりモデル評価を行うことがある。例えば、データをパラメータ推計用データと検証用データに 2 分して、推計用データを用いて作成されたモデルが検証用データをどれだけ説明しているかを知る方法があり、これをクロスバリデーションと呼ぶ。さらにこれを高度化した、ブートストラップ法やジャックナイフ法がある。クロスバリデーションを用いた信用リスクモデル評価の例としては、[Deakin(1972)]があげられる。

最近、信用リスクモデルの評価でもっとも頻繁に用いられているのは AR 値である。これは推計デフォルト確率の順位性 (デフォルト確率が高く推計された企業が、低く推計された企業よりデフォルトした比率が高かったかを問う) に注目した統計量である。AUC やジニ係数、Summer's D も数値は異なるが、AR 値と同等の意味を持っている。[Moody's(2001)]、[山下, 川口(2003)] など適用例は多い。

これらの信用リスク評価指標は[山下, 敦賀, 川口(2003)]によって比較検討され、どのような場合に有効なのかが明らかにされている。

3. 計算方法

3. 1 計算方法の概念

ある企業が複数の金融機関から貸出を受けている場合、金融機関のモデルの違いにより、本来同じであるべきデフォルト確率が違う値として示されることになる。金融機関が用いた信用リスクモデルを評価するとき、モデルに用いられた計算ステップを全て把握し、評価することが望ましいが、現状においてモデルの全ての数式が合理性を伴っているかどうかをチェックするのは困難である。そのため、モデルのアウトプットのみを用いて、その値を相互評価することによって、モデルの外観をチェックする方法が考えられる。

信用リスクモデルにおいては、信用力は、財務データや定性的データ、もしくは業種などのマクロ要因が勘案される。しかし、銀行の推計デフォルト確率が「全体的に低い」「特定の業種に甘い」などの評価を行う場合、デフォルト確率が低く推計された原因の解明が重要なのではなく、どの程度低く推定されているか、その程度を性格に把握することの方がより重要な課題である。

そこで本研究では、企業の財務データなどのマイクロな情報を用いずに、推計デフォルト確率の妥当性を相互比較する方法を提案する。個々の企業の情報については、唯一「企業信用力（真のデフォルト確率の社会的コンセンサス値）」を用いる。ただ、この変数については財務データと違い直接観測できない潜在変数であるため、モデルの中で推計を行う。

3. 2 計算方法の詳細

銀行の信用リスクモデルにおいて、デフォルト確率を計算するとき、モデルの中に様々な構造式（関数）を仮定している。目的の項で説明したように、この構造式は精度の評価者にとっては未知であるため、代わりに関数を仮定する。具体的には、モデルの式(1)のような構造を仮定する。この式によれば、銀行 j が借り手企業 i に対するデフォルト確率は、デフォルト確率の全体のコンセンサス Q_i （以下ではコンセンサスデフォルト確率と呼ぶ）のみによって算出され、モデル誤差との和で表現される。評価関数は様々なものが考えられるため、ここでは抽象的に f とおいている。

$$P_{ij} = f_j(Q_i | \theta_j) + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

P_{ij} : 銀行 j が企業 i に対して推計したデフォルト確率

本評価システムの入力変数で、表 1 に例を示す。単位は%。

$f_j(\bullet | \theta)$: 銀行 j の信用リスクモデルの評価関数（非観測）、

θ は関数のパラメータ。信用リスクモデルのモデル構造は未知であるため、その代わりに簡単な関数を仮定する。もっとも単純な場合、線形関数をおく（式（3））。関数 f やパラメータ θ は銀行によって異なるため、添字に j がつく。また、これの差異が、同じ企業であっても銀行によって推計デフォルト確率が異なる原因となる。

Q_i : 企業 i のコンセンサスデフォルト確率（非観測）

企業 i の信用力を表す変数。直接観測できないため、ここでは未知パラメータである。以下の計算処理をした場合、この値は入力データである銀行の推計デフォルト確率の平均的な値として推計される。評価関数 f を線形におけば、この値は平均値となる。

