

スコアリング貸出の収益性*

蓮見亮・平田英明

要旨

本稿では、2000年代以降一般化してきたスコアリング貸出が、収益性のあるビジネスとして機能していくための必要条件を、定量的な情報を用いて明らかにする。金融機関の貸出行動をモデル化し、市場で実際に活用されたスコアリングモデルを使って貸出シミュレーションを行ってみると、スコアリング貸出には、通常の貸出と比べても遜色のない収益性が期待でき、貸出供給を拡大させられる。

ただし、財務諸表のみに頼るスコアリング貸出には限界があり、スコアリングモデルにおける除外変数バイアス、粉飾を含めた中小企業データの質の問題、業種ごとに異なるスコアリングのなじみ方、借入企業の逆選択問題などが、スコアリング貸出の収益性を確保する上で重要なポイントである。そして、事前面談やモニタリングなどがこれらの問題を解決する上で有効である。

1 はじめに

1990年代の半ばから続いている中小企業向け貸出残高の低下傾向には近年歯止めがかかったものの、未だに貸出が上向く兆候はみられない。ただ、低下傾向に歯止めがかかりつつある要因の1つに、中小企業向け貸出の新しい貸出手法であるトランザクション型貸出（transaction based banking）の急拡大が挙げられる。トランザクション型貸出とは、ハード情報と呼ばれる、おもに財務情報や入手しやすい定性情報などの企業情報を用いた判断に基づく貸出である（Berger and Udell (2002, 2003)）。

トランザクション型貸出のうち、自動審査無担保ローン等とも呼ばれるスコアリング貸出は、2000年代前半から本格化した。この貸出スキームでは、デフォルト判別に有効な情報を説明変数とした質的選択モデルなどの統計学手法により構築されたスコアリングモデル（以下、モデル）を用いて、各貸出債権のデフォルト確率（以下、スコア）を推計する。そして、推計されたスコアを基準として、貸出判断および（理論的には）貸出金利の上乗せ幅（スプレッド）を決める。

高まるスコアリングの役割の重要性は、貸出の拡大や多様化に限られたものではない。たとえば、

* 本稿の分析にあたっては、東京商工リサーチより中小企業財務データを購入する際データの無作為抽出をして頂くなど、様々なご協力を得た。また、慶應義塾大学、日本経済研究センター、経済産業研究所におけるセミナーにおいて、深尾光洋先生、吉野直行先生、渡辺努先生、小野有人先生をはじめとして数多くの方に有益なコメントを頂いた。深く御礼申し上げたい。なお、本研究は、法政大学サステイナビリティ研究機構研究費（平田）に基づく研究である。

バーゼルIIでは、精度の高い信用リスクの定量化ツールの拡充が求められており、モデルはそのツールの1つとして、金融機関のみならず金融監督当局にとっても重要である（Altman and Sabato (2005, 2007)）。また、わが国でも06年度より実施された信用保証協会による責任共有制度の弾力的（段階的）保証料率の算定には、中小企業信用リスク情報データベースのスコアが利用されている。更に中小企業向け貸出債権を証券化した商品のリスク評価にも、スコアリングは活用されている。

一方で、スコアリング貸出の問題点も明らかになってきている。たとえば、東京都の出資によって05年に設立された新銀行東京のスコアリング貸出「ポートフォリオ」は、債務超過や赤字の場合でも、スコアが一定以上であれば貸出を行うというスキームであった。しかし、資本の7割以上を毀損する損失を発生させてしまった主たる要因は「ポートフォリオ」の失敗であった。また、日本銀行（2007）も、実用的に用いられているモデルの精度が、一般的に不十分であることを指摘している。

本稿の問題意識は、スコアリング貸出のクレジット・リスク定量化のパフォーマンスを金融機関の視点から検証し、その問題点を明らかにしていくことである。特に本稿では、スコアリング貸出の揺籃期である00年代前半に利用された第1世代モデルが運用された時期に注目する。この時期、まだモデルのパフォーマンスについてはほとんど情報がない中で、スコアリング貸出がはじまっている。本稿では、そのパフォーマンスを確認し、金融機関経営へのインプリケーションを導く。

このような研究の必要性は、スコアリング貸出の先進国である米国でもたびたび提言されている（Mester (1997)）。モデルによっては、モデルの基本的な仕様、モデルの精度、業種別にみたスコアとその後のデフォルトの関係に関する開示は行われている。だが、モデルの具体的な構造までについては、原則として開示はされておらず、事後的にみたモデルについての精度に関する結果も対外的には開示されていない。わが国でも「今後、実際のデータによって繰り返し検証を行っていくことが不可欠である」と日本銀行金融市場局（2004）で指摘されている。すなわち、地道な分析の蓄積こそがモデルの精度に関する「手触り感」をユーザーに与え、スコアリング貸出市場の拡大につながる。そればかりでなく、貸出債権の信用リスクの定量的評価の質的向上も進み、信用保証スキームの充実等にも資するだろう。

ところで、スコアリング貸出についての先行研究は、大きく2つに分類できる。1つは、モデルの構築並びに精度自体に関する分析である。このタイプの分析では統計的な分析が研究の核となる。諸々のマイクロデータを使った新しいモデルの提唱やモデルの確からしさに関する検定手法の提唱などが主たる研究例である。¹⁾ もう1つは、モデルの経済効果や金融機関経営に関する分析である。おもにスコアリング貸出が金融機関によってどのように使われているのかといった点に目が向けられ、金融機関へのサーベイ調査等のデータを使った検証が行われることが多い。²⁾

本稿の分析スタイルは、これらの先行研究とは一線を画する。われわれは、モデルのユーザーが実際にスコアリング貸出を通じて、収益を上げていくというビジネス・モデルのフィージビリティを検証する。先行研究のように、モデルの精度を「所与」とした金融機関経営分析ではない点が大きな違いである。すると、当然モデル自体の評価をすることになるが、モデル自体の精度を批判したり、新しいモデルを提唱したりすることは必ずしも研究の主眼ではない。むしろ、実際に活用さ

1) 新しいモデルの提唱については、平田（2005）で指摘されている諸論文や Rommer（2005）のサーベイを参照。検定方法については、わが国では山下（2005）などがある。

2) 日本に関しては小野（2011）、米国に関しては Berger and Frame（2007）のサーベイを参照。

れているモデルを使って、スコアリング貸出の揺籃期にいったいどういったリスク・プロファイリングが行われたかを分析し、スコアリング貸出市場の部分均衡的な収益性を事後的に分析するのが1つの目的である。³⁾ 更に、後述するとおり、スコアリング貸出を行う金融機関は、モデルの利用やモデルに投入する企業データについていくつもの問題や課題に直面することになる。本稿では、それぞれの問題が、収益性にどのような影響を与えるのかに関して要因別に検証を行っていく。その検証を通じて、スコアリング貸出が、（金融機関にいたずらにリスクを背負わせることなく）究極的にはマクロ的な貸出供給能力の拡大につながるビジネスモデルなのか、すなわち、収益が出るような（＝持続可能な）ビジネスモデルとなりうるのかを明らかにしていく。

具体的な分析は、以下のような手順で行う。まず、分析に用いるモデルの特徴を説明するとともに、分析に用いる企業データの特性を明らかにする。そして、貸出実行時の各貸出先企業のスコアと、貸出終了時の生存先とデフォルト先との対応関係を調べ、業種別・財務指標別にみたスコアの特徴を整理していく。次に、金融機関がスコアリング貸出市場で利潤最大化行動を行った場合の貸出規模や利潤水準の業種別分析を行う。その上で、モデルが真のスコアを計算しない場合、その原因がどこにあり、どのような理由でそれが起こっているのかを分析し、より効率的なスコアリング貸出の拡大に向けた提言を行っていく。

2 スコアリング市場とスコアリングモデル

2.1 スコアリング市場の規模

スコアリング貸出が本格的に実用化したのは00年代初めである。この時期に実用化したのは、ITの発展に伴い、モデルの構築に不可欠な大規模データベースが整備可能となったためでもあるが、金融不安を背景にわが国において信用リスク定量化の必要性が意識されたことや、バーゼルIIが意識されたことも大きい。

スコアリング貸出に関する公式統計は十分に整備されていないが、スコアリング貸出の利便性を背景に、市場規模は急拡大している。各種情報を整理すると、大手金融機関、中小・地域金融機関ともにその貸出実施規模を着実に拡大させていることがわかる。たとえば、メガバンク3行（現在の三菱東京UFJ、みずほ、三井住友）での貸出残高は2005年には5兆円を突破した。中小・地域金融機関については、年間のべ20万件以上のスコアリング貸出が実行され、03年度から3年間の累計で8兆円超に上る。⁴⁾ ただし、ここ数年は残高が減少傾向にあるともいわれている（平田（2008））。

2.2 スコアリングモデルの歴史

モデルには様々な種類があるが、本稿ではわが国で最も幅広く活用されている2つのモデル（モデルXとモデルM）を利用する。いずれも、2000年代前半から半ばにかけて実際に利用されたスコアリングモデルの第1世代であり、それ以前の90年代からの数十万の中小企業データを基に構築されている。⁵⁾ モデルから計算されるスコアは、1年以内のデフォルト確率である。なお、以下で

3) ここで、部分均衡的としたのは、実際には一部の貸出が既存の貸出等との代替で実施されている可能性があるためである。代替に関しては、大田他（2007）、斉藤（2007）、Berger and Udell（2003）、Uchida *et al.*（2007）を参照。

4) この時期、メガバンク3行の中小企業向け貸出残高は65兆円程度、中小・地域金融機関については、中小企業向け累計貸出額はわからないが、中小企業向け貸出残高は150兆円程度であった（データは日経 NEEDS および『中小企業白書』による）。なお、小野・野田（2006）は、企業サーベイからスコアリング貸出の潜在的市場規模が30兆円近いと試算している。

