



Financial Research and Training Center

Discussion Paper Series

中小企業のデフォルトリスクと
その期間構造：
大規模財務データによる実証分析

藤井 真理子 竹本 遼太

DP 2009-12

2010年3月

金融庁金融研究研修センター
Financial Research and Training Center
Financial Services Agency
Government of Japan

本ディスカッション・ペーパーの内容や意見は、全て執筆者の個人的見解であり、金融庁あるいは金融研究研修センターの公式見解を示すものではありません。

中小企業のデフォルトリスクとその期間構造： 大規模財務データによる実証分析*

藤井 眞理子[†]

竹本 遼太[‡]

概 要

デフォルトリスクの評価にあたっては、公開企業の場合には株価をはじめとする市場の情報がある変数となることが多いが、非公開企業では財務データをいかに有効に活用できるかが重要なポイントとなる。本稿では、中小企業の大規模財務データに基づくデフォルトリスク評価のモデルを構築し、デフォルト確率の推定とその期間構造に関する実証分析を行った。

具体的には、代表的な財務変数およびマクロ経済変数を用いた多期間ロジットモデルにより実証分析を進めた。その結果、第1に業種によりモデルの説明力に違いがみられること、第2にデフォルト確率に与える影響の大きさを比較すると、流動性（現預金／総資産比率）やカバレッジ（売上総利益／支払利息）が重要な変数となっていること、第3に、足元の財務指標にもとづいて2年後、3年後のデフォルト確率を推定すると統計的に有意な結果が得られ、このデフォルト確率の期間構造と説明変数が与える影響の大きさの関係を分析すると、流動性は近い将来への影響が大きいものに対し、負債比率の悪化は時間の経過とともにデフォルトリスクを高め、2年後、3年後のデフォルトに対してより大きな影響を与えていることなどが示される。

キーワード：デフォルトリスクの期間構造、中小企業、多期間ロジットモデル

*本研究の遂行に当たっては、データベースの利用をお認めいただいた一般社団法人 CRD 協会に大変にお世話になった。記して感謝したい。なお、本稿で展開している倒産確率の推定のためのモデルは、同協会が配布している倒産確率モデルとは別に研究されたものであり、同協会の倒産確率モデルについて何らの情報を与えるものではない。また、山下 智志氏（統計数理研究所）と駒木 文保氏（東京大学）から貴重なコメントをいただいたことに深く感謝する。本研究は、筆者の個人的な見解を示すものであり、金融庁及び金融研究研修センターの公式見解ではない。本研究は科学研究費補助金基盤研究 (B) の助成による。

[†]金融庁研究研修センター特別研究員、東京大学先端科学技術研究センター

[‡]東京大学先端科学技術研究センター

1 はじめに

デフォルトリスクの評価にあたっては、公開企業の場合には株価をはじめとする市場の情報がある変数となることが多いが、非公開企業では財務データをいかに有効に活用できるかが重要なポイントとなる¹⁾。本稿では、わが国の中小企業の財務データに基づくデフォルトリスク評価のモデルを構築し、これによる検証の結果を示す。特に、中小企業のデフォルトリスクの期間構造についても推定を行い、財務変数が持つダイナミックなデフォルト情報を分析する。

デフォルト予測に関する研究には、コーポレート・ファイナンスの分野をはじめとして長い歴史がある。例えば、Altman (1968) のクレジット・スコアリングは広く知られているが、これは線形判別分析を利用した多変量のデフォルト予測モデルである。線形判別分析は、説明変数が多変量正規分布に従い、デフォルト企業と生存企業について同一の共分散行列を持つことを仮定するが、この2つの前提に対しては、現実には成り立っていないとの批判も多い。

これに対し、ロジットモデルやプロビットモデルを使った研究も行われている。ロジットモデルは、Martin (1977) が銀行のデフォルト予測に、Ohlson (1980) が事業会社のデフォルト予測に利用して以来、デフォルト予測に関する多くの研究で用いられている。ロジットモデルによる分析の長所は、線形判別分析とは異なり、分布に制約を置く必要が無いという点にあるが、実務上の予測精度についてはあまり差が無いとの評価もある。

Dimitras et al. (1996) は、1932年から1994年に公表されたデフォルト予測に関する47の論文を対象としたレビューを行い、それらに関する評価をまとめている。第1に、用いられた59のモデルのうち、判別分析が26と最も多く、次いで15がロジットモデルに拠っていたことが報告されている。ただし、判別分析の件数が増えている理由は、それらが前提とする仮定を批判的に考察し、新たに提案する手法と比較するために使われたためであるとしている。第2に、1981年以降の研究の多くがロジットモデルを用いており、これは線形判別分析のような分布の制約がないためとみられる。プロビットモデルでは非線形関数の推定が必要なため、計算コストが高く、このためロジットモデルに比べると利用頻度は低いとされている。第3に、説明変数として使われる財務比率をみると、全ての論文で利用されているものは無いが、運転資本 / 総資産や総負債 / 総資産などの安全性指標、次いで流動資産 / 流動負債やEBIT / 総資産、純利益 / 総資産などの流動性指標や収益性指標が多く採用されているという。

分析の対象とする期間にも、1期間のモデルとするか、多期間のモデルとするかの違いがある。判別分析やロジットモデルは1期間のデフォルト分析であり、サンプル企業1社についてサンプル期間の最後の1期分の決算データしか用いないケースが多い。この場合には、

¹⁾ 上場企業の場合には株価、社債スプレッド、CDS等、多数の市場参加者の情報が集約される市場変数の情報がデフォルト確率推定のための非常に有用な変数となっていることを示す研究が多い。例えば、Chava and Jarrow (2004) は会計変数ベースのモデルと市場変数ベースのモデルを比較し、株式リターン、ボラティリティ、時価総額といった市場変数が利用可能な場合、財務変数がデフォルト予測力を向上させる効果はほとんどないと結論付けている。会計変数ベースのモデルと市場変数ベースのモデルを比較した研究には、他にも Hillegeist, et al. (2004) や Beaver, et al. (2005), Agarwal and Taffler (2008) 等がある。一方、本稿で対象とした非上場企業に対する融資においては、財務変数のほか、与信金融機関の審査部門にデータが蓄積されていると考えられる。これらが有用な情報であることは当然であるが、公表されないデータである。その意味で、現実のデフォルト確率評価にあたっては、本論文のようなモデル分析の結果は、各与信金融機関に固有の情報により補足されると想定することが現実的であろう。日本の非上場・中小企業のデフォルト分析に関する実証研究としては福田, 他 (2004)、齋藤・橘木 (2004)、植杉 (2008) 等がある。

サンプル選択にバイアスが存在することが知られており、推定量の不偏性や一致性に影響が生じることが指摘されている²⁾。サンプル期間の全データを使う手法として、近年、医学や工業分野で用いられる生存解析とよばれるアプローチを応用したモデルが広く利用されている³⁾。

本稿では、離散時間の生存解析モデルの一つである多期間ロジットモデルにより分析を進める。基本的には直近の財務データを用いて1年後から3年後までのデフォルト確率の推定を試みる。分析の結果、第1に業種によりモデルの説明力に違いがみられること、第2にデフォルト確率に与える影響の大きさを比較すると、流動性（現預金／総資産比率）やカバレッジ（売上総利益／支払利息）が重要となっていること、第3に、足元の財務指標に基づいて2年後、3年後のデフォルト確率を推定すると統計的に有意な結果が得られ、このデフォルト確率の期間構造と説明変数の関係を調べると、流動性は近い将来への影響が大きいのに対し、負債比率の悪化は時間の経過とともにデフォルトリスクを高め、2年後、3年後のデフォルトに対してより大きな影響を与えていることなどが示される。

以下、第2節で分析に用いたデータベースの特色を説明し、簡単なデータ分析からデフォルト企業と生存企業にどのような財務上の違いがみられるかを明らかにする。第3節では、多期間ロジットモデルを用いたデフォルト予測の実証分析の枠組みと結果を示す。財務指標のもつ中期的なデフォルト予測情報を利用してデフォルト確率の期間構造を推計した結果について第4節で論じ、第5節で結論と今後の課題をまとめる。

2 分析に用いたデータ

本稿では、国が中小企業の信用データベースとして構築したCRD（中小企業信用リスク情報データベース：Credit Risk Database）のデータを利用して分析を行った⁴⁾。本データベースは、CRDに会員として参画している信用保証協会や政府系・民間金融機関から提供された財務データを蓄積しているものであり、相対的にデータの信頼度は高いと考えられる。ただし、対象企業の規模や業種は多岐にわたっている。このため、分析に先立ち、データに関する一定のフィルタリングを行った。その上でデータとなる財務変数の業種別の分布を分析し、次節で用いるデフォルト予測に有効と考えられる財務変数の候補を選択した。

2.1 データベースの概要

CRDは、中小企業の経営データ（財務・非財務データ及びデフォルト情報）を集積する機関として全国52の信用保証協会、一部の政府系・民間金融機関を中心に2001年3月に設

²⁾判別分析の一つであるSVMにおいて過去の複数決算のデータを使うことは可能であり、杉原・藤井（2008）はそうした実証分析を展開している。なお、何期までさかのぼったデータをサンプルとすべきかは先験的には明らかではない。

³⁾Lane, et al. (1986)は生存解析の一手法であるコックスの比例ハザードモデルを銀行のデフォルト予測に応用した。Shumway (2001)は、ハザードモデルは尤度関数が非線形になるため推定が困難である場合が多いと指摘した上で、容易に推定可能な離散時間ハザードモデルを提案した。これは、離散時間ハザードレートにロジスティック関数を仮定するもので、尤度関数がロジットモデルと同じ形になるため、一般的なロジットモデルの推定プログラムで推定できる。この場合、サンプル企業1社について複数期の決算データを用いるロジットモデルであることから、多期間ロジットモデルと呼ばれる。

⁴⁾本研究は、純粋に学術研究目的のためにCRDデータベースの利用を承認されたものであり、本論文の内容を事業目的に転用することはお差し控下さい。

立された CRD 運営協議会（現 CRD 協会）によって維持、更新されているデータベースである。CRD に会員として参画している信用保証協会や政府系・民間金融機関から取引先中小企業の財務データが提供され、2009 年 3 月末でみると法人企業だけで延べ 178.5 万社、決算書数にして 1,018 万件のデータが蓄積されている。

本研究で利用したデータは、CRD のデータのうち年間売上高が 5 億円以上の企業である。また、十分にサンプル数の多い業種および決算年度となるよう、業種については製造業、卸売業、小売業、サービス業を、期間については 2001 年から 2006 年の決算書を分析の対象とした。なお、一般に「デフォルトした企業」とはデフォルトや借入金の延滞等により債務不履行に陥った企業の総称をいうことが多いが、利用データの定義では、「金融機関による延滞先（原則 3ヶ月以上）、実質破綻先、破綻先及び信用保証協会による代位弁済先」となる。

2.2 データのフィルタリング

2.2.1 分析の対象とする企業の規模

CRD には資産規模あるいは売上高が上場企業と同じくらい大きい企業から、従業員が 5 人に満たないような小規模企業まで様々な企業が含まれている。Altman and Sabato (2005) や Altman and Sabato (2007) は、中小企業 (Small and Medium-sized Enterprise: SME) のデフォルト予測に有効なモデルは上場企業に対して予測力の高いモデルとは異なることを示した。そこで、本稿においても、資本金規模や従業員数を基準にサンプル企業の範囲を以下のように限定した。すなわち、中小企業基本法において定められる資本金額および従業員数の範囲を参考に、