ε_{ij} : 銀行 j の企業 i に対する推計誤差（平均 0、分散 σ の正規分布に従う）

今、複数の銀行から P_{ij} が与えられた企業が多数あるとき、推計誤差の総和を最小とする目的関数を用いて、コンセンサスデフォルト確率 Q_i 、評価関数のパラメータ θ_j 、及び誤差 ε_{ij} を同時推計する。

$$\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \varepsilon_{ij}^2 \xrightarrow{\theta, Q_i} \min \quad (2)$$

評価関数 f が線形と仮定した場合、式 (1) は以下のようになる。

$$P_{ij} = f_j(Q_i | \theta) + \varepsilon_{ij} = \alpha_j + \beta_j \cdot Q_i + \varepsilon_{ij} \quad (3)$$

このとき上記の式 (2) の最適化は

$$\varepsilon_{ij} = P_{ij} - \alpha_j - \beta_j \cdot Q_i \quad (4)$$

であるため、以下のようになる。

$$\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (P_{ij} - \alpha_j - \beta_j \cdot Q_i)^2 \xrightarrow{\alpha_j, \beta_j, Q_i} \min \quad (5)$$

M, N はそれぞれ銀行の数と企業の総数である。

最適化はニュートン法や共役複素法など、一般的な制約無し非線形最適化のプログラムを用いることができる。ただし、評価関数 f の形状によっては凸性が部分的に保たれていなかったり、収束速度が遅いため、更新ステップに工夫が必要である。

最適化計算の結果、評価関数のパラメータ α_j, β_j と Q_i の最適値が求められる。以下では求められた最適値をそれぞれ $\hat{\alpha}_j, \hat{\beta}_j, \hat{Q}_i$ と書く。

また、評価関数 f が線形関数や指数関数などの単調関数であれば、解の一意性はあり、最適化計算は収束する。通常の統計モデルでは左辺が入力データ（被説明変数）であり、右辺には未知パラメータと入力データ（説明変数）がある。このとき、未知パラメータの数がデータに比較して多い場合は、モデルが不定となり、最適化計算を行っても解が収束しない。本方法では、左辺が未知パラメータ α_j, β_j と未知パラメータ Q_i の積となっており、一見パラメータが多いように見えるため、解の収束性が問題となる。しかし、この計算方法が通常の統計モデルと根本的に違う点は、左辺の入力データが i と j に関するマトリックス（表）となっている点である。このため、データ数は十分存在し、解は不定とならない。例えば、銀行数 j が 100、借り手企業の数が 100 あるとすれば、左辺のデータ数は $100 \times 100 = 10000$ であり、右辺のパラメータ数は、 α_j が 100、 β_j が 100、 Q_i が 100 で、合計 300 程度であり、十分推定可能である。

これによって求められた α_j, β_j によって銀行 j の評価関数を比較することができる。また、推計されたパラメータを用いて、

$$\varepsilon_{ij} = P_{ij} - \hat{\alpha}_j - \hat{\beta}_j \cdot \hat{Q}_i \quad (6)$$

を計算することによって、特定の銀行が特定の企業に対して、甘い格付を与えているかどうかを検討することが可能である。例えば ε_{ij} がマイナスであれば、銀行 j は企業 i に対して、低いデフォルト確率を与えているということがわかる。

3. 3 寛厳性評価の方法

- 全体的な寛厳性

例えば α 値が低い銀行は全体的に甘い（推計デフォルト確率が全体的に低い）と判断でき、 α 値が高いと高めのデフォルト確率を与えていると言える。また、 β は推計デフォルト確率の感度を表しており、 β が高い銀行は、信用力の高い企業の推計デフォルト確率と低い企業の推計デフ

ォルト確率の差が大きい。いいかえれば高格付の企業のデフォルト確率は低めに推計されており、低格付の企業のデフォルト確率は高めに推計されている。次章の計算例で示すように、求められたパラメータを元に、関数 f を図示すれば、寛厳性の評価を簡単に行うことができる。