5) モデルMとは、Moody's社のRiskcalcである。モデルXはモデル提供元との契約により、具体的名称は公表できない。

は「高いデフォルト確率」を「低いスコア」と呼ぶことにする。

典型的なモデルでは、プロビット回帰のような2値質的選択モデルが用いられる。説明変数は、将来のデフォルトの説明力を有すると考えられる財務比率などの定量情報や業種などのダミー変数化できる定性情報である。被説明変数は、デフォルト確率（以下、スコア）のため、生存ならば0、デフォルトならば1となる変数である。被説明変数の推定値は、デフォルトが発生する条件付き確率に相当する。

3 データセットとスコア

3.1 データセットの構築

分析に用いるデータベースは、東京商工リサーチ（TSR）のデータベースである。本研究では01～02年の連続2期生存していた企業が、あたかも実際にスコアリング貸出の申込みを金融機関に対して行ったかのような想定で分析を行う。そこで、TSRデータベースから、上記の条件に見合う企業を抽出し、潜在的なスコアリング貸出候補企業群のデータセットを構築する。TSRでは、継続的に企業情報を収集していることから、貸出終了時までにおける負債総額などのデータを把握できる企業の数十分に確保できる。

分析には、製造業（計496社）、卸売業（計504社）、建設業（計1,000社）の3業種計2,000社の法人かつ非上場である中小企業のデータ（以下、TSRデータ）を用いる。サンプル抽出は以下のとおり行った。はじめに、02年に生存していた企業で、3年後の05年における生存・デフォルト情報が把握可能なデータ数を業種別に計算した。つまり、貸出期間は3年とし、デフォルト（生存）先とは、貸出実行後、3年以内にデフォルトした（しなかった）企業とする。⁶⁾ その上で、十分な数のデフォルト企業の情報が収集でき、前述のモデルが対象としている業種に分析対象を絞ることにした。そして、本稿のデータベースのユニークな点として特筆すべきは、2,000社のうち05年における生存数とデフォルト数が半々である点である。業種ごとの生存企業の中からそれぞれ上記サンプル数の半数を無作為抽出し、デフォルト企業の中からもそれぞれ上記サンプル数の半数を無作為抽出した。つまり、各業種における生存企業数とデフォルト企業数は同数となっている。これは、おもにサンプル抽出を単純に行うと、デフォルト企業数が極めて少なくなってしまうという問題を避けるためである。⁷⁾

ここで、デフォルトの定義の違いについて簡単に触れておきたい。TSRデータと各スコアリングモデルでは、この定義に多少の違いがある。TSRは、デフォルトを「会社更生法適用、民事再生法手続き、破産申請、特別精算申請、銀行取引停止処分、内整理など」と定義している。モデルMでは「90日間の支払い遅延、倒産、金融機関内での破綻懸念先への分類、償却」と定義している。⁸⁾ このようにモデルの被説明変数の定義に差があることは致し方なく、デフォルトの定義につ

6) Hasumi *et al.* (2010) によるとスコアリング貸出の貸出期間は数ヶ月から5年程度であり、平均的には3年程度と考えられる。なお、貸出期間が3年であれば、3年以内のデフォルト確率を利用するのが望ましい。だが、本稿では1年以内のデフォルト確率を用いる。その理由は以下の3点である。第1に、両モデルで共通のタームで用いられるデフォルト確率に3年以内のものではなく、1年以内のものしかないこと。第2に、デフォルト率のデータすら、ようやく集計されはじめた時期でもあり、第1世代のスコアについては、相対的に長期の予測の信頼度が低いこと。第3に、筆者のヒヤリングによると、当時、実務的に用いられたスコアが1年以内のデフォルト確率であったこと。

7) モデルに関する既存研究の多くでは、分析に用いるデフォルト先数は非常に少ない。だが、モデルに期待されることは、貸出期間中にデフォルトしそうな中小企業を見極めることだけでなく、生存しうる中小企業をできるだけ外してしまわないことでもある。TSRデータはこのような観点から、モデルの特徴を把握する上で有用である。

表1 TSR データの主な財務指標とスコアの中央値

	1. サンプル数	2. 従業員数	3. 売上高(百万円)	4. 借入金支払利率(%)	5. 売上高営業利益率(%)	6. 自己資本比率(%)	7. モデルXスコア	8. モデルMスコア
3業種計	2000	14	498	2.68	0.92	13.4	1.57	0.91
うち生存企業	1000	14	482	2.42	1.07	22.9	0.66	0.23
うちデフォルト企業	1000	14	504	2.95	0.81	7.7	3.17	3.02
製造業全体	485	30	702	2.56	1.46	11.4	1.39	1.33
うち生存企業	248	32	725	2.28	2.14	21.0	0.57	0.34
うちデフォルト企業	237	26	617	2.83	1.09	6.2	3.23	4.07
卸売業全体	515	13	812	2.50	0.55	11.8	1.73	0.85
うち生存企業	252	14	760	2.14	0.61	19.6	0.79	0.23
うちデフォルト企業	263	13	877	2.80	0.53	5.9	3.49	2.47
建設業全体	1000	11	338	2.88	0.96	15.2	1.52	0.84
うち生存企業	500	11	308	2.61	1.10	25.7	0.66	0.20
うちデフォルト企業	500	12	374	3.11	0.91	9.8	2.91	2.65

いては同じであるとみなして分析を行っていく。

3.2 記述統計量

表1は、TSR データの2,000社のスコアとおもな財務指標の中央値をみたものであり、本データセットが中小企業のデータとして偏りのあるものではないことが確認される。⁹⁾

記述統計量について興味深いのは、一般的にいわれるように企業規模が大きいほどデフォルト率が低いということは、必ずしもいえない点である。卸売業や建設業の場合、資本金や売上高で比較すると、むしろデフォルト企業のほうが規模は大きい。他方、売上高営業利益率や自己資本比率といった収益性や健全性の指標として用いられる指標は、生存企業・デフォルト企業間で大きな差が観察される。

スコアはこれらの個別指標よりもデフォルトのシグナルとして機能するのだろうか。生存企業とデフォルト企業とでスコアを比較すると、中央値には十分に有意な差がみられ、その有効性が示唆される。もっとも、スコア差ほどには貸出金利差が観察されず、リスクに応じた貸出金利設定が従来型貸出に関しては十分にはなされていない可能性もある。¹⁰⁾

3.3 スコアの水準

ところで、スコア水準は、モデルごとに隔たりがあることには注意が必要であろう。たとえば、2005年6月の中小企業金融公庫による証券化事業で対象となった中小企業に関する3つのスコアリングの結果によると、いずれのスコアリングモデルからも似たような予測結果の分布が得られている。¹¹⁾ 細かくみると、高いスコアと判断された企業数はモデルによってかなりのばらつきがあるし、各モデルのスコアの中央値を計算するとある程度の差が観察される。

TSR データのサンプル企業についても、スコアの分布を考察してみると、生存企業（デフォル

8) モデルの特定化を避けるため、モデルXのデフォルト定義は開示できないが、TSR ともモデルMとも異なる。

9) 全54万社をカバーする中小企業庁『中小企業の財務指標』によると、02年の売上高営業利益率の平均は製造業、卸売業、建設業で1.1%、0.7%、1.0%、自己資本比率の平均は製造業、卸売業、建設業で14.0%、13.9%、16.6%である。

10) ここではTSR データの中小企業のこれまでの借入は、すべて伝統的な審査を経た借入（貸出側からみれば、従来型貸出）とする。

11) データは日本政策金融公庫（旧中小企業金融公庫）のホームページから入手可能である。

ト企業)の場合, モデル X が0.66% (3.17%), モデル M が0.23% (3.02%) というスコアが推計される. このような差が諸々の要因で発生しうるのは, モデル構築時にはわが国のマクロ的・包括的な中小企業のデフォルト率に関する情報すら入手困難であったことを考えれば, 当たり前であったといえよう. そこで, 本稿では同一モデル内での相対的なスコアの違いに注目し, 分析を進めていくことにしたい.

4 スコアリング貸出の収益性

4.1 スコアリング貸出の理論モデル

本節では, 上述のデータセットを利用したスコアリング貸出の事後的な評価を行うため, 利潤最大化を前提としてモデルを構築する. あるリスク中立的な金融機関が, モデルを使用して, 貸出先を選択するとしよう. 貸付先がデフォルトしない場合の利得を r , 貸出先がデフォルトした場合の損失を l とする. 金融機関は, 貸出先候補をスコアの順に並び替え, 高スコア企業 (低デフォルト確率の企業) から $z\%$ 選択する. 貸出額は各社一律とし, 金融機関は, 自由に z を 0 以上100以下の任意の水準に決定できる. $z\%$ 選択した場合, デフォルトしない企業数を $N_A(z)$, デフォルトする企業数を $N_D(z)$ とおくと, 金融機関の利得 $\pi(z)$ は,

$$\pi(z) = rN_A(z) - lN_D(z) \quad (1)$$

であり, 最大値を有する関数である. したがって, 金融機関は, $\pi(z)$ を最大化するように貸出先数を決める. ここで, $N_A(z)$ が z で微分可能だとすれば, 候補企業の総数を N_M とした場合, $N_A(z) + N_D(z) = N_M \times 0.01z$ のため, 一階の条件は,

$$\pi'(z) = rN'_A(z) - l\left(\frac{N_M}{100} - N'_A(z)\right) = 0 \quad (2)$$

であり ($\pi'(z)$ が単調減少である場合),

$$N'_A(z) = \frac{l}{r+l} \frac{N_M}{100} \quad (3)$$

を満たす z が $\pi(z)$ の最大値を与える.

4.2 実証モデルと前提条件

TSR データには企業の生存/デフォルトの情報があるため, 任意の z に対する関数 $\pi(z)$ の値を数量的に求められる. たとえば, 利潤最大化問題の解となる $\pi(z)$ の最大値 $\pi(z_M)$ およびそのときの z の値 z_M を得られる. そこで, 理論モデルを実証可能な形に修正していく.