1. 製造業については資本金 3 億円以下あるいは従業員 300 人以下の企業
2. 卸売業については資本金 1 億円以下あるいは従業員 100 人以下の企業
3. 小売業については資本金 5000 万円以下あるいは従業員 50 人以下の企業
4. サービス業については資本金 5000 万円以下あるいは従業員 100 人以下の企業

をまずサンプル対象として抽出した。

さらに、中小企業基本法において定められる小規模企業者の定義を参考に、製造業については従業員 20 人以下の企業、卸売業・小売業・サービス業については従業員 5 人以下の企業は対象外とした。これは、会社の財務データのみに基づいて企業のデフォルト予測を行うためには、会社の資産と経営者個人の資産が明確に分けられている必要があるが、鹿野 (2008) によると、小規模企業には会社の資産と経営者個人の資産との区別が曖昧なところも少なくないと指摘されているためである。

最終的にサンプルとした企業の規模は以下ようになる。

1. 製造業については資本金 3 億円以下あるいは従業員 300 人以下、かつ従業員 20 人超の企業
2. 卸売業については資本金 1 億円以下あるいは従業員 100 人以下、かつ従業員 5 人超の企業

表 1: 規模別企業数および従業員数 (2006 年)

	中小企業		大企業	合計
		うち小規模企業		
企業数 (社) (構成比)	1,493,258 (99.2%)	1,088,401 (72.3%)	11,961 (0.8%)	1,505,219 (100%)
常用雇用者数 (人) (構成比)	20,333,241 (62.4%)	3,909,364 (12%)	12,234,405 (37.6%)	32,567,646 (100%)

(注) 個人事業所は含まない。中小企業基本法の定義に基づき、常用雇用者 300 人以下 (卸売業、サービス業は 100 人以下、小売業、飲食店は 50 人以下) または資本金 3 億円以下 (卸売業は 1 億円以下、小売業、飲食店、サービス業は 5,000 万円以下) の会社が中小企業とされている。また、常用雇用者 20 人以下 (卸売業、小売業、飲食店、サービス業は 5 人以下) の会社が小規模企業とされている。

(出所) 中小企業白書 2009 年版

3. 小売業については資本金 5000 万円以下あるいは従業員 50 人以下、かつ従業員 5 人超の企業
4. サービス業については資本金 5000 万円以下あるいは従業員 100 人以下、かつ従業員 5 人超の企業

表 1 は、2006 年における日本企業の企業数および従業員数を規模別に表したものである。本研究において対象とする中小企業 (小規模企業を除く) は企業数ベースで全体の 3 割弱を占め、2006 年において約 40 万社存在する。利用したデータベースにおける当該カテゴリーの企業のうち、本研究で対象とする 4 業種の企業数は 2001 年から 2006 年において 145,781 社ある⁵⁾。

2.2.2 アウトライヤー等のフィルタリング

モデルでは複数回のデフォルトは想定していないことから「過去にデフォルトした企業」は除き、「長短借入金および社債の残高がゼロの企業」、「支払利息・割引料がゼロの企業」も除いた。CRD のデータベースは金融機関から借入のある企業の財務諸表から構成されることから、借入残高および支払利息が無いとは考えにくいと、例外的な企業とみなした。これらの基準によって除外された企業数は 2,958 社となる。

また、アウトライヤーの影響を除くために各決算年の企業データのうち、総資産、総負債がそれぞれ 99% 点超の企業、売上高、売上総利益、営業利益、経常利益、純利益、内部留保がそれぞれ 1% 点未満および 99% 点超のサンプルはそれぞれ 1% 点および 99% 点の値で置き換えた。

以上のデータ処理の結果得られたサンプルの概要を図 1 に示した。図には、分析に用いた企業の業種・決算年別企業数、デフォルト率が示されている。業種別に 1 年あたりのサンプル数をみると、製造業は約 3 万 1 千社、卸売業は約 2 万 9 千社、小売業は約 1 万 3 千社、サービス業は約 1 万 3 千社である。年間のデフォルト率は、各年において 0.6% から 1.4% 程度で変動しており、業種によるデフォルト率の大小も年によってばらつきがあり、一般的な傾向を見つけることは難しい。例えば製造業についてみると、2001 年決算月以後 1 年以内

⁵⁾ 本稿において、決算年とは決算期末が属する暦年ベースでの年を指す。

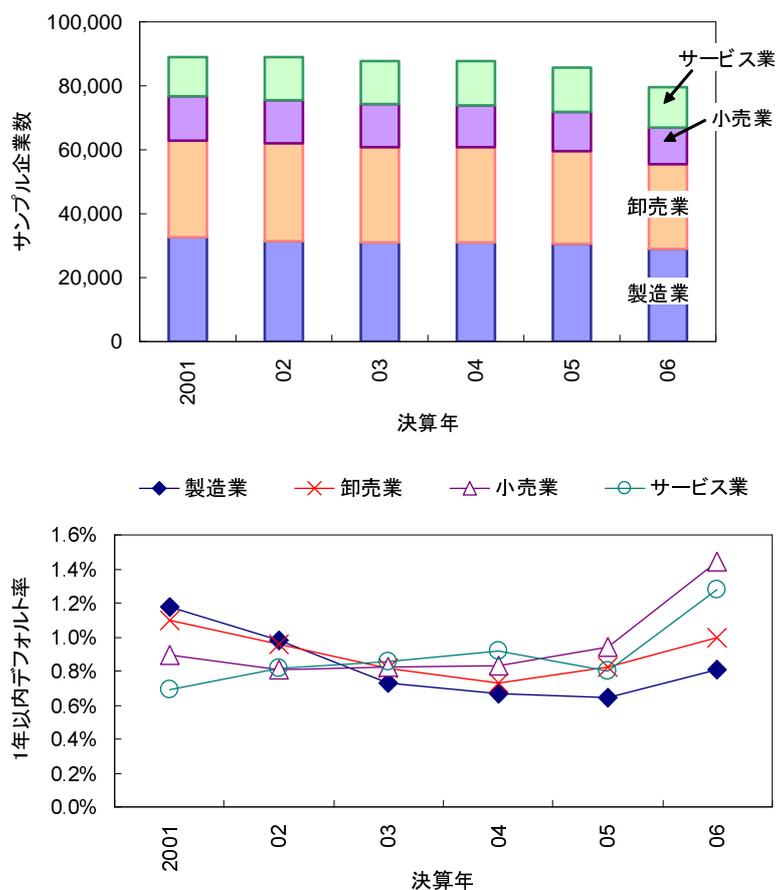


図 1: サンプル企業数 (上)、デフォルト率 (下) の推移

のデフォルト率は 1.2% であるが、2005 年にかけて 0.6% まで低下している。一方、サービス業では 2001 年の 0.7% から 2006 年の 1.3% までデフォルト率は上昇傾向にあった。

2.3 財務指標の特徴

はじめに、いくつかの代表的な財務指標をとりあげ、デフォルトした企業と生存企業の場合でどのような違いがみられるかを確認してみよう。

図 2 は、製造業の 2001 年決算書について、企業の規模を表す従業員数、資産総額、総資産に占める流動資産、有利子負債ならびに純資産の比率の分布、および、従業員一人当たり売上高、各費用項目 (売上原価、販売費及び一般管理費、支払利息・割引料) の対売上高比率、経常利益率を生存企業とデフォルト企業について比較したものである。

生存企業は \ominus で、1 年以内にデフォルトした企業は \oplus で表している。また、決算期末から 1 年以内にデフォルトした企業とは別に、決算期末から 1 年間はデフォルトしなかったものの、分析に利用したデータベースの構築時点 (2007 年 12 月) までにデフォルトした企業の分布を \oplus で表している。

従業員数、総資産

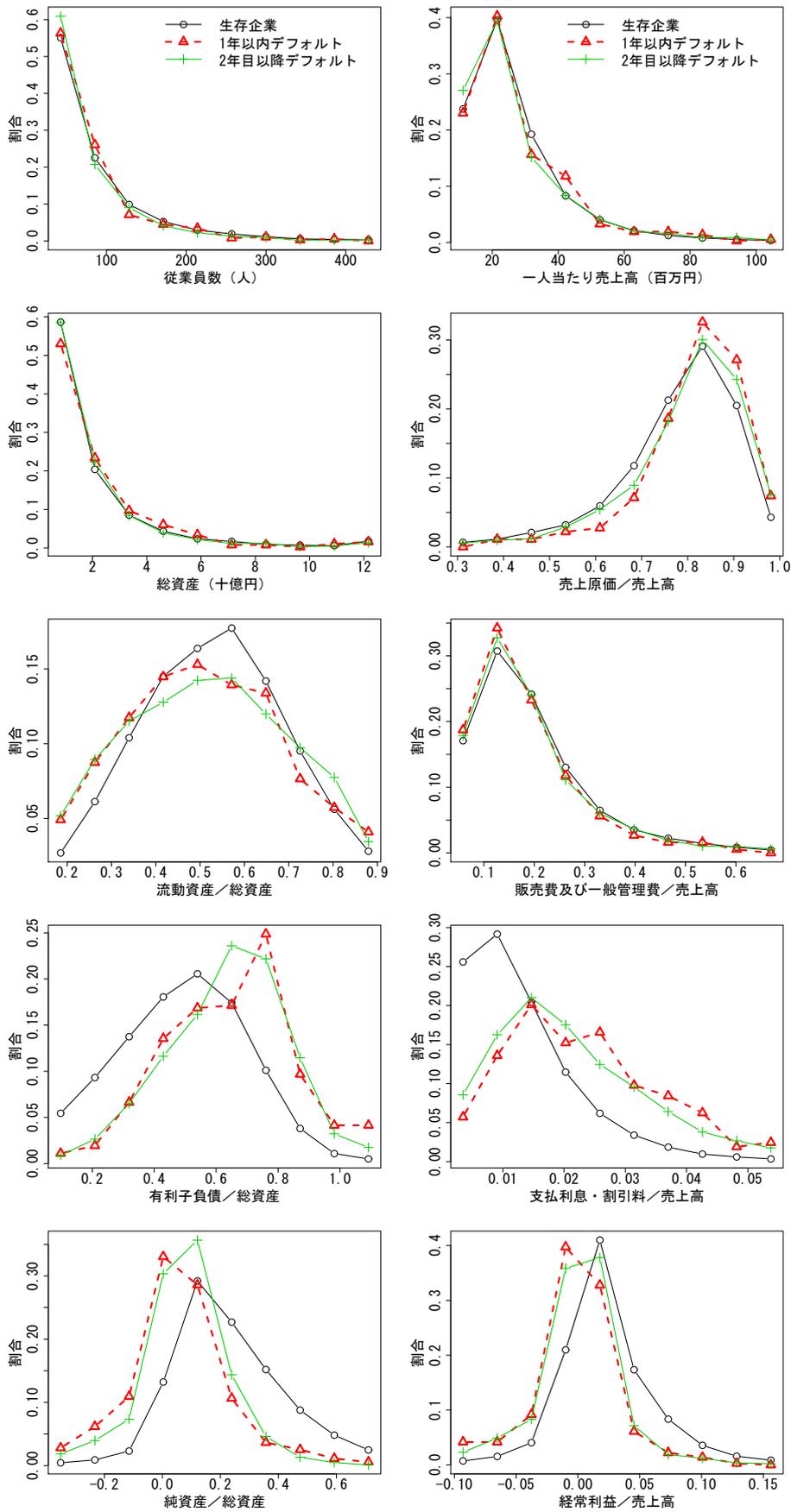


図 2: 財務指標の分布 (製造業、2001 年決算書)