- ・ 個別企業ごとの寛厳性

銀行 j が企業 i に対して与えた推計デフォルト確率の寛厳性を評価する場合、コンセンサスデフォルト確率 Q_i と推計デフォルト確率 P_{ij} を比較すればよい。

$$S_{ij} = P_{ij} - \hat{Q}_i \quad (7)$$

この値が大きいほど、銀行 j は企業 i に対して、大きい推計デフォルト確率を与えている（評価が厳しい）ことになる。

- ・ 業種間の寛厳性

式(2)および式(5)の最適化計算によって求められた誤差 ε_{ij} を業種ごとに集計し、平均値を計算することによって銀行の業種間の寛厳性を評価することができる。この計算をするためには企業の業種に関する情報が必要である。次章に示す計算例ではそれぞれの企業が建設業か製造業かの情報が存在するケースを想定している。

ε_{ij} を集計することによって業種間の寛厳性を評価できるが、同様に S を集計して寛厳性を評価することも可能である。この場合、銀行の全体の寛厳性を加味した寛厳性の評価になる。

3. 4 非線形および対数変換した評価関数を用いた分析

上記の解説では、理解のしやすさを考慮して、評価関数 f を線形に与えた。そのため、最適化計算によって推計するパラメータは α_j, β_j （とコンセンサスデフォルト確率 Q_i ）であった。しかし、評価関数 f は線形である必要が無く、実務的要請に応じて非線形で与えてもよい。線形関数で与えた場合、銀行の推計デフォルト確率がマイナスである可能性があり、また、最適化によって推計される真のデフォルト確率が、マイナスとなる可能性もある。また、線形の評価関数の弊害としては、デフォルト確率1%と2%の差異が、デフォルト確率10%と11%の差異と同等の誤差であると仮定していることになる。このようなことは、信用リスクの実務から言えば受け入れがたい仮定であるため、より精緻な評価をする場合、 f の形状を慎重に検討する必要がある。

非線形の評価関数を与えた場合、一般的には式(1)～(2)の形で表され、最適化計算で求められるパラメータは θ_j と Q_i である。誤差は

$$\varepsilon_{ij} = P_{ij} - f_j(\hat{Q}_i | \hat{\theta}_j) \quad (6)$$

と計算される。

以下に、式(1)の両辺を対数を取った形で最適化計算を行う例を示す。これは、具体的には

$$\log P_{ij} = f_j(\log Q_i | \theta_j) + \varepsilon_{ij} \quad (7)$$

とする。 f を線形関数で与えた場合、この式は

$$\log P_{ij} = \alpha_j + \beta_j \cdot \log Q_i + \varepsilon_{ij}$$

となり、最適化計算は

$$\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (\log P_{ij} - \alpha_j - \beta_j \cdot \log Q_i)^2 \xrightarrow{\alpha_j, \beta_j, Q_i} \min$$

である。

3. 5 財務データを用いたときの要因分析

上記で、業種間の寛厳性を評価することを提案したが、財務データによる寛厳性の評価も可能である。具体的な方法としては、企業 i 財務データを $\mathbf{x}_i = (x_1, \dots, x_k)$ とすると、

$$\log P_{ij} = f_j(\log Q_i, \mathbf{x}_i | \theta_j, \omega_j) + \varepsilon_{ij}$$

となる。 ω_j は財務データにつくパラメータで、銀行固有のものである。各銀行がどの財務変数を重要視しているかを反映している。この場合最適化関数は、式 (2) の形で表すと、

$$\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \varepsilon_{ij}^2 \xrightarrow{\theta, \omega, Q_i} \min$$

となり、 ω_j も同時推計することになる。

4. 計算例³

以下に本方法による信用リスクモデルの寛厳性評価の計算例を示す。

評価関数の線形性の問題があるが、ここではとりあえず関数 f が線形であるものとして例題を解いた。

表 1 は、評価システムに入力するデータである。ここでは銀行が A 行、B 行、C 行、D 行の 4 行あり、これらの銀行が独自に作成した信用リスクモデルを用いて、1 番から 10 番の 10 社の借り手企業のデフォルト確率を推計した。その推計デフォルト確率を示している。必ずしも全ての銀行から借り入れているわけではないため、空欄が存在する。最後の列は、業種間の寛厳性を計算するための、業種情報である。