まず, N を総サンプル企業数, S_D をそのうちのデフォルトした企業数, $S_A (= N - S_D)$ を生存企業数とする. 本稿のデータベースでは, 企業の無作為抽出を完全には行っていないため, デフォルト率 P_D を外生的に与える.¹²⁾ 生存企業とデフォルト企業の母集団が異なるにもかかわらず, スコアに基づいて全サンプルを並べ替えて上位 n 社を選択すると, 生存企業とデフォルト企業が混在する真の母集団の上位 $z\%$ を選択するのでは, 全く違う実験を行っていることになってしまうためである. そこで, n と z は以下の関係にあるとする.

$$z = f(n) = \left\{ (1 - P_D) \frac{n_A(n)}{S_A} + P_D \frac{n - n_A(n)}{S_D} \right\} \times 100 \quad (4)$$

ただし, $n_A(n)$ は, 総サンプルから上位 n 社を選択したうちの生存企業の数である. すなわち, z

12) TSR データが全サンプルからの純粋な無作為抽出ではないために, 実証モデルの定式化が複雑になっている. もっとも, この実証モデルは本質的には, 上記の理論モデルと同一である. なお, 前述のとおり, TSR データの生存企業プール, デフォルト企業プールそれぞれから無作為抽出をしているため, データの無作為性自体は担保されている.

はデフォルト率が P_D の際に、 N 社のサンプル企業から n 社を選択した場合に、現実には全体の何%の企業に貸出を実行したことになるかを示している (単位は%)。関数 f は n について単調なので、逆関数 f^{-1} が存在し、以下のようにおける。

$$n = f^{-1}(z) \quad (5)$$

ここで、 $n_D(n)$ は、総サンプルから上位 n 社を選択したうちのデフォルト企業数であるとする

$$n_D(n) = \frac{P_D}{1-P_D} \frac{S_A}{S_D} (n - n_A(n)) \quad (6)$$

で定義される。そして、

$$n_A(N) : n_D(N) = S_A : \frac{P_D}{1-P_D} \frac{S_A}{S_D} (N - S_A) = 1 - P_D : P_D \quad (7)$$

という関係は常に成り立つ。

以上から、利潤 π_n は

$$\pi_n = r n_A(n) - l n_D(n) \quad (8)$$

となる。 r, l の持つ意味は、理論モデルの場合と同一である。次に(8)式の右辺に(5)式を代入することによって、任意の z に関して、理論モデルの(1)式に相当する金融機関の目的関数 π_n の値が求まる。

更に、(8)式の z に関する形式的な微分は、

$$\frac{d\pi_n}{dz} = \frac{d\pi_n}{dn} \frac{dn}{dz} \quad (9)$$

であり、 $\frac{dn}{dz} > 0$ は自明であるから、

$$\frac{d\pi_n}{dn} = r \frac{dn_A}{dn} - l \frac{P_D}{1-P_D} \frac{S_A}{S_D} \left(1 - \frac{dn_A}{dn}\right) \quad (10)$$

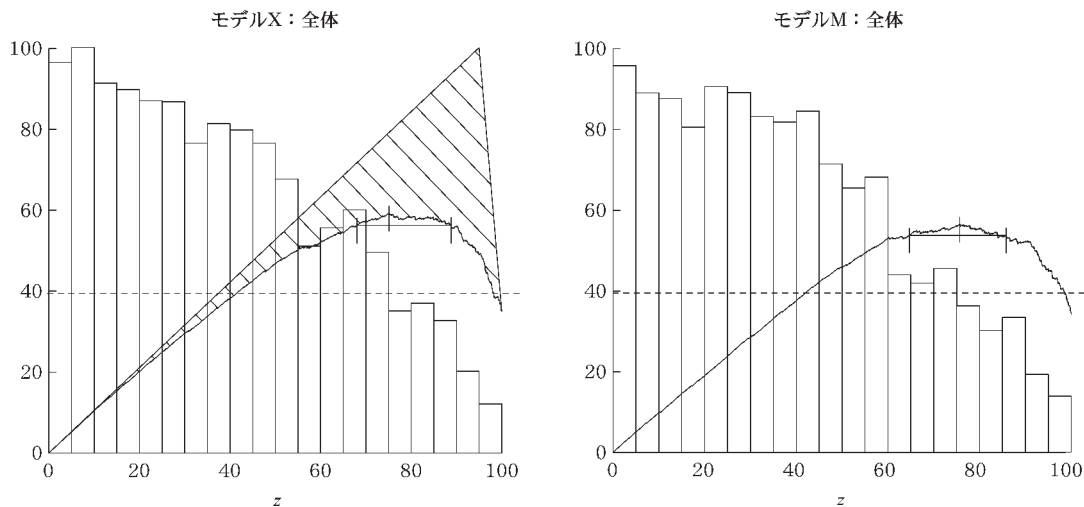
の符号によって π_n の増減が決まる。(10)式の符号条件は、 $\frac{dn_A}{dn}$ の大きさをみればよく、これがある

定数 $x = l \frac{P_D}{1-P_D} \frac{S_A}{S_D} \left(r + l \frac{P_D}{1-P_D} \frac{S_A}{S_D}\right)^{-1}$ を下回るとき、 π_n が減少する。

本稿では、貸出期間3年、貸出金額一様、貸出金利は日本銀行『金融経済統計月報』の金利別貸出統計や表1の借入金支払利息率の中央値を参考にして年利2.7% (簡単化のために単利とする)、デフォルト時の元利金の弁済率がゼロ、日本リスク・データ・バンクによるRDB企業デフォルト率を踏まえてデフォルト率 P_D が5%、変動費がゼロであると仮定する。¹³⁾ (10)式に代入するパラメータは、それぞれ $P_D = 0.05$, $r = \frac{100}{S_A}$, $l = \frac{100}{2.7 \times 3} r$ とおく。 r は、モデルが完全である場合の π_n の最大値 $r S_A$ が100となるように基準化して設定した。パラメータ $l = \frac{100}{2.7 \times 3} r$ は、 $l/r =$ デフォルト時の損失/生存時の利得、仮定により分子100に対して分母 2.7×3 の比率になることから導出される。さらに、 π_n の増減をみるために、 $\frac{dn_A}{dn}$ の近似として、

13) この場合には、利潤 π_n は、収益から変動費を差し引いた粗利益を意味する。このパラメータ設定は、分析時期が量的緩和期のため資金調達コストは非常に低位安定的 (したがって単純化してゼロと仮定) で、かつ貸出をしなかった資金は、何ら利潤を生まないものと仮定している。なお、金融機関が得る純利益は、 π_n から固定費を差し引いた金額であると考えることができる。

図1 スコア上位から貸出を実行した場合の利潤



$$s_k = \frac{n_A(n_k) - n_A(n_{k-1})}{n_k - n_{k-1}} \quad (k=1, 2, \dots, K) \quad (11)$$

を計算する。ただし、 $n_0=0 < n_1 < \dots < n_K=N$ である。 s_k は、全体を K 分割した場合、 k 番目のグループに、何%生存企業が含まれるかを示す。

4.3 利潤曲線とスコアリング貸出の収益性

図1に示す実線は、モデルXおよびモデルMそれぞれのスコアに基づいて計算した貸出を実行する割合 z と利潤 π_n の関係を視覚化したものである。棒グラフは全体を20分割した場合、つまり $z_k = k/K \times 100$, $n_k = f^{-1}(z_k)$, $K=20$ の場合における z_k と s_k との関係を示す。¹⁴⁾ 水平に描かれた点線は、上述の定数 x の水準を示しており、この水準を棒グラフが下回れば π_n が減少する。¹⁵⁾ 棒グラフが右下りなのは、スコアの順にサンプルを並べた場合、下位にいくほどデフォルト企業が増加することを意味する。図2には、業種別の z と π_n の関係を示した。

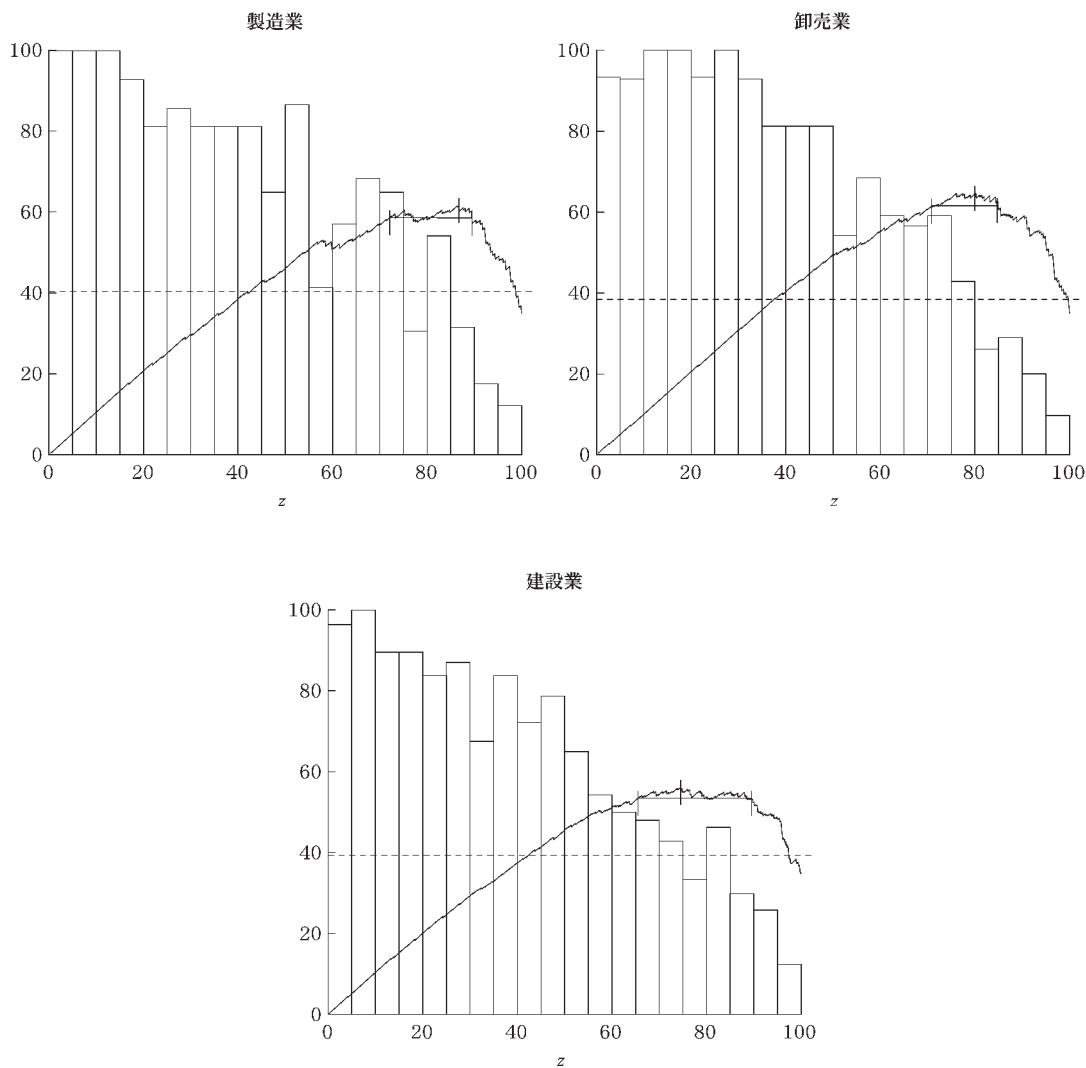
モデルが完全に各企業を真のデフォルト確率順に評価できるとすれば（理想的なケースと呼ぶ）、実線は、図1（左図）に示す実線の折れ線のように原点から $(z, \pi_n) = (95, 100)$ まで線形で増加し、 $(100, \pi_n) = (35.02)$ まで線形で減少する。だが、実際にはモデルXおよびモデルMのいずれの場合も、それを「下回る」結果となる。また、表2では、これらの場合における π_n について、最大値とそれを与える n と z 、その点におけるスコア、そして最大化された利潤 π_n の95%以上の値を与える z の区間を整理している。下段は、図1に示した斜線部の面積に相当する面積を各ケースについて計測した結果とともに、貸出申込先のうち、貸出を実行する割合をスコア上位50%、60%、70%、80%、90%と変化させた場合（つまり、 $z=50, 60, 70, 80, 90$ ）の利潤 π_n の水準を示す。斜線部の面積が小さければ小さいほど、モデルの平均的な当てはまりがよいことになる。