従業員数および総資産の分布を比較すると、生存企業とデフォルト企業のどちらも規模が大きくなるにつれて企業数が急減する傾向にあり、分布に大きな違いは見られない。

流動資産 / 総資産比率

資産側の満期構成を表す流動資産 / 総資産比率を見ると、生存企業とデフォルト企業の分布の形は異なるものの、デフォルト企業の流動資産比率について具体的な特徴づけを行うことは難しい。

有利子負債 / 総資産比率、純資産 / 総資産比率

企業の借入依存度合いを表す有利子負債 / 総資産比率およびレバレッジを表す純資産 / 総資産比率を見ると、デフォルト企業の方が生存企業よりも有利子負債が多く、純資産が少ない分布となっており、さらに、将来的にデフォルトする企業の分布はデフォルト企業の分布とほぼ同じ形をしていることが分かる。

各種利益指標

企業がその資産を活用して売上収益を上げ、そこから各種費用を差し引いて利益を得る過程のどの部分において生存企業とデフォルト企業で違いが見られるのかを検証したところ、

1. 従業員 1 人当たり売上高の分布の形は生存企業とデフォルト企業で大きく異ならない、
2. デフォルト企業の方が原価率が高く、付加価値を生み出す効率が低いことが分かる、
3. 人件費等の販管費が売上高に占める割合は、生存企業とデフォルト企業の分布において大きな違いは見られない、
4. 借入による利払い負担はデフォルト企業の方が概して大きい傾向にあり、有利子負債比率が高いことと整合的であるとともに借入金利が高い可能性も考えられる、
5. 売上高経常利益率はデフォルト企業の方が低い傾向にある、

などを読み取ることができる。以上より、デフォルトする企業の特徴として、負債比率が高い、付加価値生産性が低い、利払い負担が大きい、利益率が低いなどの点が指摘できる。

2.4 借入金利の水準とその推移

図 3 は、各企業について支払利息を有利子負債の額で割って簡便的に計算した平均的な借入金利（ここでは平均借入金利と呼ぶ）の中央値を生存企業とデフォルト企業について比較したものである。デフォルト企業の方が生存企業よりも 0.4% から 0.5% 借入金利が高く、金融機関はデフォルト確率に応じて合理的に金利水準を設定しているとの細野（2008）の分析結果と矛盾しない⁶⁾。

⁶⁾ただし、貸借対照表上の長短借入金は当期中の新規借入額だけでなく過去に借り入れた分の残高も含み、また、損益計算書上の支払利息には当期の新規借入に係る約定金利に加えて過去の借入時における約定金利も反映されていると考えられるため、ここで推計した平均借入金利は当期の約定金利とは異なる点に留意を要する。金利プライシングの合理性を議論するには、同時点における企業のデフォルト確率と約定金利の関係を検証する必要がある。

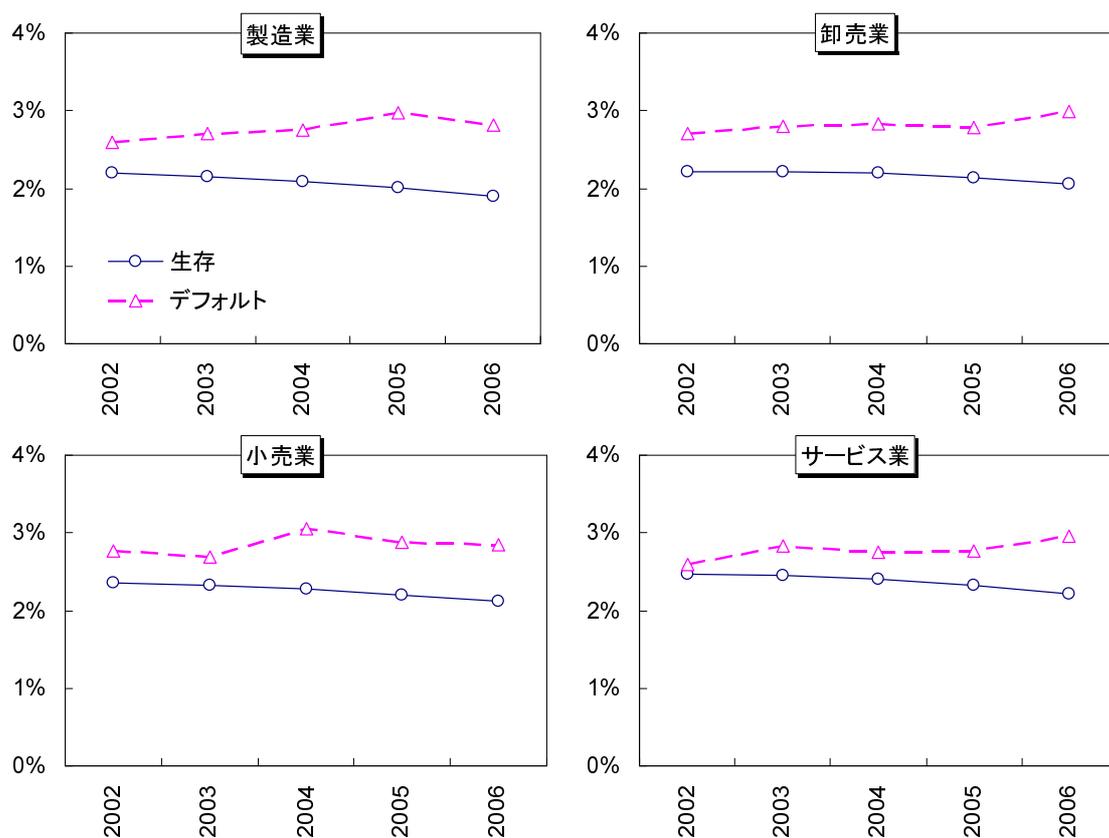


図 3: 平均借入金利の中央値の推移

(注) 平均借入金利は、当期の「支払利息・割引料」を前期末と当期末における総借入残高(「短期借入金」+「長期借入金」+「受取手形割引額」)の平均で除したものである。なお、借入金の残高には社債が含まれる。

3 デフォルト予測の実証分析

本節ではデフォルト確率の推定を行うモデルの枠組みと推定結果について説明する。基本となるモデルは、デフォルト確率に関する近年の実証研究において多く用いられている多期間ロジットモデルである⁷⁾。

3.1 分析の枠組み

はじめに、企業 i ($i = 1, \dots, n$) がある年の決算月から 1 年以内にデフォルトする確率を推定する。まず、企業 i のデフォルト時刻を τ_i とし、デフォルト指示関数を N_t^i とする。

$$N_t^i = \begin{cases} 1 & \text{if } (\tau_i \leq t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

企業 i ($i = 1, \dots, n$) に関する財務変数の観測時点を $t = t_i, \dots, T_i$ とする。生存企業については $t = T_i + 1$ においてデフォルトしておらず、デフォルト企業については $t = T_i + 1$

⁷⁾ 多期間ロジットモデルは動的なパネルデータを用いたロジットモデルであることからダイナミック・ロジットモデルとも呼ばれ、Shumway (2001) や Chava and Jarrow (2004)、Campbell, et al. (2008) 等の研究で用いられている。

がデフォルト時点である。企業 i ($i = 1, \dots, n$) の生存 / デフォルトに関する尤度を式 (2) のように定義する。

$$\begin{aligned} L(N_{T_i+1}^i | X_{t_i}^i, \dots, X_{T_i}^i) \\ = \Pr(\tau_i = T_i + 1 | X_{t_i}^i, \dots, X_{T_i}^i)^{N_{T_i+1}^i} \Pr(\tau_i > T_i + 1 | X_{t_i}^i, \dots, X_{T_i}^i)^{1-N_{T_i+1}^i} \end{aligned} \quad (2)$$

ある決算時点 t において生存している企業が翌年の決算時点 $t + 1$ においてデフォルトしている確率 P_t^i (これをハザードレートと呼ぶこととする) を式 (3) のように定義する。ここで、 X_t^i は企業 i の時点 t における財務比率等の説明変数とする。

$$P_t^i = \Pr(\tau_i = t + 1 | \tau_i > t, X_{t_i}^i, \dots, X_t^i) \quad (3)$$

式 (2) 中の各確率を P_t^i を用いて表すと次のようになる。

$$\Pr(\tau_i = T_i + 1 | X_{t_i}^i, \dots, X_{T_i}^i) = P_{T_i}^i \prod_{t=t_i}^{T_i-1} (1 - P_t^i) \quad (4)$$

$$\Pr(\tau_i > T_i + 1 | X_{t_i}^i, \dots, X_{T_i}^i) = \prod_{t=t_i}^{T_i} (1 - P_t^i) \quad (5)$$

したがって、企業 i の観測データに関する対数尤度は式 (6) のように表される。

$$\begin{aligned} \log L(N_{T_i+1}^i | X_{t_i}^i, \dots, X_{T_i}^i) \\ = N_{T_i+1}^i \log \left(P_{T_i}^i \prod_{t=t_i}^{T_i-1} (1 - P_t^i) \right) + (1 - N_{T_i+1}^i) \log \left(\prod_{t=t_i}^{T_i} (1 - P_t^i) \right) \\ = N_{T_i+1}^i \log \left(\frac{P_{T_i}^i}{1 - P_{T_i}^i} \right) + \sum_{t=t_i}^{T_i} \log(1 - P_t^i) \end{aligned} \quad (6)$$

全企業のデフォルトをマクロ変数を含む説明変数を条件付けた上で独立と仮定すると、全企業の観測データに関する対数尤度が式 (7) によって求められる。

$$\begin{aligned} \log L(N_{T_1+1}^1, \dots, N_{T_n+1}^n | X_{t_1}^1, \dots, X_{T_1}^1; \dots; X_{t_n}^n, \dots, X_{T_n}^n) \\ = \sum_{i=1}^n N_{T_i+1}^i \log \left(\frac{P_{T_i}^i}{1 - P_{T_i}^i} \right) + \sum_{i=1}^n \sum_{t=t_i}^{T_i} \log(1 - P_t^i) \\ = \sum_{i=1}^n \sum_{t=t_i}^{T_i} N_{t+1}^i \log \left(\frac{P_t^i}{1 - P_t^i} \right) + \sum_{i=1}^n \sum_{t=t_i}^{T_i} \log(1 - P_t^i) \\ = \sum_{i=1}^n \sum_{t=t_i}^{T_i} \log \left\{ (P_t^i)^{N_{t+1}^i} (1 - P_t^i)^{1-N_{t+1}^i} \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