³推計デフォルト確率が 0 の場合、提示したモデルでは計算できない。

しかし、推計デフォルト確率が exactly に 0 となる可能性について考慮すべきかどうかは議論の余地がある。例えば、デフォルト確率推計に最も頻繁に用いられるロジットモデルや構造モデルは推計デフォルト確率が 0 となる可能性はない。現実の問題にしても、優良企業がデフォルトする可能性は極めて低いが、exactly に 0 とは言えない。ただ、本研究で評価対象となるモデルが、推計デフォルト確率 0 という計算結果を示している可能性はある。そのため、対数変換ではなく 2 パラメータ Box-Cox 変換などの処理が考えられる。そのほかにも異常値として対応する方法など、様々な対応が考えられる。

表1 銀行の信用リスクモデルで計算された推計デフォルト確率、単位%
(インプットデータ)

Pij(%) 企業i	銀行j				業種 フラグ
	A	B	C	D	
1	1.6	1.6	1.5	3.0	製造
2	0.5		0.3	0.2	製造
3	0.8		0.5	0.2	製造
4		3.2	4.0	5.0	建設
5	0.2	0.1			建設
6		0.8		0.5	建設
7	3.0	1.5	2.0		建設
8	2.0			4.0	製造
9		0.3	0.4		製造
10			1.5	0.8	建設

この表のデータより、各銀行の評価関数 f を推定する。具体的には式(5)を用いて、式(2)の最適化計算を行い、誤差の2乗和を最小化とする、A~D行の評価関数のパラメータ α 、 β および1~10社のコンセンサスデフォルト確率 Q_i を求める。

表2に評価関数のパラメータ $\hat{\alpha}_j, \hat{\beta}_j$ の計算結果を示した。

表2 評価関数のパラメータの計算結果

	銀行j			
	A	B	C	D
切片 α_j	0.00	-0.31	-0.31	-0.96
傾き β_j	1.00	1.00	1.20	1.88

この結果だけでは、それぞれの銀行の信用リスクモデルの寛厳性を捉えることが難しいので、感覚的に把握できるように、図1に図示した。 $\hat{\alpha}_j$ は評価関数の切片、 $\hat{\beta}_j$ は傾きにあたる。横軸はコンセンサスデフォルト確率であり、縦軸はそれぞれの銀行の評価関数を用いたとの推計デフォルト確率である。

このグラフを見ると、B行が全体的に低いデフォルト確率を推計し、甘いことがわかる。またC行はやや高いデフォルト確率を与えており、D行は健全な企業には低いデフォルト確率を、不健全な企業には高めのデフォルト確率を与えていることが確認できる。A行は平均的な評価関数を持っている。