3業種をまとめて全体的な傾向をみると、まず、デフォルト率が5%のときには、いずれのモデルについても $z=75$ の近傍がスコアリング貸出実施判断の臨界点となっている。つまり、レ

14) 正確には、 z_k は z_1 を5以上の最小の z 、 z_2 を10以上の最小の z （以下同様）として設定した。

15) 上述のパラメータ設定において、2000の総サンプルを使った場合のように生存企業とデフォルト企業の比率が1:1ならば、 $x=39.4$ となる。

図2 スコア上位から貸出を実行した場合の利潤（モデルX、業種別）



モンの問題がなく、無作為に選ばれた貸出候補企業が1,000社存在する場合、スコアに基づいて貸出を行うならば、750社程度に貸出を実行するのが利潤最大化につながることを意味する。

では、スコアリング貸出の収益性をどのように評価すべきであろうか。まず、1つの基準は、本稿の問題意識と直結するマクロ的な貸出供給能力の拡大につながるビジネスモデルなのか、つまり赤字にならず収益が出せるようなビジネスモデルであるのか、という基準である。この基準に照らすと、スコアリング貸出は十分にこの基準を満たしていることになる。ただし、ここでの利潤はスコアリングモデルの開発、メンテナンス、システム運用等にかかるコストや1件ごとの審査費用などをいっさい捨象しているため、赤字にならないという基準はあまり適切な基準とはいえない側面がある。

そこで、もう1つの基準として、別の情報を利用して貸出を実行した場合をベンチマークとして比較を行うということを試みたい。1つのベンチマークは、TSR データから計算される企業の調

表2 スコアに基づく利潤最大化

	サンプル 企業数	πn の 最大値	n	z	スコア	最大値の πn の95%を 実現する区間	
						下限	上限
モデルX：全3業種	2000	59.1	1061	75.1	1.7	68.1	88.8
モデルX：製造業	485	61.7	321	86.8	2.6	72.1	89.5
モデルX：卸売業	515	64.7	283	80.2	2.1	71.1	84.9
モデルX：建設業	1000	56.3	542	74.5	1.7	65.5	89.5

	積分	$z=x$ における πn				
		$z=50$	$z=60$	$z=70$	$z=80$	$z=90$
モデルX：全3業種	1201.6	46.6	52.0	57.3	58.0	55.8
モデルX：製造業	1137.2	46.1	51.0	57.1	58.2	57.7
モデルX：卸売業	979.6	49.3	55.1	60.6	64.4	58.7
モデルX：建設業	1322.5	45.6	51.2	54.4	53.7	52.6

(注) 積分とは、図1の斜線部分の面積を指す。

達金利 (=金融機関の貸出金利) が信用リスクを反映した金利であると考え、金利順に貸出を行った場合である。¹⁶⁾ もう1つのベンチマークは、TSRの評点と呼ばれるTSR社調査員による経営者能力、成長性、安定性、公開性、総合世評に関する100点満点の評価を金融機関の与信審査とみなし、その評価順に貸出を行った場合、の2つを考える。なお、データセットの制約から、評点については取得可能なデータが160社(生存116社、デフォルト44社)にとどまるため、この160社について(モデルXの)スコア順、金利順(ベンチマーク(1))、TSR評点順(ベンチマーク(2))で利潤曲線を計算した。分析結果の図3によれば、利潤最大時の $(z, \pi n)$ は、スコア順の場合は(81.4, 66.5)、金利順の場合は(74.4, 46.4)、TSR評点順の場合は(87.4, 63.2)と、利潤水準こそTSR評点順がスコア順をわずかに上回るが、貸出規模という意味ではスコア順がもっとも大きくなる(もしくはスコア順とほぼ同水準となる)ことがわかる。¹⁷⁾ 金利順は、利潤水準と貸出規模でスコア順を大きく下回る結果となっている。以上より、スコアリング貸出は既存の貸出と比べても遜色のない収益を生み出すビジネスモデルであると考えられる。

更に、表3では、参考までに自己資本比率等の単独の各財務指標による順位付けに基づいて貸出判断をした場合について、表2と同様の計算を行った結果を示している。これによると、自己資本比率および売上高対支払利息比率は相対的にみて利潤を高める度合いが高く、逆に、利益関連指標は低い。ただし、自己資本比率や売上高対支払利息比率による πn の最大値は、スコアによるそれには及ばず、スコアを使った貸出によって実現する利潤の水準は、相対的に高いことがみてとれる。

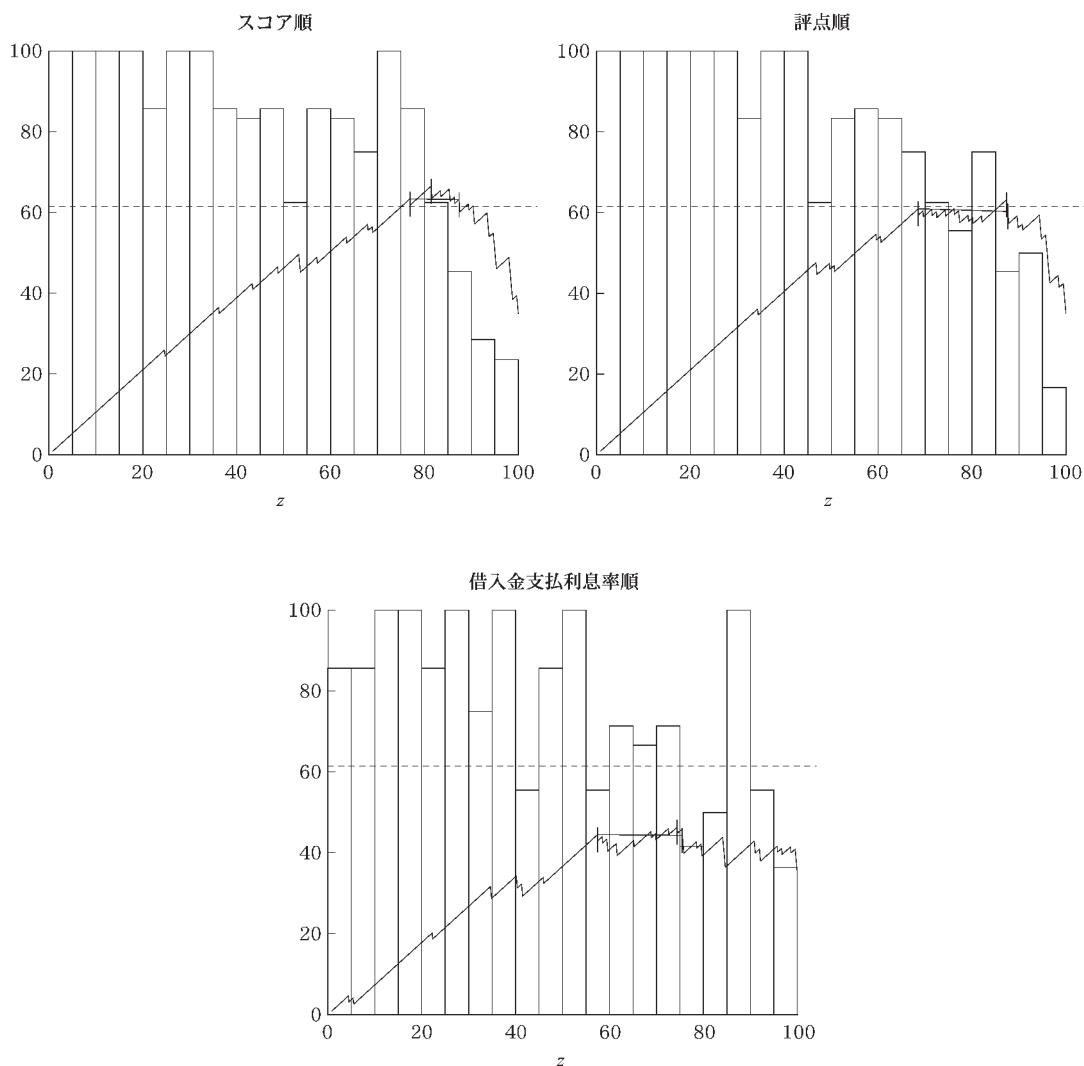
4.4 利潤曲線が理想値から乖離する要因

スコアリング貸出にある程度の収益性が期待できることは事実ではあるが、「理想的なケースを下回る」または「斜線部の面積が少なからず存在する」ことも事実である。それはなぜであろうか。その要因としては、第1に必要な情報量の問題(要因1)、第2にモデルの統計的精度の問題(要因2)、第3に企業データとモデルのタイムラグの問題(要因3)、第4に企業データの問題(要因4)、第5に貸付先のデフォルトの問題(要因5)が挙げられる。