本稿では、デフォルト確率 P_t^i を式 (8) のようにロジスティック関数でモデル化する。 α および β は推定すべきパラメータである (β はベクトルであり、 \prime は転置を表す)。

$$P_t^i = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha - \beta' X_t^i)} \quad (8)$$

3.2 デフォルト予測の説明変数

デフォルト予測の説明変数として表 2 に示す 5 つのカテゴリーに属する財務比率を用いた。多数の財務変数を用いる先行研究もあるが、本稿では推定結果からデフォルトについての経済的な理解を得やすいよう、解釈が容易と考えられる代表的な変数を 5 つ選ぶこととした。本稿で利用するようなロジットモデルを用いる場合には、説明変数とデフォルト確率の関係が単調である必要があるが、後掲する図 4 および図 5 に見られるように、これらの 5 つの財務比率が企業の生存 / デフォルトに及ぼす影響は単調であるとみなせる⁸⁾。

各比率の上昇がデフォルト確率に及ぼすと考えられる影響は表中の符号条件の通りである。なお、売上総利益 / 支払利息については、式 (9) による負の対数変換を、棚卸資産 / 売上高については自然対数をとる変換を行っている。

$$\text{neglog}(x) = \begin{cases} \log_{10}(1+x) & \text{if}(x \geq 0) \\ -\log_{10}(1-x) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

変数の選択にあたっては、前節での考察のほか、日本の非上場企業を対象とした Kocagil and Akhavein (2001) を参考とした。活動性は在庫回転率の逆数であるため、数値が大きいほど在庫に対する売上の効率性が低いことを意味する。

表 2: モデルの説明変数

カテゴリー	財務比率	符号条件
収益性	経常利益 / 総資産	-
安全性	総負債 / 総資産	+
流動性	現預金 / 総資産	-
カバレッジ	neglog(売上総利益 / 支払利息)	-
活動性	log(1+棚卸資産 / 売上高)	+

(注) 符号条件が「+」のものは、その変数の上昇がデフォルト確率の上昇に寄与すると考えられる。逆に、符号条件が「-」のものは、その変数の上昇がデフォルト確率の低下に寄与すると考えられる。

さらに、景気変動等のシステムティックなマクロ経済変数の影響を捉えるために、予測年度における実質 GDP 成長率を説明変数として加えた⁹⁾。

収益性、安全性、流動性、カバレッジ、活動性、およびマクロ変数を説明変数として、式 (8) におけるデフォルト確率はパラメータ $\alpha, \beta_1, \dots, \beta_6$ を用いて次のように表される。

$$P_t^i = \text{logit}(\alpha + \beta_1 \text{収益性}_t^i + \beta_2 \text{安全性}_t^i + \beta_3 \text{流動性}_t^i + \beta_4 \text{カバレッジ}_t^i + \beta_5 \text{活動性}_t^i + \beta_6 \text{GDP}_t)$$

⁸⁾したがって、二次ロジットモデルのような非線形モデルを利用するメリットは小さい。

⁹⁾財務データや市場データの他に、数量化の困難な企業の定性的情報あるいはマクロ経済変数の利用がデフォルト予測に有用であることを示唆する研究もある。例えば、Grunert, et al. (2005) は、財務データに加えて経営の質や市場に占めるポジションなどの非財務データを用いることでデフォルト予測精度が向上するという実証結果を示した。Bonfim (2009) は、各企業のデフォルト確率を主に説明するのは企業固有の財務変数であるが、株価指数やイールドカーブ、GDP 等のマクロ変数もデフォルト予測に関する追加的な情報を持つと主張している。また、Carling, et al. (2007) も財務変数に加えて産出ギャップやイールドカーブの長短スプレッド、家計の景況感等のマクロ変数は企業のデフォルトに関する説明力を持ち、マクロ変数をモデルに組み込むことで推計されるデフォルト確率の順序性のみならず平均的な水準も説明できると結論付けている。

表 3: 財務比率の記述統計量 (2006 年決算書)

	中央値	平均値	標準偏差	相関係数				
				収益性	安全性	流動性	カバレッジ	活動性
製造業								
収益性	2.5%	3.6%	5.8%	-	-0.30	0.21	0.42	-0.17
安全性	77.7%	75.3%	24.7%		-	-0.23	-0.53	0.01
流動性	12.8%	14.7%	10.3%			-	0.27	-0.15
カバレッジ	1.38	1.43	0.47				-	-0.21
活動性	0.069	0.095	0.092					-
卸売業								
収益性	1.8%	2.7%	5.4%	-	-0.32	0.17	0.32	-0.10
安全性	82.3%	80.0%	21.8%		-	-0.16	-0.41	-0.03
流動性	14.5%	17.0%	11.8%			-	0.19	-0.15
カバレッジ	1.55	1.60	0.45				-	-0.22
活動性	0.045	0.069	0.080					-
小売業								
収益性	1.3%	2.0%	6.4%	-	-0.26	0.17	0.25	-0.03
安全性	84.3%	82.6%	25.9%		-	-0.17	-0.33	-0.01
流動性	12.4%	15.2%	11.7%			-	0.30	-0.15
カバレッジ	1.70	1.75	0.47				-	-0.20
活動性	0.044	0.075	0.086					-
サービス業								
収益性	3.0%	4.2%	8.3%	-	-0.43	0.20	0.26	-0.07
安全性	79.9%	77.2%	42.1%		-	-0.15	-0.26	0.03
流動性	15.1%	18.7%	14.5%			-	0.36	-0.05
カバレッジ	1.67	1.74	0.54				-	-0.13
活動性	0.005	0.020	0.051					-

収益性 $_i$ から活動性 $_i$ は企業 i の t 年決算 (決算月は 1 月から 12 月まで企業によって異なる) の貸借対照表および損益計算書における各財務比率であり、 GDP_t は t 年度の実質 GDP 成長率である。景気動向がその年のデフォルト確率に及ぼす影響を測るために GDP 成長率を説明変数に加えたが、 t 年度の GDP 成長率は $t+1$ 年 3 月までの情報を含むため、財務データより将来時点の情報を利用していることになる。

2006 年の決算書における財務比率の記述統計量を表 3 に示す。また、図 4 および図 5 に、各説明変数の分布を「生存企業」「1 年以内にデフォルトした企業」「1 年経過後以降にデフォルトした企業」のグループに分けて示した。中央値でみると、収益性についてはサービス業が最も高いが標準偏差も大きい。安全性については卸売業・小売業が高く、流動性はサービス業および卸売業が高い傾向にある。カバレッジについてみると製造業が低い。製造業は負債比率が低いこと金利負担が小さいと考えられるにもかかわらず他業種と比べてカバレッジが低くなっており、売上総利益の低さが示唆される。活動性の中央値はサービス業が低いこと在庫に対する売上効率が低いといえるが、サービス業は他の 3 業種に比べて事業を行う上で在庫を持つ必要性が低いことである。

各説明変数間の相関係数をみると、すべての値が絶対値で 0.6 以下であり、0.4 を超えているものもほとんどない。

これらの考察はあくまで分布の中央値に基づいたものであるが、各業種に属する企業の財務比率は図 4、図 5 にみられるように左右対称でない分布を持つため、中央値や平均値が各業種の平均的な姿を表しているとは限らない。業種間の比較を行うには分布の形状の違いに

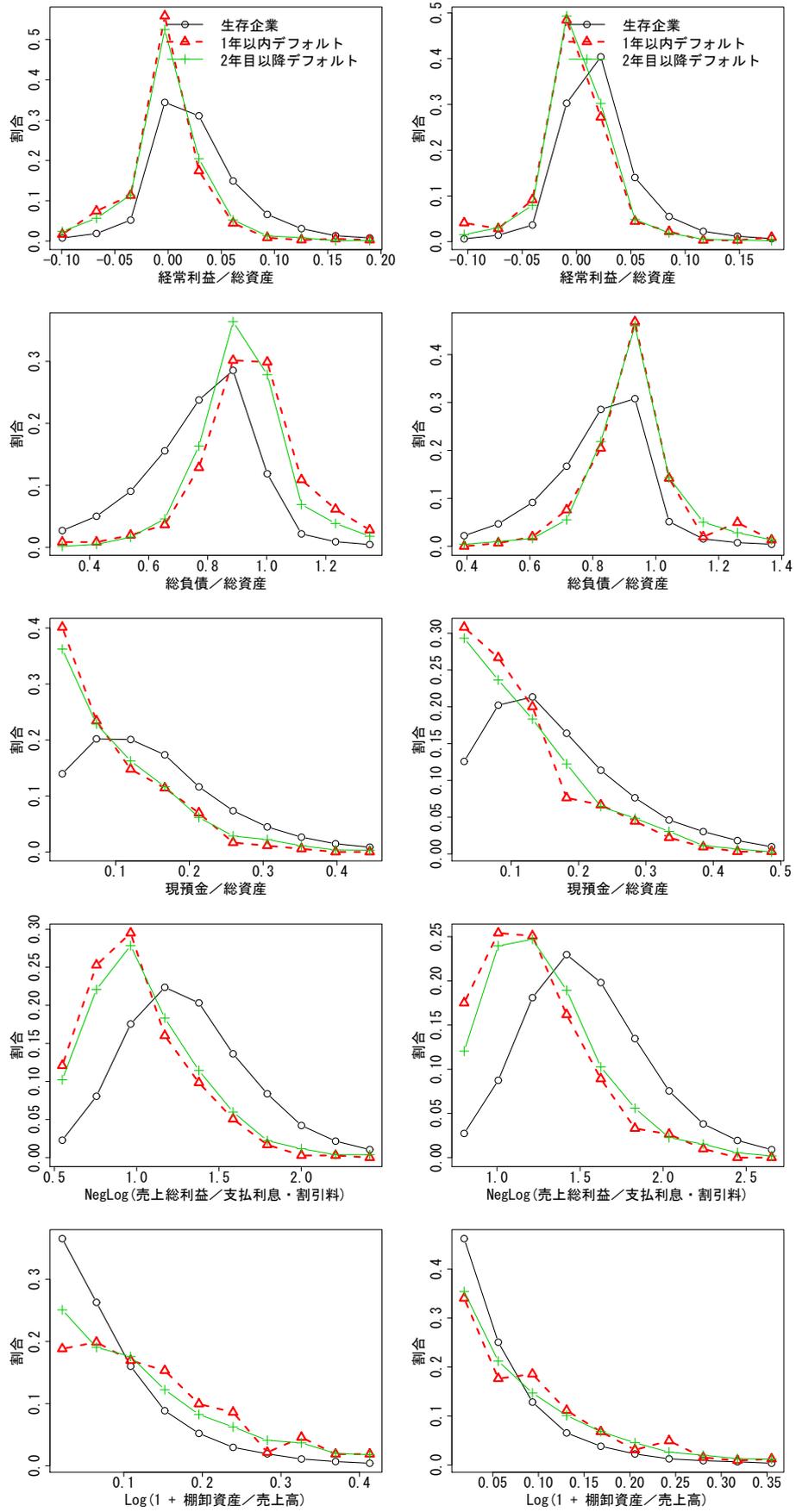


図 4: 財務比率の分布 (左: 製造業、右: 卸売業、2001 年決算書)