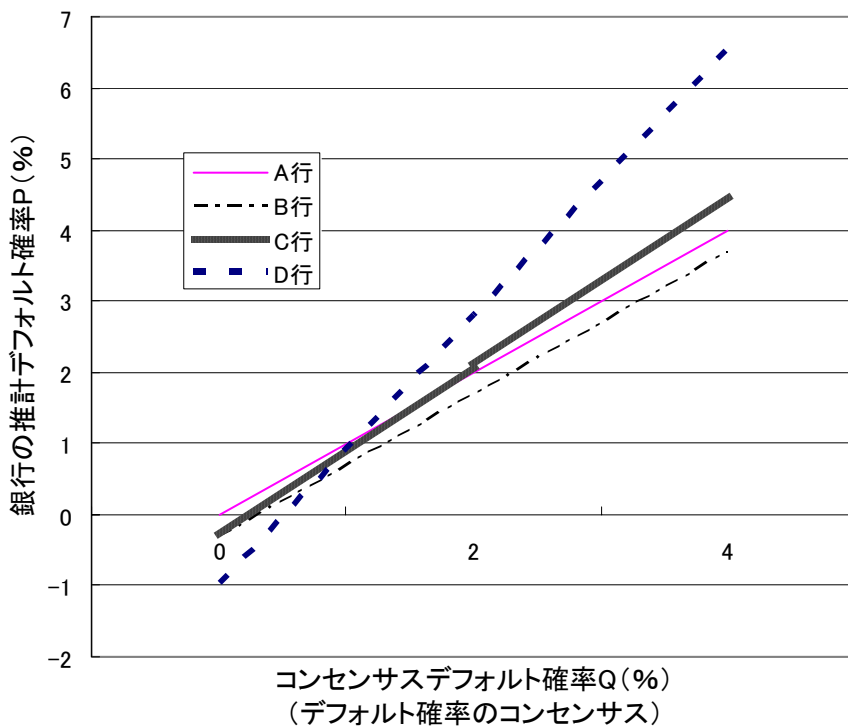


図1 各銀行のコンセンサスデフォルト確率と推計デフォルト確率の関係

次に、推計されたコンセンサスデフォルト確率と誤差 ε_{ij} について見る。表3に推計されたコンセンサスデフォルト確率 \hat{Q}_i と誤差 ε_{ij} を示した。コンセンサスデフォルト確率では企業5が0.31%と非常に低いデフォルト確率を与えられており、逆に企業4が3.33%と倒産リスクの高い企業であるとの評価を受けている。誤差 ε_{ij} の水準を見ると概ね0.5%以内に収まっており、本評価の信頼性が高いことを示している。

表3 誤差と各企業のコンセンサスデフォルト確率

企業i	コンセンサスデフォルト確率 Q_i	銀行iが企業jに与えた誤差 ε_{ij}			
		A	B	C	D
1	1.89	-0.29	0.04	-0.45	0.42
2	0.54	-0.04	-0.22	-0.03	0.16
3	0.66	0.14		0.02	-0.08
4	3.33		0.19	0.32	-0.30
5	0.31	-0.11	0.11		
6	0.85		0.26		-0.14
7	2.21	0.79	-0.39	-0.34	
8	2.50	-0.50			0.27
9	0.60		0.01	-0.01	
10	1.10			0.49	-0.31

表4に各銀行が与えたデフォルト確率 P_{ij} とコンセンサスデフォルト確率 \hat{Q}_i との差である、 S_{ij} について示した。例えば銀行Aが企業1に与えた推計デフォルト確率 P_{11} は表1より1.6%であったが、コンセンサスデフォルト確率 \hat{Q}_1 は1.89%なので、その差-0.29%が S_{11} となる。符号がマイ

ナスなので、A 銀行の企業 1 に対する評価はデフォルト確率を過小に見積り、評価が甘かったことになる。

表 3 の個々の誤差を比較すると、A 行が企業 8 に与えたデフォルト確率が-0.50 と過小であることがわかる。また C 行が企業 1 に与えたデフォルト確率も低かったことが確認できる。逆に D 行が企業 4 に対しては+1.67%とデフォルト確率を過大評価（厳しい）していたことがわかる。

表 4 個別企業の寛厳性評価

企業 <i>i</i>	コンセンサスデフォルト確率	銀行 <i>i</i> の企業 <i>j</i> に対する寛厳性 $S_{ij} = P_{ij} - Q_i$			
	Q_i	A	B	C	D
1	1.89	-0.29	-0.29	-0.39	1.11
2	0.54	-0.04		-0.24	-0.34
3	0.66	0.14		-0.16	-0.46
4	3.33		-0.13	0.67	1.67
5	0.31	-0.11	-0.21		
6	0.85		-0.05		-0.35
7	2.21	0.79	-0.71	-0.21	
8	2.50	-0.50			1.50
9	0.60		-0.30	-0.20	
10	1.10		-1.10	0.40	-0.30

表 5 は表 1 に示した業種フラグを元に、表 3 の誤差 ε_{ij} を業種別に平均を取った値である。これを見ると A 行は製造業のデフォルト確率を 0.14%低めに推計し、逆に建設業のデフォルト確率を高めを与える傾向があり、D 行はその逆である。B、C 行は業種に偏った評価は行っていない。

表 5 業種別の寛厳性（業種別誤差の平均）

業種	銀行 <i>j</i>			
	A	B	C	D
製造業	-0.14	-0.04	-0.09	0.15
建設業	0.14	0.04	0.09	-0.15

以上、計算例により信用リスクモデルの寛厳性評価、コンセンサスデフォルト確率の推計、業種別の寛厳性評価の推計方法を示した。業種別フラグ以外のフラグを用いることにより、他のカテゴリーの寛厳性を評価することができる。

次に式(7)を用いた、対数変換の後に評価関数のパラメータ推計を行った計算結果を示す。対数変換を行っていない評価関数は、図 1 のようにマイナスのデフォルト確率を推計する場合があるが、対数変換を行ったときは全て正の数値として推計される。