16) 調達金利に含まれる無リスク金利部分は、量的緩和期のため一定と仮定し、流動性プレミアム等に相当する部分は、単純化のため各企業とも同水準と考えている。

17) スコア順、金利順については、フルサンプルでの比較が可能であり、金利順の場合は(70.6, 39.2)と、スコア順の(75.1, 59.1)を下回る結果となる。

図3 スコア順（モデルX）、評点順、貸出金利順に貸出を実行した場合の利潤



このうち、要因1～要因4はスコアリングモデル自体にかかる問題である。要因1は、そもそも企業のハード情報のみで、将来の生存・デフォルトの判定がどこまで可能なのかという問題である。統計的にいえば除外変数バイアス (omitted variable bias) の問題である。貸出判断に必要な情報が欠落していれば、おのずと「理想的なケース」を下回る利潤しか得られない。要因2は、要因1の除外変数バイアスの問題に加え、モデル推定方法等の計量経済学的な問題が存在する可能性である。要因3の企業データとモデルのタイムラグの問題とは、推定されたモデルに用いられたデータのサンプル期間と、実際のスコア算出に用いられるデータの時期にズレが生じるという問題である。特に、第1世代のモデルは90年代後半から00年代初頭のデータしか用いておらず、景気変動を加味したモデリングがなされていない点が問題となりうる。¹⁸⁾

要因4の企業データの問題に関しては、07年版『中小企業白書』でも中小企業の質的問題の存在が指摘されている。中小企業のハード情報に質的な問題があれば、そのデータを使って推定される

表3 財務指標に基づく利潤最大化

	サンプル 企業数	π_n の 最大値	n	z	財務指標 の値	最大値の π_n の95%を 実現する区間	
						下限	上限
経常利益(降順)	2000	40.2	1758	93.0	-12001	84.9	97.6
自己資本比率(降順)	2000	49.6	1065	70.1	12.2	61.3	82.9
自己資本比率前期差(降順)	2000	37.0	1782	92.3	-8.8	82.8	100.0
自己資本当期純利益率(降順)	2000	38.6	1145	67.4	0.1	55.3	96.0
有利子負債比率(昇順)	2000	41.8	1616	88.2	78.8	52.5	92.8
売上高対支払利息比率(昇順)	2000	48.7	1236	76.6	1.3	64.5	85.2
売上高増加率(降順)	2000	35.3	1948	98.0	-46.5	83.2	100.0
売上高経常利益率(降順)	2000	39.2	1276	73.0	0.2	63.5	94.9
売上高対有利子負債比率(昇順)	2000	41.8	1317	76.1	51.6	65.0	96.5
当座比率(降順)	2000	44.8	1194	72.8	71.4	66.3	89.0
棚卸資産回転期間(昇順)	2000	42.6	1447	81.8	52.6	71.1	92.5
減価償却率(降順)	2000	41.9	1552	85.6	0.0	81.6	97.8
総負債対支払利息比率(昇順)	2000	44.6	1294	76.7	0.021	67.1	82.1

モデル自体の統計的な精度が低まってしまう。そればかりでなく、スコアリングモデルに投入される説明変数データの質が低ければ、たとえモデルの統計的精度が高いとしても、算出されるスコアの質は低くならざるをえない。なお、質的な問題については、悪意のある粉飾のような場合と悪意のない場合に区別されるが、悪意があろうとなかろうと、質的な問題の存在は、スコアリング貸出による利潤を理想的なケースよりも下振れさせる要因となる。¹⁹⁾

要因5の貸付先のデフォルトの問題とは、デフォルトに伴う金融機関の損失が理論値との乖離を生み出し、それはグラフの中で一度発生すれば、その後も (z が高まろうと)蓄積されるということである。通常、モデルのフィットを測る目安としてはAR値を用いるが、本稿では貸出供給量の変化とそれに伴う利潤 π_n の変化に焦点を当てているため、あえてこのような利潤曲線を使ってスコアリング貸出の検証を行っている。

5 収益性を押し下げるメカニズム

ここまでの実証分析結果を踏まえると、金融機関にとってスコアリング貸出は、「スコアが適切に信用リスクを反映していれば」、利潤を生み出すビジネスとして機能しうるものと考えられる。²⁰⁾ それを妨げうる要因は、前述の5つの要因である。スコアリングの結果を左右する各要因の重要性について理解することで、スコアリング貸出の収益性を高めていくことができるはずである。

そこで以下では、スコアリングモデルの精度、業種別にみたデータの特徴、粉飾の可能性という3つの点について、これらの5つの要因がどのように影響していたかを考えていく。

18) もっとも、景気が悪い時期のデータを使って構築されたモデルのため、算出されるスコアは、保守的に見積もられている可能性が高い。なお、第2世代以降のモデルでは、景気関連の説明変数を加えるなど、改善がみられる。

19) モデルMもモデルXも、基本的には金融機関の保有する中小企業データを使ってモデルが推定されているため、データの質を金融機関が見抜いてデータのクリーニングをしていない限り、モデル自体の統計的な精度は下がる。

20) また、スコアを使ってリスクに応じた貸出金利設定ができるようになれば、貸出供給能力も高まると考えられる。詳しくは補論を参照。

5.1 モデルの精度に関する検証

冒頭でも述べたとおり、本稿では第1世代モデルが活用されたスコアリング貸出の揺籃期を分析対象としている。そこで、2つのモデルを利用し、投入データを同じにすることで、これらのモデルの精度を引き下げた要因について検証を行う。この分析では、同じ投入データを用いることで、要因3の企業データとモデルのタイムラグの問題と要因4の企業データの問題（ただし投入データに関してのみ）については、同条件の下で2つのモデルを比較することになる。したがって、基本的に要因1の必要な情報量の問題に関する検証となる。²¹⁾

さて、TSR データは、生存企業とデフォルト企業の数が等しい。そのため、TSR データを使ったスコアの算出は、デフォルト率が50%のサンプルに対するスコアリングの結果に相当する。この点を踏まえて、2モデルによるスコア順にサンプル企業を並べ替えてマッピングをしたものが表4である。

初めの2つの表は、それぞれ TSR データの全2,000社に関する結果と同データのデフォルト企業1,000社に関する結果である。全2,000社をみていくと、対角要素に出てくる57.2%の企業については、両モデルとも同じ分位に振り分けるスコアを算出していたことがわかる。逆に、評価がモデル間で2分位以上異なる企業は5.2%にとどまる。次に、デフォルト企業に絞った結果をみると、同じ分位に振り分けられるのが53.3%、2分位以上異なる企業は5.4%と、全企業ベースの結果と大きな違いはみられない（したがって、自明であるが生存企業に絞った結果も同様となる）。更に興味深いのは、2分位目と3分位目の入れ繰りの数である。両者は、ちょうどデフォルトか否かを見極める境目の分位である。入れ繰りの数は全企業ベース（129：135）でも、デフォルト企業ベース（71：75）でも、両モデル間でほとんど同数となっている。

3つ目の表は、各セルに占めるデフォルト企業の割合であり、2つ目の表を1つ目の表で割った計算結果となっている。モデルが信用リスクを正しく推定したとすると、4つ目の表にあるように、上位50%のセル（左上の4セル）にはデフォルト企業はいっさい入らず、逆に下位50%のセル（右下の4セル）にはすべてのデフォルト企業が入るべきである。だが、実際には多くの「推定の誤り」が観察される。上位50%のセルに入るとされたスコアの相対的に高い企業のうち、20%はデフォルトしており（タイプIエラー）、下位50%のセルに入るとされたスコアの相対的に低い企業のうち、22%は生存していた（タイプIIエラー）のである。また、両モデルでスコアの高い上位25～50%に分類されて「生存する」と評価されていた企業群の中で、実際には38%がデフォルトしており、スコアの低い上位25～50%に分類されて「デフォルトする」と評価された企業群の中でも、実に39(=100-61)%は生存していた。

以上を踏まえると、（スコアの絶対水準の違いを除けば）各モデル間では個別企業ベースでも、ある程度は似たようなスコアリングの結果が得られる。しかしながら、モデルの精度の面に関していえば、いずれも不十分な部分も少なからず存在することがわかる。

では、その不十分な部分は何に起因するのだろうか。財務指標を変えながら分析を進める。表5は、それぞれのセルに振り分けられたサンプル企業が各財務指標によってどのように特徴づけられるかを示している。それぞれのスコアリングモデルについて、上位50%・下位50%の全4グループ（セルA～D）に簡略化している。セルA～Dに含まれるサンプル企業群について、生存・デフォルトの別に各財務指標の中央値を示している。ここで選択した財務指標は、表3で相対的にみて利

21) 両方のモデルが、2値選択モデルを利用しているため、要因2のモデルの統計的精度の問題については評価はできない。

表4 スコアに基づく4グループ化とデフォルトの関係

全企業のスコア分布

		モデル X				合計
		0～25%	25～50%	50～75%	75～100%	
モデル M	0～25%	367	117	13	3	500
	25～50%	106	226	135	33	500
	50～75%	23	129	217	131	500
	75～100%	4	28	135	333	500
合計		500	500	500	500	2000

デフォルト企業のスコア分布

		モデル X				合計
		0～25%	25～50%	50～75%	75～100%	
モデル M	0～25%	27	25	2	0	54
	25～50%	24	85	75	27	211
	50～75%	8	71	133	108	320
	75～100%	2	15	110	288	415
合計		61	196	320	423	1000