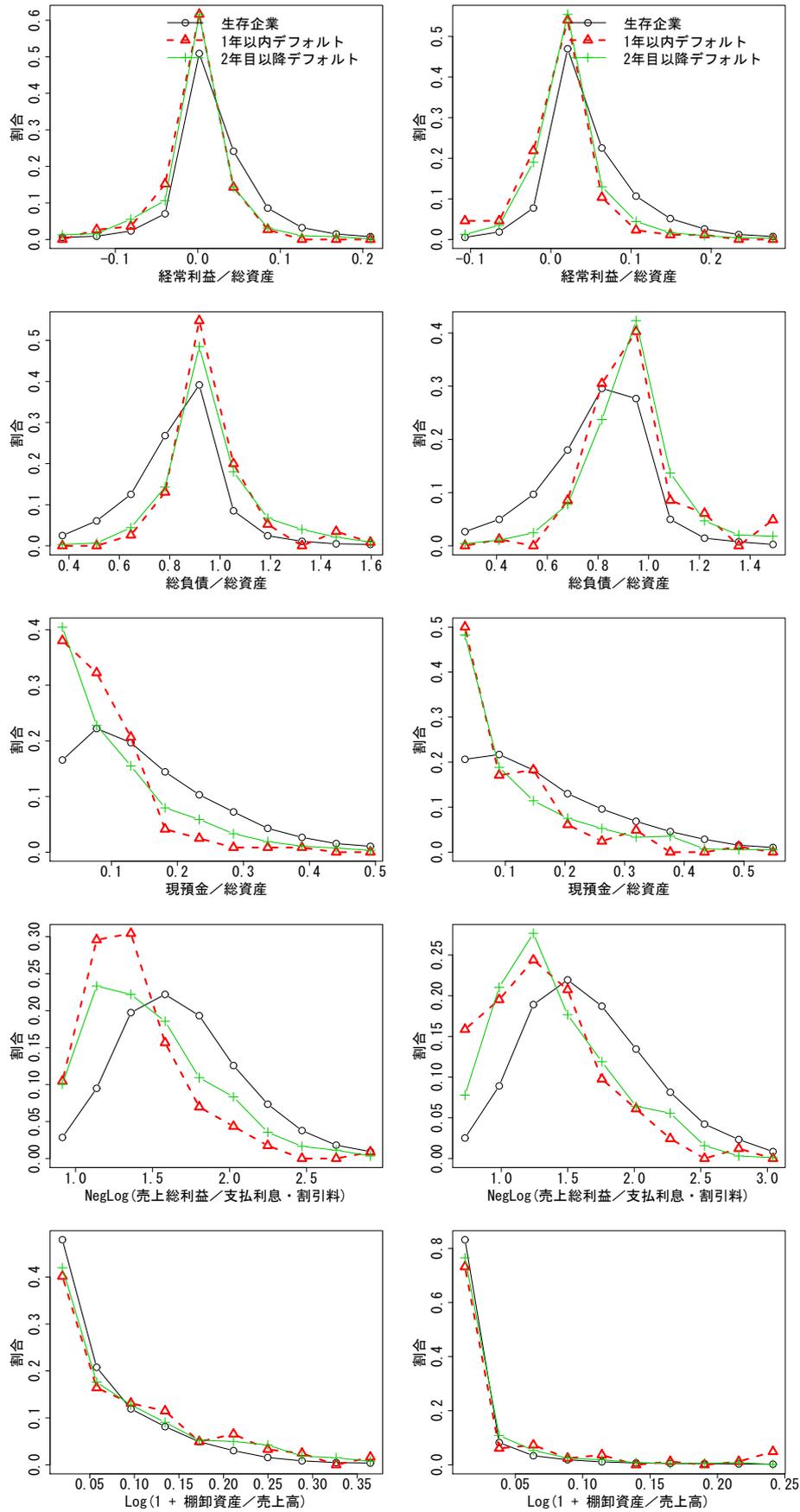


図 5: 財務比率の分布 (左: 小売業、右: サービス業、2001 年決算書)

表 4: 多期間ロジットモデルの推定値

	製造業		卸売業		小売業		サービス業	
収益性	-4.55	(93) **	-2.78	(59) **	-3.06	(58) **	-3.28	(31) **
安全性	0.65	(64) **	0.72	(107) **	0.71	(62) **	0.00	(0)
流動性	-8.31	(467) **	-5.20	(306) **	-6.71	(171) **	-8.53	(236) **
カバレッジ	-1.82	(824) **	-2.34	(1247) **	-1.66	(258) **	-1.06	(143) **
活動性	1.99	(109) **	1.23	(29) **	0.70	(4) *	1.34	(9) **
GDP 成長率	-13.01	(35) **	-4.36	(4)	9.90	(8) **	7.43	(13) **
決算書数 (企業数)	185,412	(47,443)	176,330	(48,366)	77,471	(22,804)	79,597	(24,210)
AR	0.68		0.63		0.61		0.59	
Pseudo- R^2	0.15		0.13		0.12		0.10	

(注) 定数項は省略している。括弧内は χ^2 値を表す。**、*はそれぞれ有意水準 1%、5%で統計的に有意であることを示す。

注意する必要がある。さらに、業種によって各財務比率の重要性および適切な水準は異なると考えられるため、効率的なデフォルト予測モデルを構築するためには、少なくとも業種別に異なるパラメータを許容するモデルを想定する必要があると考えられる。

図 4、図 5 をみると、

1. 1年以内にデフォルトした企業とその後にデフォルトした企業（以下、「デフォルト企業」のグループとする）はほぼ同様の分布を示しており、多くの変数において「生存企業」のグループとは異なる特徴を示している、
2. 製造業では、総資産経常利益率（収益性）、負債比率（安全性）、現預金比率（流動性）、カバレッジ（売上総利益 / 支払利息）でグループ間の分布の違いが明確である、
3. 卸売、小売業、サービス業でもほぼ同様の傾向にあるが、小売業とサービス業ではややあいまいな変数が増え、総資産経常利益率は判別しにくい、
4. 分布の形状には以上のような類似性があるが、すでに見たように、具体的な変数の中央値の水準などはかなり異なっており、業種別の分析が不可欠である、

ことが読み取れる。

3.3 モデルの推定結果

表 4 に、以上の説明変数による多期間ロジットモデルの推定結果を示した。財務比率については、製造業と卸売業ではすべて 1%水準で有意であるという結果を得た。サービス業については安全性が 5%水準で有意とならなかった。なお、各財務比率の係数の符号はすべての業種について符号条件を満たしている。より詳細に χ^2 値を比較すると、サービス業を除いてカバレッジが最も有意な説明変数であり、次いで流動性の有意水準が高い。次項で詳述するが、各説明変数のデフォルト確率に対する感応度を示す図 10 をみても、カバレッジおよび流動性の悪化がデフォルト確率に及ぼす悪影響が最も顕著である。したがって、短期的なデフォルトリスクが低い企業とは、手元流動性が厚く、利払い負担を十分にカバーできるだけの付加価値を生み出している企業であると言える。

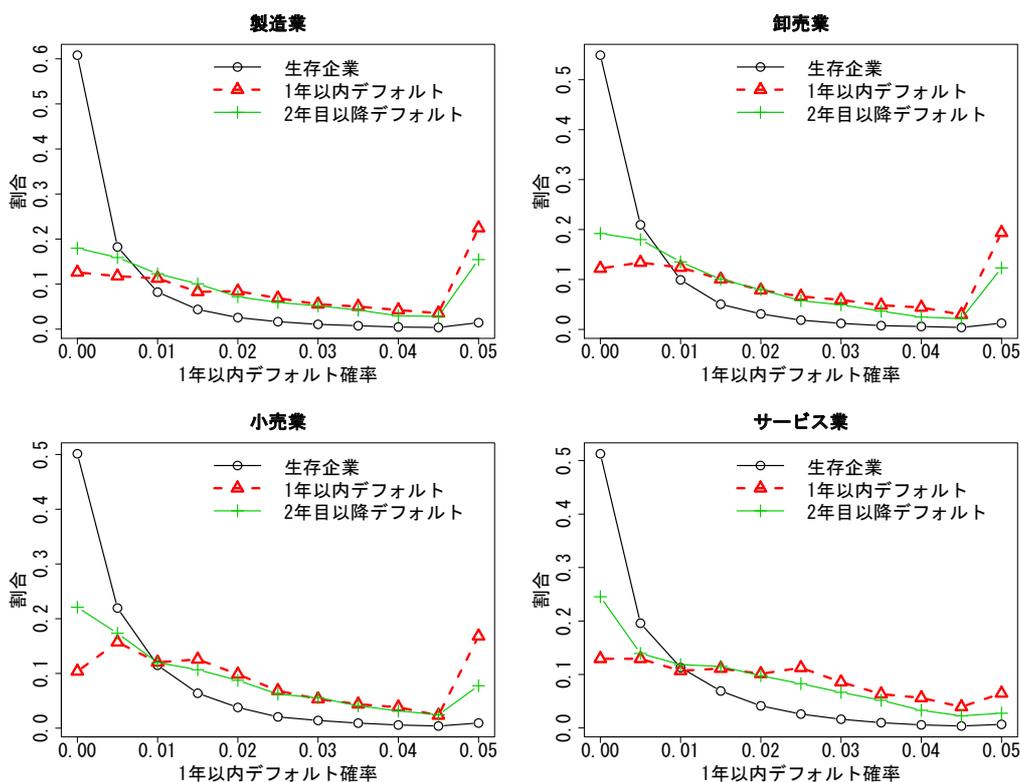


図 6: 推計デフォルト確率の分布 (左上: 製造業、右上: 卸売業、左下: 小売業、右下: サービス業)

(注) 推計デフォルト確率は 1 に対する割合で示している。デフォルト確率を 0.5%刻みで集計し、各点に対応するデフォルト確率として表記している。例えば、1% (0.01) の点にはデフォルト確率が 1% (0.01) 以上 1.5% (0.015) 未満の企業が含まれる。ただし、右端の点は推計デフォルト確率が 5% (0.05) 以上の企業すべてを含む。

一方、マクロ変数として用いた GDP 成長率については評価が難しい。製造業では係数がマイナスで有意となり、マクロの成長率が高いほどデフォルト確率が低くなることを意味する。反対に、小売業とサービス業では係数がプラスで有意となり、成長率が高い時期ほどデフォルト確率が高いという直観に反する結果となった。卸売業の場合には有意ではない。本稿で利用したデータベースはサンプル期間が 2001 年決算から 2006 年決算までの 6 期分しかないこともあり、マクロ経済変数の影響を十分に捉えられていない可能性も考えられる。なお、GDP 成長率として 1 年前の数値を説明変数とした場合、すなわち t 年 1 月から 12 月の決算書データに対して $t-1$ 年度の GDP 成長率を用いて推定を行うと、GDP は小売業以外では有意とならず、またすべての業種で係数の符号はプラスとなった。

モデルの説明力を AR 値および McFadden の R^2 (Pseudo- R^2) で評価すると、ともに製造業において最も高く、卸売、小売、サービス業の順に低下する¹⁰⁾。モデルの説明力を生

¹⁰⁾ AR 値とは、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実際にデフォルトした比率が高かったかどうか) に注目した統計量である。実際にデフォルトした企業のデフォルト確率がすべての生存企業のデフォルト確率より高ければ、推計デフォルト確率による順位付けは完全とみなされ、AR 値は 1 となる。一方、判別力が全くないランダムなデフォルト予測モデルでは、AR 値は 0 となる。AR 値は、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と言われる (山下 (2005))。