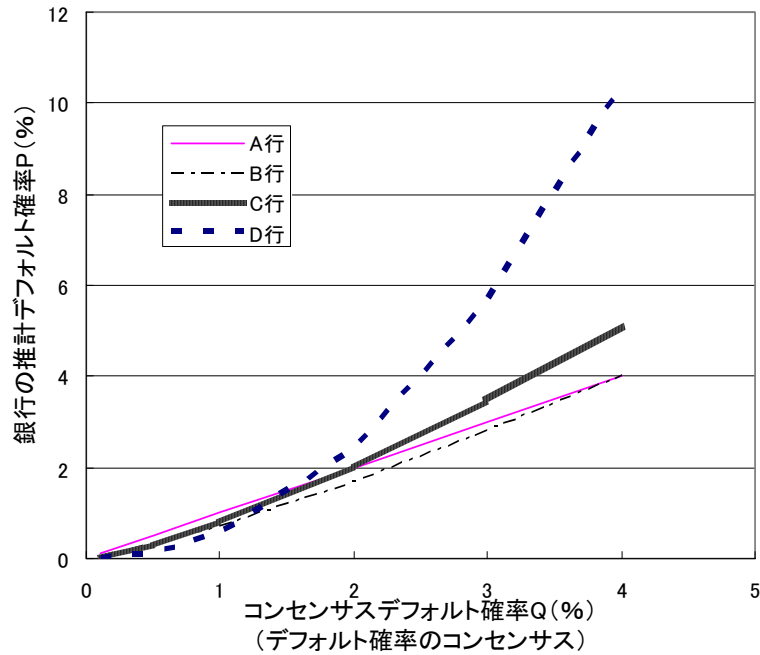


図2 対数変換したときのコンセンサスデフォルト確率と推計デフォルト確率

5. 結論と今後の課題

信用リスクモデルが算出するデフォルト確率を比較して、モデルの寛厳性を評価する方法を提案した。モデルの寛厳性は、モデルの推計精度そのものではないため、あるモデルが他のモデルと比較して極端に推計デフォルト確率が低くとも、即ちモデルに問題があるとは言えない。モデルの推計精度を評価するには2章で示したような、データに対する適合度や安定性を見る必要がある。しかし、推計デフォルト確率が大きく違う場合、その信用リスクモデルの計算方法が他の方法に比較して極端な特徴があるはずであり、それを見出すための手がかりを与えることができる。

本方法の評価関数 f をどのように定義するかによって、多くのバリエーションが生まれる。論文中では対数を取る方法を例に示したが、例えば業種フラグや財務指数を取り込むことによって、寛厳性の要因分析が可能となる。また、同様の方法を用いて、LGD や EAD の推計モデルの寛厳性を評価することも可能となる。

参 考 文 献

[Deakin(1972)] Deakin, E.B., “A Discriminant Analysis of Precictors of Business Failure”, *Journal of Accounting Research*,10,1, 167-179, 1972

[Lee, Urrutia(1996)] Lee,S.H. and Urrutia, J.L., “Analysis and Prediction of Insolvency in the Property-Liability Insurance Industry: A Comparison of Logit and Hazard Models”, *The Journal of Risk and Insurance* 63, 1, 121-130, 1996

[Moody's(2001)] Moody's Investors Service., *RISK CALC TMFor Private Companies: Moody's Default Model*, 2000

[Moody's(2001)] Moody's Investors Service., *RISK CALC TMFor Private Companies: Japan*, 2001

[(株)東芝(2004)], 信用リスク評価モデルの精度評価システムおよび精度評価方法, 公開特許、特開 2004-355236

[森平, 隅田(2001)] 森平爽一郎, 隅田和人, “格付け推移行列のファクター・モデル”, 「金融研究」第20 巻別冊第2 号, 日本銀行金融研究所,12, 2001

[山下、敦賀、川口(2003)] 信用リスクモデルの評価方法に関する考察と比較, 金融庁ディスカッションペーパー ,no.11,2003

[山下, 川口(2003)] 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)”, 金融庁金融研究研修センター, ディスカッションペーパー, 4,2003