デフォルト企業のシェア

		モデル X				合計
		0～25%	25～50%	50～75%	75～100%	
モデル M	0～25%	0.07	0.21	0.15	0.00	0.11
	25～50%	0.23	0.38	0.56	0.82	0.42
	50～75%	0.35	0.55	0.61	0.82	0.64
	75～100%	0.50	0.54	0.81	0.86	0.83
合計		0.12	0.39	0.64	0.85	0.50

理論的に理想的なデフォルト企業のシェア

		モデル X			
		0～25%	25～50%	50～75%	75～100%
モデル M	0～25%	0% (19.7%)		—	
	25～50%	0% (19.7%)		—	
	50～75%	—		100% (78.3%)	
	75～100%	—		100% (78.3%)	

(注) たとえば、0～25%とはデフォルト確率の低い上位25%の企業を指す。なお、4つ目の表の括弧内は実際のシェア。

潤を高める度合いが高かった自己資本比率および売上高対支払利息比率である。セル A に分類される生存企業とデフォルト企業の平均値を比較すると、有意に異なる。デフォルトしたはずの企業に高いスコアを算出したという誤りが、財務情報（自己資本比率、売上高対支払利息比率）である程度説明されることになる。同様に、売上高対支払利息比率についてセル D で比較しても、有意に異なる。生存したはずの企業に低いスコアを算出したという誤りが、売上高対支払利息比率で説明できることを示唆する。

更に、各セルの財務指標の水準を比較すると、それぞれのモデルの特徴がみえてくる。まず、自

表5 生存・デフォルト別にみた財務指標に基づく4グループ化

		A	B	C	D
自己資本比率(%)	生存	33.3	4.2	22.2	3.9
	デフォルト	20.8	4.8	19.6	3.7
当座比率(%)	生存	126.5	79.2	78.7	56.7
	デフォルト	99.5	73.1	75.1	55.3
売上高対支払利息比率(%)	生存	0.37	0.99	0.76	1.41
	デフォルト	0.75	1.02	1.00	1.84

		モデル X			
		0～25%	25～50%	50～75%	75～100%
モデル M	0～25%	A		C	
	25～50%	A		C	
	50～75%	B		D	
	75～100%	B		D	

己資本比率についてみると、セルBのセルCの企業群では水準が明らかに異なる。この傾向は、モデルXとモデルMでは自己資本比率の扱いが大きく異なる可能性を示す。もっとも、これだけでは自己資本比率についてどちらのモデルの扱いが適切かは判断できない。逆に、上記のような傾向のみられない当座比率や売上高対支払利息比率は、それぞれのモデルで同じようなウエイトが置かれていると解釈できる。²²⁾

ここでの各変数に関する比較は一例にすぎないが、各変数が有する情報を十分に使うことで、モデルの精度を改善することは可能であることが示唆される。その意味では、要因1の必要な情報量の問題は重要であると考えられる。更に Berger *et al.* (2009) 等によれば、米国でのスコアリングでは、オーナーのハード情報（消費者信用情報）が非常に重視されている。本稿のスコアリングでは、これらの情報が説明変数に含まれていない。更にいえば、データからは計れない企業の将来性や事業性に関する情報を踏まえた融資担当者の総合的判断（いわゆる目利き機能）につながる諸々のソフト情報等も説明変数とはなっていない。このように、貸出判断に必要な情報が欠落していれば、おのずと「理想的なケース」を下回る利潤しか得られない。第2世代以降のモデルでの複数期間のデータを説明変数に採用したり、定性情報をより多く取り込んだりするといった改善に、スコアリングモデルの収益性を高める効果があることが期待される。²³⁾

5.2 財務データの問題1——業種別にみたデータの特徴

スコアリング貸出が利潤を生み出すことに関する確実性には、業種間のばらつきがある。表2によると、業種別にみた最大化されるスコアリング貸出の利潤は、卸売業、製造業、建設業の順で高い。同様の事実は、図2の実線の推移をみると明らかで、3業種の中では建設業の山が相対的に低

22) モデルMについては、説明変数に利用された財務指標が開示されている（ただしモデルMに用いる変数としての加工方法（前年比にするなど）等は不詳）。合計で7指標であり、収益性指標として総資産経常利益率、レバレッジ指標として総資産総負債比率、流動性指標として流動資産現預金比率、債務カバレッジ指標として流動負債利益剰余金比率、金利指標として金利費用売上総利益率、規模指標として売上高、事業指標として売上高総額卸資産比率が採用されている。したがって、自己資本比率については類似指標であるレバレッジ指標で間接的には反映されていることになるが、売上高対支払利息比率や当座比率は含まれていない。

23) 枇々木他（2009）は、業歴のような定性的側面のある情報が日本では重要であることを指摘している。

表6 財務指標のボラティリティと景気との相関

	製造業		卸小売業		建設業	
	標準偏差	相関	標準偏差	相関	標準偏差	相関
自己資本比率	4.74%	0.90	4.76%	0.85	5.35%	0.89
当座比率	8.61%	0.74	6.55%	0.54	8.96%	0.75
売上高対支払利息比率	0.68%	-0.86	0.45%	-0.81	0.51%	-0.77
総資産経常利益率	0.40%	0.03	0.24%	0.27	0.73%	-0.36
売上高前年比	6.41%	-0.06	6.48%	-0.13	13.10%	-0.06

(注) 資本金が1000万円～1億円の企業群に関する結果。相関は景気指標との相関係数であり、景気指標は季節調整済み実質GDP。サンプル期間は90年Q1～09年Q2。

(資料) 財務省財務総合政策研究所『法人企業統計季報』、内閣府経済社会総合研究所『国民経済計算』。

い、棒グラフをみても、卸売業が $z=65$ 近傍まで単調に右下がりを描くのに対し、特に建設業では $z \geq 55$ で歪みが大きい。これは、将来の業績の予測に対して財務諸表が有する情報量の差を反映していると考えられ、要因4の企業データの問題（ただし投入データに関して）に関連した問題と考えることができる。つまり、スコアリング貸出が、業種によって馴染みやすかったり、馴染みにくかったりすることを意味している。

大きな原因の1つとして、財務諸表だけから企業の将来の業績予想をすることの難しさが挙げられる。たとえば、景気や公共事業に左右されやすい建設業には、その傾向が顕著である可能性が考えられる。この仮説が正しければ、金融機関は、建設業のスコアを他業種のスコアに比べて注意深く利用すべきということになるだろう。

そこで、業種ごとにみた代表的な財務指標のボラティリティと景気の相関を示した表6で簡単な検証を行ってみたい。まず、建設業の大部分の財務指標のボラティリティは相対的に大きい。また、景気との相関に関しては業種間での差があまり大きくない指標もあるが、モデルMにも変数として採用されている総資産経常利益率は、建設業のみで景気と逆相関をしている。²⁴⁾このように、他業種に比べて建設業では、財務諸表からは先行きをモデルから予測するのが難しい側面があると考えられる。

5.3 財務データの問題2——粉飾の可能性

もう1つの原因としては、逆選択やモラルハザードによる粉飾により、財務諸表が各期の業績と期末の資産内容を適切に反映しないことが考えられる。ただ、企業が粉飾を行っているかどうか、財務諸表のみから判断するのは事後的にも極めて難しい。とはいえ、極端な財務指標の変化、たとえばスコアリングを実施する時点での負債総額に比べて、デフォルト時点での負債総額が極端に大きいならば、粉飾のシグナル（または財務諸表から予測できないような事態のシグナル）と考えられるだろう。

フローのデータに比べれば、相対的に変化の小さいと考えられる負債総額のようなストックのデータの大きな変化は有効なシグナルと考えられる。幸いTSRデータには、スコアリング時のみならず、デフォルト企業のデフォルト時点とその時点での主要財務データも含まれている。そこで、ストック指標である負債総額とフロー指標である売上高に関して考察を行う。デフォルトと財務指標の経年変化との関係を明らかにするため、表7にTSRデータの中でデフォルトした企業に関する記述統計量を示す。「経過月数」は02年の決算から倒産までの経過月数の中央値、「負債比」は「倒産時の負債総額/02年の負債総額」の中央値および90%区間、「売上比」は「倒産時の売上高/

24) 売上高前年比は3業種で逆相関が観察されており、通常考えられる関係とは逆の関係となっている。

表7 財務指標の変化

	サンプル 企業数	経過 月数	負債総額比			売上高比		
			中央値	90%区間		中央値	90%区間	
				下限	上限		下限	上限
デフォルト企業								
製造業	237	23.2	1.01	0.57	1.83	0.99	0.59	1.48
卸売業	263	22.6	0.98	0.47	1.83	0.95	0.50	1.22
建設業	500	32.4	1.02	0.50	3.08	0.88	0.40	1.64
3業種	1000	27.7	1.01	0.51	2.50	0.93	0.46	1.48
生存企業								
3業種	334	36.0	0.94	0.45	1.65	0.94	0.57	1.54

表8 スコア上位のデフォルト企業における財務指標の変化 (モデルX)

	スコア (平均)	負債増加率上位		売上高減少率上位	
		10%	25%	10%	25%
スコア上位 0-10%	0.50	42社	58社	12社	30社
	1.10	24社	55社	15社	36社
スコア上位 0-25%	0.86	66社	113社	27社	66社
	2.26	13社	50社	30社	67社
	4.58	17社	62社	19社	55社
	13.32	4社	25社	23社	60社
総数	5.25	100社	250社	99社	248社

02年の売上高」の中央値および90%区間である。なお、一部の生存企業(1,000社中334社(製造業84,卸売業83,建設業167))に関しては、貸出終了時である05年の財務情報を使用できるので、参考値として示す。

負債比に関しては、デフォルト企業と生存企業を比較した場合に、中央値では大差ないが、分布を考慮に入れると、デフォルト企業のほうが明らかに右裾は厚い。さらに、デフォルト企業に関して業種間で比較すると、建設業のほうが、製造業・卸売業と比較して右裾はるかに厚いことがわかる。売上比に関しては、デフォルト企業、生存企業とも、縮小傾向にあるものの、記述統計量を見る限り、業種間や生存・デフォルト企業間での差異は限定的である。