表 5: インサンプルに対する 1 年後の生存およびデフォルト識別の例

	製造業		卸売業	
	生存判定	デフォルト判定	生存判定	デフォルト判定
生存企業	140,897 (79.1%)	37,328 (20.9%)	127,585 (75.9%)	40,584 (24.1%)
デフォルト企業	379 (24.4%)	1,176 (75.6%)	407 (25.6%)	1,183 (74.4%)
2 年目以降デフォルト企業	1,908 (33.9%)	3,724 (66.1%)	2,444 (37.2%)	4,127 (62.8%)
	小売業		サービス業	
	生存判定	デフォルト判定	生存判定	デフォルト判定
生存企業	52,598 (72.1%)	20,374 (27.9%)	53,713 (70.9%)	22,080 (29.1%)
デフォルト企業	191 (26.1%)	541 (73.9%)	184 (25.9%)	527 (74.1%)
2 年目以降デフォルト企業	1,485 (39.4%)	2,282 (60.6%)	1,190 (38.5%)	1,903 (61.5%)

(注) 表 4 と同じサンプルについて、決算書ベースで 1 年以内の生存 / デフォルトを判定した。閾値を 1% と置き、推計デフォルト確率が 1% 以下の場合を生存判定、1% を超える場合をデフォルト判定としている。

存 / デフォルトの二値判別の成功率で表したものが表 5 である。ここでは、「推定されるデフォルト確率が 1% を超えるかどうか」を「1 年以内にデフォルトするかどうか」の判定基準として精度を評価してみた。閾値の選択は、予測を重視するのであれば、どの程度の間違いが許容できるかという利用者の目的にもよると考えられるが、ここでは一例としてサンプル期間における全業種の平均的なデフォルト率に基づいて 1% という閾値を設定し、評価してみた。この場合、表 5 にみるように、製造業と卸売業については生存企業、デフォルト企業ともに 75% 程度の精度で正しく判定できている一方、小売業とサービス業については予測精度がやや低い。推計したデフォルト確率の分布を示したものが図 6 である。

なお、「1 年後には生存しているがその後デフォルトする企業」については、すべての業種において 3 割以上を誤って「生存」と判定している。生存もしくはデフォルトと判定するデフォルト確率の閾値を 0% から 100% まで動かしたときに生存企業（2 年目以降にデフォルトする企業も含む）とデフォルト企業に対する予測精度がどのように変化するかを示したものが図 7（ROC 曲線：Receiver Operating Characteristic curve）である¹¹⁾。

アウトオブサンプルに対するデフォルト予測および頑健性の検証

2001 年から 2006 年のデータから推定したモデルのパラメータを用いて、2007 年の決算データに対する予測を行った。サンプル数は製造業 12,662 社、卸売業 11,041 社、小売業 4,462 社、サービス業 5,439 社である。インサンプルの分析と同様、閾値を 1% としてみた

一方、二値判別のパフォーマンスを示す AR 値等の指標の高いモデルが、必ずしも経済的に高い収益に結びつくわけではないという指摘もある（Stein (2005)）。Pseudo- R^2 は $1 - l_1/l_0$ で定義される。 l_1 は推定されたパラメータの下でのモデルの対数尤度、 l_0 は定数項を除くすべての説明変数をゼロとして推定した場合の対数尤度であり、Pseudo- R^2 が大きいほどモデルの説明力が高いと言える。

¹¹⁾ 一定の閾値を定めれば、判別の成功、不成功の割合を計算できる。ROC 曲線とは、実際に 1 年以内にデフォルトした企業に対するデフォルト判別の成功率を横軸に、デフォルトしなかった企業に対する生存判別の成功率を縦軸にとった曲線であり、閾値の値を変えることによって図 7 のような曲線が得られる。

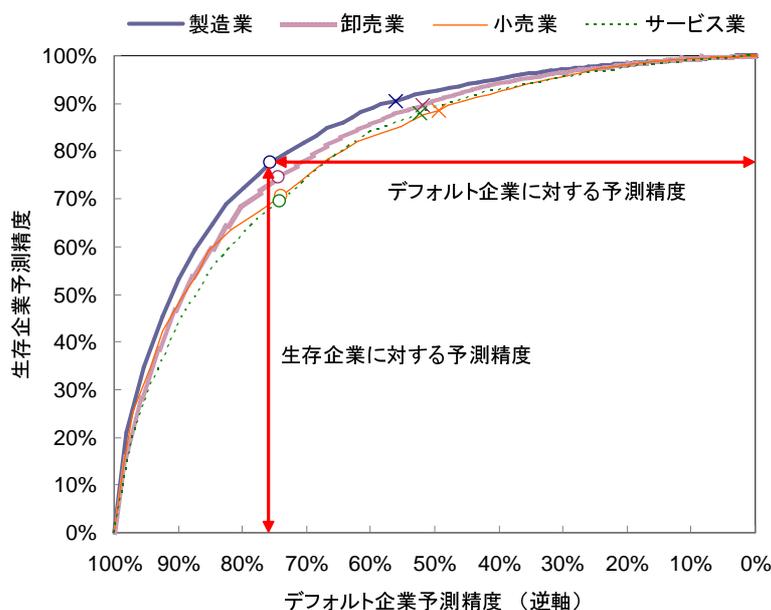


図 7: ROC 曲線

(注) 生存もしくはデフォルトと判定するデフォルト確率の閾値を 0%から 100%まで 0.1%刻みで動かしながら生存企業（2 年目以降にデフォルトする企業も含む）とデフォルト企業に対する予測精度をそれぞれ計算し、プロットしたものである。図中の \circ は閾値が 1%の場合に、 \times は閾値が 2%の場合にそれぞれ対応する。

きの予測精度および AR 値を表 6 に示した。

インサンプルの結果と比較すると、すべての業種について予測の精度が高くなっており、製造業については生存企業、デフォルト企業ともに予測精度が上がっている。インサンプルの説明力に比べてアウトオブサンプルに対する予測力が高い理由は、本稿で利用した財務比率は 5 つと少ないためオーバーフィッティングの問題が小さいためではないかと考えられる。

また、推定したパラメータの頑健性を確認するため、アウトライヤー処理を変えたサンプルによる推定も行ってみた。表 4 の推定値は第 2.2 節で述べたように財務変数を 1%点と 99%点で置き換えることでアウトライヤーの影響の緩和を図っているが、置き換えの点を 0.1%点と 99.9%点とした場合でも AR 値、Pseudo- R^2 および説明変数の有意性にほとんど変化がないことを確認した¹²⁾。

小規模企業を対象にした推定結果

参考のため、従業員数が 20 人以下（卸売業・小売業・サービス業については 5 人以下）の小規模企業者を対象に、同様の分析を行った。サンプル期間、従業員数以外のデータのフィルタリング条件はこれまでと同様である。表 7 にパラメータの推定結果および AR 値を示す。製造業については収益性と安全性が有意とならず、製造業、卸売業、小売業に共通して有意となった財務比率はカバレッジと流動性のみである。

小規模企業の分析では、経営者の資質等財務諸表に表れない情報の重要性がより高いこと

¹²⁾ AR 値は製造業において 0.01 程度低下、Pseudo- R^2 は製造業と卸売業において 0.01 程度低下するだけである。

表 6: アウトオブサンプルに対する 1 年後の生存およびデフォルト識別の例

	製造業		卸売業	
	生存判定	デフォルト判定	生存判定	デフォルト判定
生存企業	10,254 (81.4%)	2,348 (18.6%)	8,267 (75.2%)	2,722 (24.8%)
デフォルト企業	14 (20.6%)	54 (79.4%)	12 (18.2%)	54 (81.8%)
AR	0.75		0.72	
	小売業		サービス業	
	生存判定	デフォルト判定	生存判定	デフォルト判定
生存企業	3,058 (68.9%)	1,380 (31.1%)	3,788 (70.3%)	1,599 (29.7%)
デフォルト企業	9 (19.6%)	37 (80.4%)	15 (27.3%)	40 (72.7%)
AR	0.68		0.54	

(注) 2007 年の決算書データをアウトオブサンプルとして使用した。閾値を 1% と置き、推計デフォルト確率が 1% 以下の場合を生存判定、1% を超える場合をデフォルト判定としている。

表 7: 小規模企業を対象とした多期間ロジットモデルの推定結果

	製造業		卸売業		小売業		サービス業	
収益性	0.92	(3)	-1.43	(8) **	-3.30	(10) **	-0.39	(0)
安全性	0.17	(3)	0.16	(2)	0.20	(0)	0.14	(2)
流動性	-8.15	(154) **	-5.30	(70) **	-5.94	(21) **	-16.88	(62) **
カバレッジ	-1.96	(3741) **	-1.87	(134) **	-2.11	(68) **	-0.63	(6) *
活動性	1.64	(18) **	1.86	(9) **	-1.22	(1)	1.10	(1)
GDP 成長率	-10.64	(6) *	-3.00	(0)	25.51	(6) *	59.29	(15) **
決算書数 (企業数)	36,058	(15,955)	26,720	(12,586)	9,582	(5,183)	6,871	(3,834)
AR	0.64		0.60		0.65		0.71	
Pseudo- R^2	0.14		0.12		0.14		0.16	

(注) 定数項は省略している。括弧内は χ^2 値を表す。**, * はそれぞれ有意水準 1%、5% で統計的に有意であることを示す。対象は従業員数が 20 人以下 (卸売業・小売業・サービス業については 5 人以下) の小規模企業であるが、利用したデータベースの性質上、売上高が 5 億円以上の企業である点に留意を要する。

も考えられ、これが小規模企業のモデル分析において多くの財務比率がデフォルト予測に有意とならなかった理由の一つかもしれない。あるいは、小規模企業では会社の資産と経営者個人の資産との区別が曖昧なところが少なくないと指摘されているので、そうした問題が影響していることも考えられる¹³⁾。

4 財務指標の中期的なデフォルト予測力

図 4 および図 5 でみたように、将来的にデフォルトする企業の財務変数の分布は、1 年以内にデフォルトする企業の分布と非常に似た形をしている。そこで、現時点での財務情報に含まれている将来のデフォルト確率の期間構造について分析を進めてみよう。また、推定し

¹³⁾ ロジットモデルを用いてデフォルト確率の推定を行った高橋・山下 (2002) の研究においても、小規模企業の場合には財務指標に基づくモデルの適合度が相対的に低いことが報告されている。

表 8: 多期間ロジットモデルの推定値 (1 年生存条件付き)

	製造業		卸売業		小売業		サービス業	
収益性	-3.64	(97) **	-3.14	(71) **	-3.13	(21) **	-0.12	(6) *
安全性	0.77	(122) **	0.92	(91) **	0.78	(30) **	0.33	(15) **
流動性	-6.79	(329) **	-4.08	(186) **	-4.87	(85) **	-5.00	(100) **
カバレッジ	-1.62	(578) **	-2.08	(489) **	-1.43	(123) **	-1.01	(76) **
活動性	2.26	(94) **	1.67	(36) **	1.06	(6) *	1.32	(6) *
決算書数 (企業数)	132,354	(38,304)	123,614	(37,734)	53,040	(17,321)	52,962	(17,792)
AR	0.61		0.57		0.52		0.48	
Pseudo- R^2	0.12		0.10		0.08		0.06	