更に、デフォルト企業の負債比とスコア、売上比とスコアの関係についてまとめた表8をみてみよう。この表は、全3業種のデフォルト企業をスコア順にグループ化した場合、負債増加率・売上高増加率のそれぞれ上位25%(更に上位10%と10~25%に細分化)の企業がどのグループに含まれるかを示す。すると、高いスコアにもかかわらずデフォルトした企業には、負債の急増が観察される。更に上位10%の100社(上位25%の250社)のうち実に40社(60社)程度が負債増加率上位10%に入るという極端な特徴が観察される。一方、売上高減少率に関しては、このような特徴的な変化は観察されていない。また、モデルのスコア順位と負債増加率順位に関するスピアマンの順位相関係数は0.23(3業種)で、無相関という帰無仮説に対するp値はほぼゼロであった。業種別にみると、建設業が0.30,他2業種が約0.15(いずれも有意)であり、建設業におけるデフォルトの場合、特に極端な負債増加が観察されていることがわかる。これに対し、スコア順位と売上高減少率順位に関しては0.04(3業種, p値=0.17)と非常に係数が低かった。

負債増加の上位グループとそうでない企業でモデルの予測精度を比べてみると、負債増加率上位

10%の企業（全100社）のうち42社がスコア上位10%でスコアの平均が0.50の企業群に属するなど、負債増加率上位グループでは、モデルの予測精度が悪いことがはっきりと読み取れる。

このように、倒産するはずの企業に誤って高いスコアを与えてしまうことと、負債の乖離度との間には強い相関が観察される。つまり、事後的に極端な負債の変化が観察される場合、スコアの不正確さを事前に把握するのが困難であったということになる。このような場合、スコアの不正確さの原因をモデル自体の欠陥に帰すのは、不適切であろう。むしろ、正確な決算書の作成を促していくことが求められる。²⁵⁾

もっとも、総負債の額が大きく変化したとしても、これが直ちに粉飾の存在を意味するわけではないことには注意が必要だろう。²⁶⁾ たとえば、財務諸表にきちんと注記がなされ、客観的に債務化の可能性は低いと考えられた保証債務が、予期せぬ形で負債化したケースなどが考えられる。しかし、すべてが会計基準上適切な処理をしたにもかかわらず、負債が急増してしまった場合に該当するとも考えにくい。実務的にも、借入金や買掛金などの債務の存在を隠すのは容易である。たとえば、簿外債務は典型的な粉飾手法である。負債の急増が簿外債務の顕在化によるものであるケースが多く含まれる可能性は十分にある。

スコアリング貸出のような、ハード情報のみを用いる貸出手法（トランザクション貸出）の主たるメリットは、与信審査にかかるコストの低減や審査時間の短縮ができることである。だがその一方で、スコアリング貸出では、粉飾を見抜くような手間暇を十分にかけていないということになる。このような問題を解決していくには、小野（2007）、平田（2005）が指摘するように、中小企業への与信判断に有効とされる企業オーナーに関するハード情報をモデルに組み込むことが1つの方法であると考えられる。もしくは、オーナー面談や企業訪問を増やすことで、定性的な判断も盛り込むことも考えられる。だが、審査コストが高まるのであれば、トランザクション貸出のメリットが削がれることになるというトレード・オフが存在する。

6 逆選択が発生した場合について

ここまでの分析では、貸出候補企業群のデフォルト率 P_D が5%と仮定をして分析をしてきたが、実際には金融機関にとって P_D が何%であるかは未知である。スコアリング貸出の審査が単純化されていることに悪質な借り手が気付き、大規模な逆選択が発生した場合、すなわち貸出候補企業群のデフォルト率 P_D が高い水準になる場合、一体どうなるのであろうか。逆選択が発生している場合、たとえば、『新銀行東京調査委員会調査報告書』（2008年3月公表）によると、逆選択が発生した典型例と考えられる新銀行東京において、極めて甘い審査を行った時期のデフォルト率は23%に上ったという。

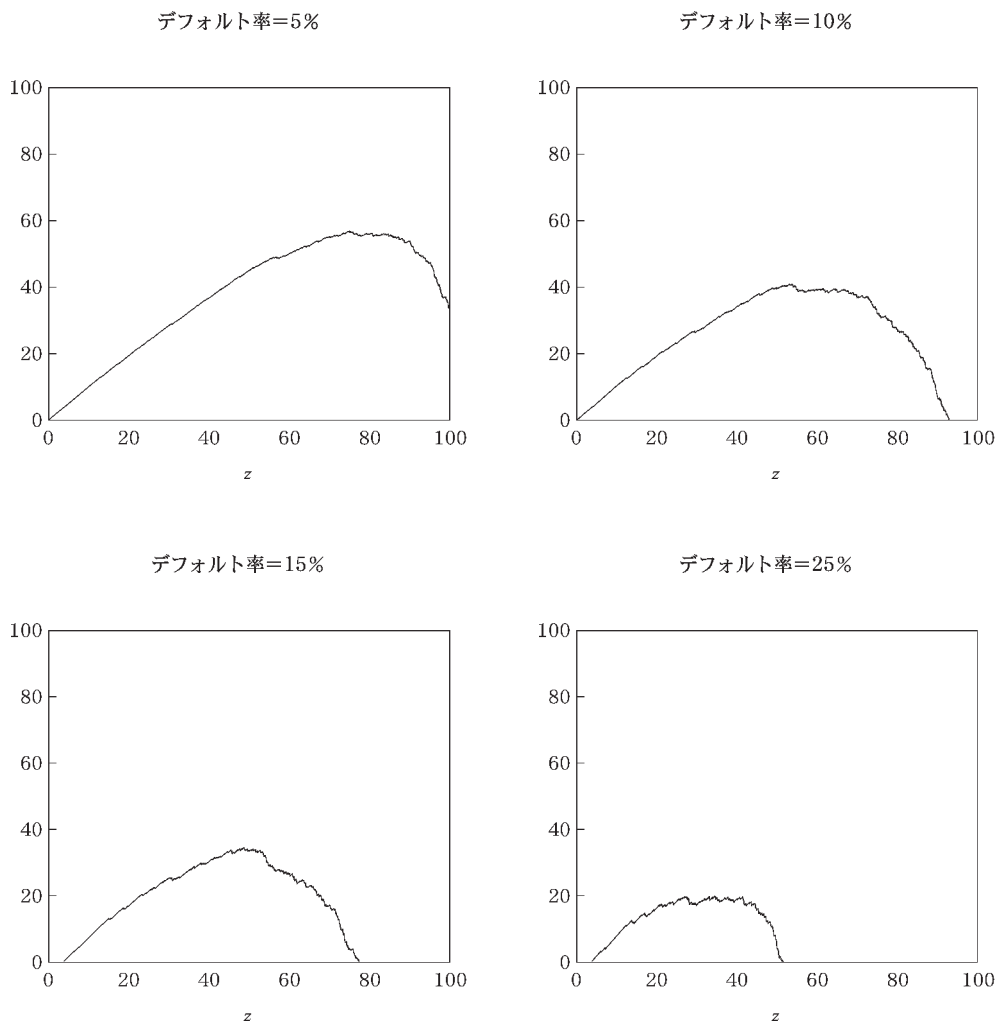
そこで、図4では、デフォルト率 P_D を5%から25%まで引き上げていった場合の利潤の推移を計算した。これによると、デフォルト率の上昇に伴って収益性が著しく低下するばかりでなく、利潤最大化時の貸出水準 α が75から30程度にまで大きく落ち込むことがわかる。²⁷⁾ すなわち、逆選択が発生しないようなスキーム作りをしないと、スコアリング貸出はマクロ的な貸出供給能力の拡大

25) 05年以降、日本公認会計士協会、日本税理士会連合会、日本商工会議所、企業会計基準委員会は、「中小企業の会計に関する指針」を示し、中小企業会計の信頼性向上を目指している。

26) スコア、負債増加率とも相対的なランクをみている以上、スコアがよい企業の負債増加率が高いのは自然であるという見方もありうる。本稿の議論には、データの制約のため、負債増加率が急増した企業には何らかの不連続な負債増加があるという仮定に依拠しているという限界がある点には注意を要する。

27) P_D を引き上げていくにつれ、斜線部の面積が大きくなるのは、主に前述の要因5による。

図4 貸出候補先企業のデフォルト率別にみた利潤（モデルX）



につながるビジネスモデルたりえないと考えられる。そうならないためにも、粉飾のケース同様にオーナー面談や企業訪問が鍵となってくると考えられる。

7 むすびにかえて

本稿では、01～02年に生存していた2,000社の中小企業データを用いながら、わが国のスコアリング貸出市場の現状と課題を明らかにしてきた。まず、金融機関の利潤最大化モデルを構築し、最適な貸出規模や利潤水準を求めたところ、スコアリング貸出には、通常の貸出と比べても遜色のない収益性が期待でき、貸出供給を拡大させられることが示された。すなわち、金融機関がある程度の「推定の誤り」を前提とし、多数小口化したスコアリング貸出を1つのポートフォリオのようにみなせば、一定の収益性が実現することを意味する。

ただし、財務諸表のみに頼るスコアリング貸出には限界があることもわかった。特に収益性を押し下げる要因としては、スコアリングモデルにおける除外変数バイアス、モデル構築に用いられた

中小企業データの質、業種ごとに異なるスコアリングのなじみ方、企業の粉飾問題、借入企業の逆選択問題が重要であることを明らかにした。

以上から、今後のスコアリング貸出市場の発展に向けて、より有効なスコアリング貸出の必要条件がわかってくる。第1に、現在、わが国の多くの金融機関によって実施されているスコアリング貸出時の経営者への面接は必須である。面談の実施は、除外変数バイアスの問題や企業データの質の問題の補完となるだろう。日本銀行(2007)は、「(スコアリング貸出に用いられている)モデルの精度が十分高くないという問題が明らかになりつつある」として、その理由の1つとして粉飾の問題の可能性を取り上げている。本稿でも、特に建設業で粉飾がスコアを歪めた可能性があり、高スコア・低デフォルト率ながらもデフォルトを引き起こした企業の半数弱程度について、負債急増という現象が観察されることを数量的に確認した。日本銀行(2007)、平田(2005)などで指摘されているように、米国では経営者の信用情報が、モデルの精度向上、スコアリング貸出の拡大に役立っている。だが、残念なことに、それをそのまま日本に即適用できると考えるのは早計である。信用情報をモデルに導入することは、事前審査やモニタリングのコストを引き下げる役割を果たすと考えられる。しかし、個人情報保護法との兼ね合いなどもあり、原則としてそのようなデータを中小企業財務データとマッピングして利用できるような環境にはない。そのため、わが国の場合、企業オーナーとの事前面談や企業オーナーの個人保証を求めるケースが多いというのは、理にかなったことであると評価できよう。また、面談の実施は、逆選択問題を改善する上でも効果を発揮するものと考えられる。なお、事前面談や個人保証が、スコアリング貸出にかかるコストを高めることになることには留意が必要である。