(注) 定数項は省略している。括弧内は χ^2 値を表す。**, *はそれぞれ有意水準 1%、5%で統計的に有意であることを示す。

表 9: 多期間ロジットモデルの推定値 (2 年生存条件付き)

	製造業		卸売業		小売業		サービス業	
収益性	-3.73	(98) **	-2.75	(28) **	-2.85	(5) *	-1.18	(3)
安全性	1.12	(158) **	1.27	(75) **	0.69	(8) **	0.53	(17) **
流動性	-6.11	(232) **	-3.67	(109) **	-3.14	(26) **	-3.70	(43) **
カバレッジ	-1.33	(165) **	-1.88	(292) **	-1.41	(95) **	-0.99	(47) **
活動性	2.77	(100) **	1.49	(18) **	0.78	(2)	0.64	(1)
決算書数 (企業数)	97,560	(33,074)	89,970	(31,945)	37,726	(14,160)	37,034	(14,314)
AR	0.61		0.54		0.46		0.45	
Pseudo- R^2	0.11		0.09		0.06		0.06	

(注) 定数項は省略している。括弧内は χ^2 値を表す。**, *はそれぞれ有意水準 1%、5%で統計的に有意であることを示す。

た結果に基づき、説明変数となった財務変数のうち、どの変数がデフォルト確率の増大に寄与しているかを検証した感度分析の結果も示す。

4.1 財務変数に含まれる予測情報とデフォルト確率の期間構造

すでにみたように、1 年間は生存するものの 2 年目、3 年目、あるいは 4 年目以降にデフォルトする企業の財務比率の分布は、サンプル期間の最終時点で生存していた企業の分布よりも 1 年以内にデフォルトする企業の分布に近い。これは、デフォルトの数年前の財務変数にも将来のデフォルト予測に有用な情報が含まれていることを示唆している。

そこで、以上の特徴を利用することで、デフォルト確率の期間構造を推定するモデルを構築した¹⁴⁾。一般に、デフォルト予測モデルの多くは将来の一時点におけるデフォルト確率を求めるものとなっているが、社債等のデフォルトリスクを有する債券の価格付けを行う場合には、元本および利息の支払いが生じる将来の全ての時点におけるデフォルト確率を知る必要があるため、「デフォルト確率の期間構造」の分析が進められている。

¹⁴⁾同様の問題意識を持った研究として、Halling and Hayden (2008) は銀行のデフォルト予測に関して、「健全な銀行とリスクの高い (at-risk) 銀行の識別」と「リスクの高い銀行がデフォルトするまでの期間の予測」では有効な予測変数が異なる可能性を指摘し、リスクの高い銀行の抽出と抽出した銀行のデフォルト予測から成る 2 ステップのモデルを提案した。

デフォルト確率の期間構造の推計に関して、Duffie, et al (2007) や山下・安道 (2006)、森平・岡崎 (2009) のモデルは、将来の財務変数およびマクロ経済変数を確率的あるいは時間の関数としてモデル化することや専門家の予測値を利用する手法を提案している。これは、彼らの手法ではデフォルト確率の期間構造を推計するにあたって将来の説明変数を必要とするためである。例えば、山下・安道 (2006) はハザードモデルの説明変数である財務指標の推移を B スプラインによる時間の関数としてモデル化することで、Duffie, et al. (2007) は財務変数やマクロ変数の時系列構造を VAR によってモデル化することで、ハザードレート (瞬間的なデフォルト確率) の期間構造を推計する手法を提案している。

一方、本研究では財務比率が持つと期待される中期的なデフォルト予測情報を利用することを考え、Campbell, et al (2008) や Halling and Hayden (2008) と同様に、過去の財務変数を利用した条件付きデフォルト確率の枠組みによってデフォルト確率の期間構造を推計する。

まず、時点 t における k 年生存条件付きデフォルト確率を式 (10) によって定義する。

$$\begin{aligned} P_{t+k}^i &= \Pr(\tau_i = t + k + 1 \mid \tau_i > t + k, X_{t_i}^i, \dots, X_t^i) \\ &= \frac{1}{1 + \exp(-\alpha_k - \beta_k' X_t^i)} \end{aligned} \quad (10)$$

この生存条件付きデフォルト確率を利用することで、時点 t において生存している企業 i が K 年以内にデフォルトする累積デフォルト確率が式 (11) のように計算できる。

$$\Pr(\tau_i \leq t + K \mid \tau_i > t, X_t^i) = 1 - \prod_{k=0}^{K-1} (1 - P_{t+k}^i) \quad (11)$$

表 8、表 9 に、1 年 ($k = 1$) および 2 年 ($k = 2$) 生存条件付きの多期間ロジットモデルによる推定の結果を示した。製造業については全ての説明変数が 1%水準で有意であり、2 年前の財務変数もデフォルトの予測に有用な情報を持つことが確認できる。また、AR 値の大きな低下もみられない。

製造業について、係数の大きさと χ^2 値を表 4 と表 8 および表 9 との間で比較すると、流動性とカバレッジの影響は 1 年以内デフォルト確率に比べて 2 年後、3 年後のデフォルト確率になるほど小さくなり、有意度も低下している。収益性については係数の大きさや有意度あまり変化はみられない。一方、安全性と活動性は将来になるほど影響が大きくなり、有意度も上がっている。

図 8 は 2005 年の決算データに基づいて推定された製造業の生存条件付きデフォルト確率の期間構造を比較したものであり、図 9 は同様にして推定された 4 業種の累積デフォルト確率の期間構造を比較したものである。推定した 1 年デフォルト確率が下位 4 分の 1 点から上位 4 分の 1 点までの間に含まれる平均値周辺の企業を対象として選び、最終的に (事後的に) 生存し続けた企業と 3 年目にデフォルトした企業 (2007 年の決算月から 1 年以内にデフォルトした企業) に分けた。それぞれのグループについて、推定された生存条件付き 1 年デフォルト確率および累積デフォルト確率の平均値を計算し、2 つのグループの間に差があるかどうかを比較するためにプロットしたものが図 9 である。

図 9 をみると、いずれの業種においても 2 つのグループの期間構造は識別できる形になっており、1 年デフォルト確率が同程度であっても、事後的にデフォルトしたグループの 2 年目、3 年目にかけてのデフォルト確率はサンプル期間の最後まで生き残った企業より高

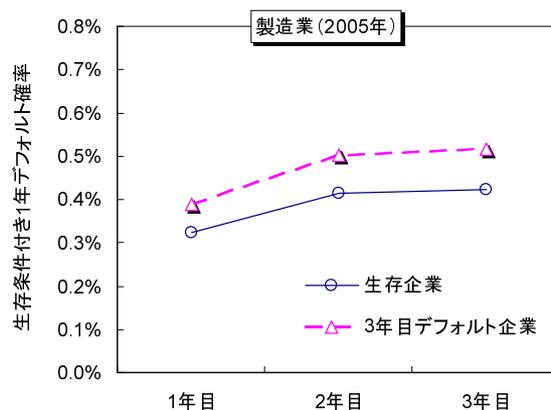


図 8: 生存条件付き 1 年デフォルト確率の期間構造

(注) 2005 年の決算データに基づいて推定した 1 年デフォルト確率 (ハザードレート) が下位 4 分の 1 点から上位 4 分の 1 点までの間に含まれる企業を対象とし、生存企業および 3 年目デフォルト企業について 1 年目から 3 年目の生存条件付きデフォルト確率をそれぞれ平均した値である。

く推定されていたことが分かる。すなわち、財務データが長期的なデフォルト予測に有用な情報を持つことがここでの分析によっても支持される。

4.2 推定結果に基づく感度分析

各財務比率がデフォルト確率に及ぼす影響を検証するため、推定されたデフォルト確率の感度分析を行った。具体的には、各財務比率が 2006 年におけるそれぞれの業種の中央値である企業を想定し、各財務比率がそれぞれ 1 標準偏差分悪化したときのデフォルト確率の増分を計算した。得られた計算結果が、図 10 にデフォルト確率の各財務比率に対する感応度として示されている。

いずれの業種においても流動性およびカバレッジがデフォルト確率に及ぼす影響が大きい。ただし、前項でみたように、流動性の影響は期間が長くなるほど低下する傾向にあり、一時的な流動性の悪化は翌年のデフォルトリスクを高めるが、企業がその年を乗り切った場合には流動性悪化の影響は次第に弱まってくるように見える。逆に、安全性 (負債比率=総負債 / 総資産) は時間の経過とともにデフォルトリスクを高める方向に影響していることが図 10 から分かる。負債比率の上昇は企業の財務困難のコストを高めるといわれるが、こうした性質が実証的、定量的に裏付けられていると解釈することもできよう。

5 まとめと今後の課題

本稿では、わが国の中小企業の財務データ (2001~06 年) を用いて財務変数とデフォルトリスクの関係について実証分析を行った。まず、製造業、卸売業、小売業およびサービスを業種別に分析したところ、各業種には固有の財務構造をうかがわせるような特徴があり、デフォルト確率の推定にあたっては、そうした業種別の特性を考慮したモデル構築が重要であることが確認された。

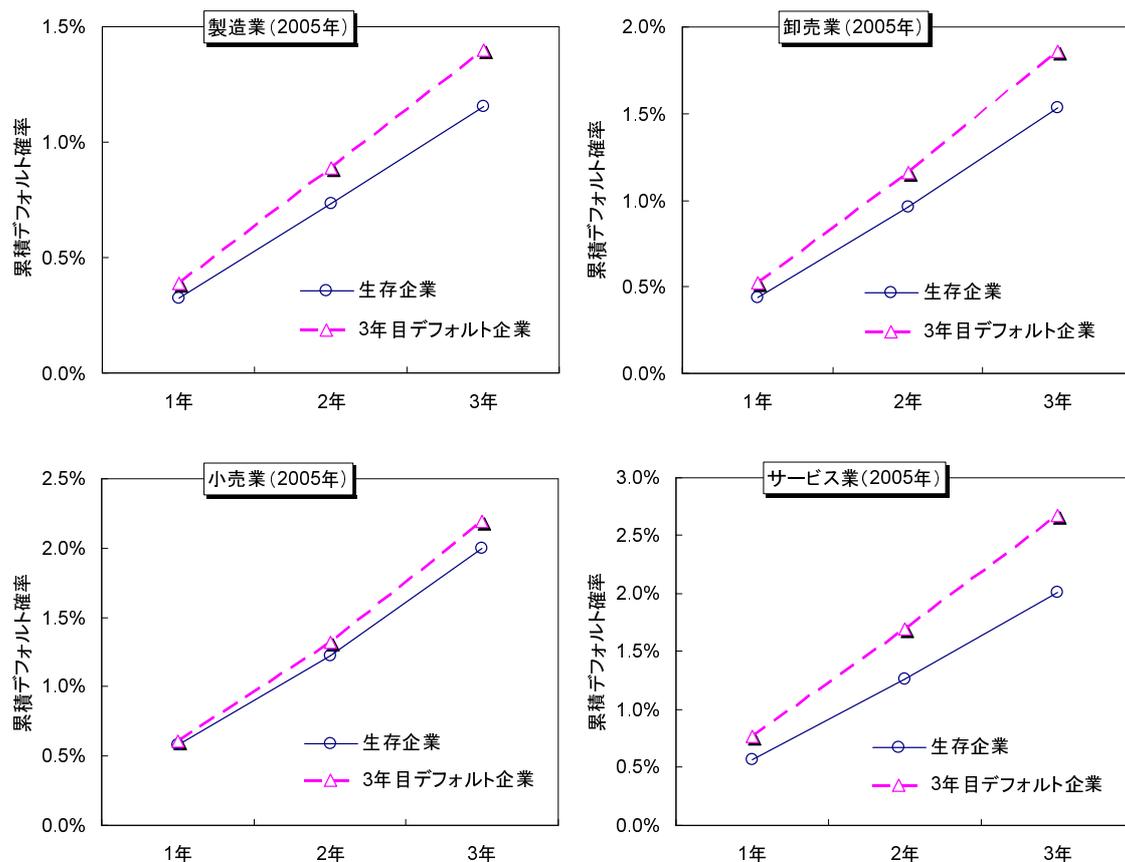


図 9: 累積デフォルト確率の期間構造

(注) 2005年の決算データに基づいて推定した1年デフォルト確率が下位4分の1から上位4分の1に含まれる企業を選び、生存企業および3年目デフォルト企業について1年から3年の累積デフォルト確率をそれぞれ平均した値である。