第2に、早い時期からスコアリング貸出をはじめていたメガバンクなどでは、これまでのスコアリング貸出のトラックが蓄積されてきているはずである。トラック・データを地道に分析して、モデルのくせを把握するべきである。また、地域金融機関は地域的特性や貸出先業種の偏りがある場合が多いため、モデルの利用に関してはメガバンク以上に注意をする必要があろう。第3に、スコアリング貸出のくせ、モデルのくせや面談における確認事項が外部者にとって把握されないようにする必要がある。把握されてしまうと、審査対象の母集団にバイアスがかかり(=逆選択が発生し)、第2の新銀行東京を生み出す可能性も十分にある。

最後に、本稿の分析の課題を指摘しておきたい。まず、本稿ではスコアリング貸出にかかる諸々の固定費や変動費を考慮していない点である。第2に、スコアリング貸出の代替を考慮していない点である。第3に、データの蓄積が不十分なことから、景気変動を考慮した中期的なモデル評価ができなかった点である。そして、最後に情報の非対称性を考慮した上での分析が十分にはできていない点である。これらの点については、今後の課題としたい。

(日本経済研究センター・法政大学)

投稿受付2009年10月15日、最終稿受理2010年5月20日

〔補論〕 リスクに応じた貸出金利とスコア

本来、各企業の借入金支払利息率には、貸付先が計算する企業の信用リスク(いわゆるスプレッド)が乗せられていると考えられる。むろん、金利減免を受けている場合には、この論理は当てはまらない。だが、そういった問題以上に、そもそもわが国では、既存の貸出の中でも、特に高リスクの中小企業に対してはリスクに応じたスプレッド設定ができていないと一般的にいわれる(Smith(2003)、植杉(2005))。²⁸⁾

以下ではリスクに応じたプライシングで行えば、金融機関の貸出供給能力の拡大が期待できることを理論モデルで示す。前出のモデルでは、貸出金利は各企業のリスク水準によらず一定としていた。ここでは、

スコアが企業の客観的なリスク水準を示すと仮定し、理論的にリスクに応じた貸出金利設定が貸出供給量にどのような影響を与えるのかを考えていく。

(1)式では、貸出時の利得(実質的に貸出金利に相当) r がリスクによらず一定と仮定していた。この仮定を緩め、リスクに応じた貸出金利の設定が可能だとすると、 z に依存する形で利得 $r(z)$ が決定される。その結果、(1)式は、

$$\pi(z) = \int_0^z r(w) N'_A(w) dw - lN_D(z) \quad (12)$$

となる。利潤最大化の一階の条件は、

$$\pi'(r) = r(z) N'_A(z) - l \left(\frac{N_M}{100} - N'_A(z) \right) = 0 \quad (13)$$

となる。(1)~(3)式における r を \bar{r} 、(3)式を最大にする z を \bar{z} とすると、 $\pi'(r)$ が単調減少、 $N'_A(z)$ が単調減少、 $r(\bar{z}) > \bar{r}$ の場合に、利潤最大時の z の水準がより大きくなる。²⁹⁾ $r(\bar{z}) > \bar{r}$ とは、一定金利の場合の最も高リスクな貸出先に対する金利をその一定金利の水準よりも高くすることを意味する。利潤最大時の z の水準がより大きくなるのは、 $r N'_A(\bar{z}) - l \left(\frac{N_M}{100} - N'_A(\bar{z}) \right) = 0$ より

$$\pi'(\bar{z}) = \pi(\bar{z}) - \left\{ r N'_A(\bar{z}) - l \left(\frac{N_M}{100} - N'_A(\bar{z}) \right) \right\} = (r(\bar{z}) - \bar{r}) N'_A(\bar{z}) \geq 0 \quad (14)$$

すなわち貸出規模が \bar{z} の水準では、依然として限界利潤 π' が正であるからである。

貸出金利をリスクに応じて設定するようなケース、すなわち $r'(z) > 0$ のようなケースでは、たとえ実際の貸出金利の平均が \bar{r} を下回っていても、 $r(\bar{z}) > \bar{r}$ (および $N'_A(\bar{z}) > 0$) という条件が満たされれば、利潤最大時の z の水準がより大きくなる。つまり、このような条件下では、貸出金利をリスクに応じて設定したほうが最適貸出規模は大きくなるのがわかる。

[参考文献]

- 植杉威一郎 (2005) 「日本の企業金融は非効率的か——中小企業の金利に基づく検証」, *RIETI Policy Analysis Paper*.
- 大田智之・小野有人・野田彰彦 (2007) 「中堅・中小企業向けトランザクション型貸出の決定要因」『みずほ総研論集』第IV号, 95-129頁。
- 小野有人・野田彰彦 (2006) 「多様化が進みつつある中堅・中小企業の資金調達」『みずほレポート』。
- 小野有人 (2007) 『新時代の中小企業金融——貸出手法の再構築に向けて』東洋経済新報社。
- (2011) 「中小企業向け貸出をめぐる実証分析：現状と展望」日本銀行金融研究所ディスカッション・ペーパー・シリーズ。
- 齊藤卓也 (2007) 「小企業向け融資における新しい金融手法の有効性」『国民生活金融公庫調査季報』第81号, 16-37頁。
- 日本銀行 (2007) 『金融システムレポート』2007年9月号。
- 日本銀行金融市場局 (2004) 『証券化市場フォーラム・報告書』。
- 枇々木規雄・尾木研三・戸城正浩 (2009) 「小企業向けスコアリングモデルにおける業歴の有効性」『日本政策金融公庫論集』2009年8月号, 71-91頁。
- 平田英明 (2005) 「わが国中堅・中小企業金融の新しい展開」『経営志林』第42巻第2号, 31-51頁。
- (2008) 「スコアへの過信は禁物」『月刊金融ジャーナル』2008年9月号, 63-67頁。
- 細野薫 (2008) 「中小企業向け融資は適切に金利設定されているか」渡辺努・植杉威一郎編著『検証 中小企業金融』日本経済新聞出版社, 第2章, 49-77頁。

28) ただし、これはある時点に関してみたりスクとスプレッドの関係であり、細野 (2008) によれば、金融機関と企業間のリレーションシップを背景に、動的なスプレッド設定をしている可能性がある。ちなみに、単純なスコアリング貸出の場合、貸出スプレッドのプライシングは動的には行われないことになる。

29) $N'_A(z)$ が単調減少とは、貸出規模の拡大によって、限界的な生存企業数が減少することを意味する。なお、 $N'_A(z)$ は常に非負。

- 山下智志 (2005) 「デフォルト確率推計モデルの相互比較と寛厳正の評価」『FSA リサーチ・レビュー 2005』 59-71頁.
- Altman, E.I. and G. Sabato (2005) "Effects of the New Basel Capital Accord on Bank Capital Requirements for SMEs," *Journal of Financial Services Research*, Vol.28, No.1, pp.15-42.
- (2007) "Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market," *Abacus*, Vol.43, No.3, pp.332-357.
- Berger, A.N. and W.S. Frame (2007) "Small Business Credit Scoring and Credit Availability," *Journal of Small Business Management*, Vol.45, No.1, pp.5-22.
- Berger, A.N. and G.F. Udell (2002) "Small Business Credit Availability and Relationship Lending: The Importance of Bank Organisational Structure," *Economic Journal*, Vol.112, No.477, pp.32-53.
- (2003) "Small Business and Debt Finance," *Handbook of Entrepreneurship Research: An Interdisciplinary Survey and Introduction*, Kluwer Academic Publishers, pp.299-328.
- Berger, A.N., A. Cowan and W.S. Frame (2009) "The Surprising Use of Credit Scoring in Small Business Lending by 'Community Banks' and the Attendant Effects on Credit Availability and Risk," *Federal Reserve Bank of Atlanta Working Paper Series* 2009-9.
- Hasumi, R., H. Hirata and A. Ono (2010) "Differentiated Use of Small Business Credit Scoring by Relationship Lender and Transactional Lender: Evidence from the Firm-Bank Matched Data in Japan," mimeo.
- Mester, L.J. (1997) "What's the Point of Credit Scoring?" *Business Review*, Vol.3, pp.3-16.
- Rommer, A.D. (2005) "Accounting-based Credit-scoring Models: Econometric Investigations," Ph.D. dissertation, University of Copenhagen.
- Smith, D.C. (2003) "Loans to Japanese Borrowers," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol.17, No.3, pp.283-304.
- Uchida, H., G.F. Udell and N. Yamori (2007) "SME Financing and the Deployment of Lending Technologies in Japan," mimeo.

《SUMMARY》

PROFITABILITY OF SCORING LENDING

By RYO HASUMI and HIDEAKI HIRATA

The objective of this paper is to evaluate the profitability of small business credit scoring lending. We model the scoring lending market and conduct empirical studies by using widely-used commercial scoring models and SMEs' hard information. We find that scoring lending makes profit and increases loan supply.

But we also find that small business credit scoring only using hard data has its limitations. To remove the limitations, the omitted variable bias problem of scoring models, low quality of SMEs' financial statements (e.g. window dressing), and the adverse selection problem should be improved. Using soft information (e.g. loan officers' interview of SME owners) more in addition to hard information leads to profitable small business credit scoring lending.

(Japan Center for Economic Research and Hosei University)