具体的なデフォルト確率の推定は、多期間ロジットモデルの枠組みで進めた。分析によると、第1に、製造業を対象とした場合がモデルのあてはまりがもっとも良好であり、卸売、小売、サービス業の順に説明力が低下した。第2に、デフォルト確率に与える影響の大きさを比較すると、流動性（現預金 / 総資産比率）やカバレッジ（売上総利益 / 支払利息）が重要な変数となっている。第3に、1年経過後より後にデフォルトした企業の財務比率には1年以内にデフォルトした企業のそれとほぼ同様の特徴がみられる。実際、多期間モデルにより、足元の財務指標に基づいて2年後、3年後のデフォルト確率を推定すると統計的に有意な結果が得られた。このデフォルト確率の期間構造とそれぞれの説明変数の影響の程度との関係を分析すると、流動性は近い将来への影響が大きいのに対し、負債比率は2年後、3年後のデフォルトに対してより強く影響する結果が得られた点が注目される。なお、本稿で定義した中小企業より小規模の企業を対象に同様のモデル分析を展開すると、財務変数の統計的な有意性はかなり低下する。

本稿で統計的に比較的良好な結果が得られた製造業の割合は、日本全体の中小企業の数からみると2割にも満たない。サービス業や卸・小売業などのデフォルトのメカニズムについては一層の研究が必要であろう。また、本稿はデフォルト確率の期間構造や説明変数が示唆

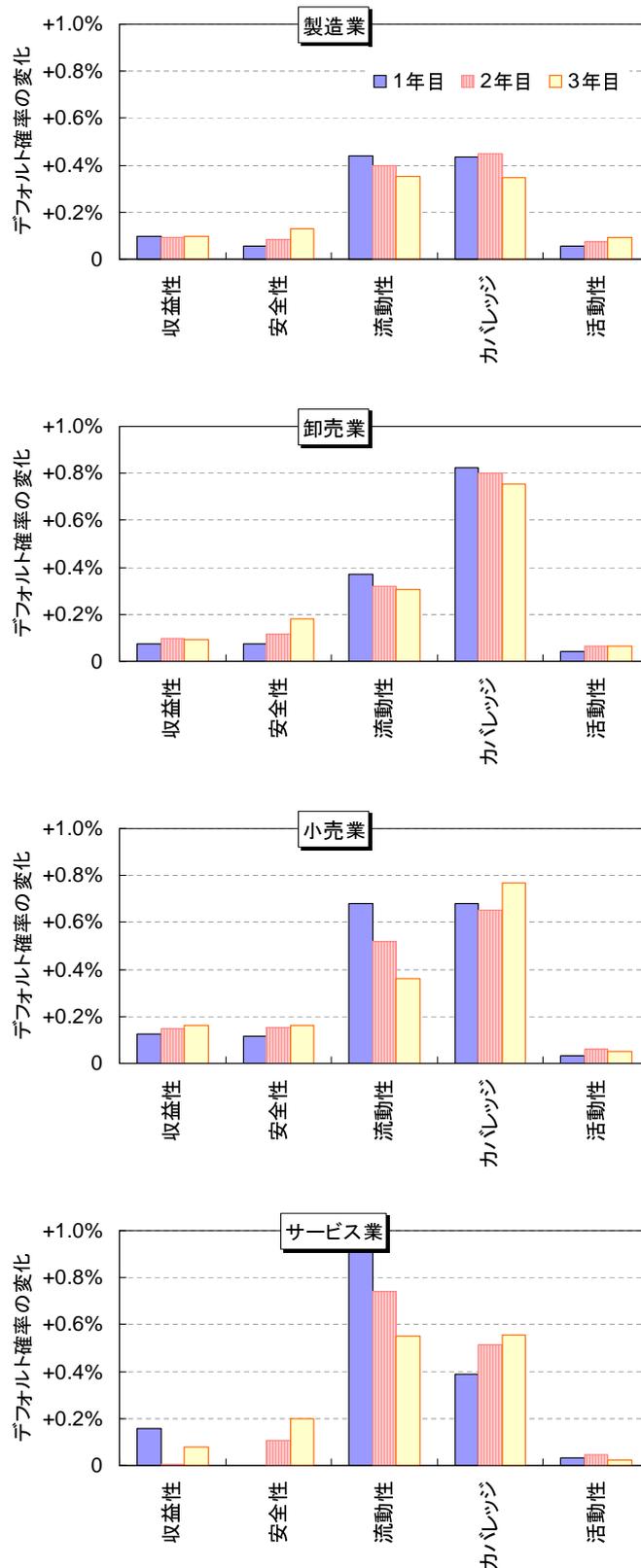


図 10: 生存条件付きデフォルト確率の感応度

(注) 2006 年の決算データから計算した各説明変数が全企業中の中央値である企業を想定し、各変数がそれぞれ 1 標準偏差分悪化したときのデフォルト確率の増分を「デフォルト確率の変化」と表している。

するデフォルトのメカニズムについての知見を深めることを主な目的としているため、推定に用いる財務変数は5つの代表的な財務比率に絞ったが、実務的により高い予測精度を目的とするのであれば、より多くの変数を選択することや第1段階としてモデル分析を行い、ソートしたうえで精緻な財務分析を展開することなども有用と考えられる。なお、サンプルから得られる生存企業とデフォルト企業の借入金利の水準には一定の対応関係がみられるなど「信用リスクに応じた価格付け」と矛盾する結果とはなっていなかった。ただし、このテーマについてはより詳細な分析が必要であり、別稿で議論する予定である。

参考文献

Agarwal, Vineet and Richard Taffler (2008), "Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models," *Journal of Banking and Finance* 32, 1541-1551.

Altman, Edward I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy," *The Journal of Finance* 23, 589-609.

Altman, Edward I. and Gabriele Sabato (2005), "Effects of the New Basel Capital Accord on Bank Capital Requirements for SMEs," *Journal of Financial Services Research* 28, 15-42.

Altman, Edward I. and Gabriele Sabato (2007), "Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market," *ABACUS* 43, 332-357.

Beaver, William H., Maureen F. McNichols, and Jung-Wu Rhie (2005), "Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy," *Review of Accounting Studies* 10, 93-122.

Bonfim, Diana (2009), "Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics," *Journal of Banking and Finance* 33, 281-99.

Carling, Kenneth, Tor Jacobson, Jesper Lindé, and Kasper Roszbach (2007), "Corporate credit risk modeling and the macroeconomy," *Journal of Banking and Finance* 31, 845-868.

Campbell, John Y., Jens Hilscher, and Jan Szilagyi (2008), "In Search of Distress Risk," *The Journal of Finance* 63, 2899-2939.

Chava, Sudheer and Robert A. Jarrow (2004), "Bankruptcy Prediction with Industry Effects," *Review of Finance* 8, 537-569.

Dimitras, A.I., S.H. Zanakis, and C. Zopounidis (1996), "A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications," *European Journal of Operational Research* 90, 487-513.

Duffie, Darrell, Leandro Saita, and Ke Wang (2007), "Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates," *Journal of Financial Economics* 83, 635-665.

Halling, Michael and Evelyn Hayden (2008), "Bank failure prediction: a two-step survival time approach," *IFC Bulletin* 28, 48-73.

Hillegeist, Stephen A., Elizabeth K. Keating, Donald P. Cram, and Kyle G. Lundstedt (2004), "Assessing the Probability of Bankruptcy," *Review of Accounting Studies* 9, 5-34.

Grunert, Jens, Lars Norden, and Martin Weber (2005), "The role of non-financial factors in internal credit ratings," *Journal of Banking and Finance* 29, 509-531.

Lane, William R., Stephen W. Looney, and James W. Wansley (1986), "An Application of The Cox Proportional Hazards Model to Bank Failure," *Journal of Banking and Finance* 10, 511-531.

Martin, Daniel (1977), "Early Warning of Bank Failure," *Journal of Banking and Finance* 1, 249-276.

Kocagil, Ahmet E. and Jalal D. Akhavein (2001), "Moody's RiskCalcTM For Private Companies: Japan," Rating Methodology, Moody's Investors Service.

Shumway, Tyler (2001), "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model," *Journal of Business* 74, 101-124.

Stein, Roger M. (2005), "The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing," *Journal of Banking and Finance* 29, 1213-1236.

植杉 威一郎 (2008), 「中小企業における淘汰は正常か」, 『検証 中小企業金融』(渡辺 努・植杉 威一郎 編著) 第1章, 日本経済新聞出版社.

齋藤 隆志・橘木 俊詔 (2004), 「中小企業の存続とデフォルトに関する実証分析」, RIETI Discussion Paper Series 04-J-004, 経済産業研究所.

鹿野 嘉昭 (2008), 『日本の中小企業』, 東洋経済新報社.

杉原 正顯・藤井 眞理子 (2008), 「Support Vector Machine (SVM) と格付評価：企業財務データによる格付判別モデルの構築」, mimeo.

高橋 久尚・山下 智志 (2002), 「大規模データによるデフォルト確率の推定 - 中小企業信用リスク情報データベースを用いて - 」, 統計数理 第 50 巻, 241-258.

福田 慎一・粕谷 宗久・赤司 健太郎 (2004), 「デフレ下における非上場企業のデフォルト分析」, 日本銀行ワーキングペーパーシリーズ No. 04-J-14, 日本銀行.

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」, 『検証 中小企業金融』(渡辺 努・植杉 威一郎 編著) 第 2 章, 日本経済新聞出版社.

森平 爽一郎・岡崎 貫治 (2009), 「マクロ経済効果を考慮したデフォルト確率の期間構造推定」, ワーキングペーパーシリーズ WIF-09-004, 早稲田大学ファイナンス総合研究所.

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性の評価」, FSA リサーチ・レビュー 第 2 号, 59-71.

山下 智志・安道 知寛 (2006), 「時間依存共変量を用いたハザードモデルによるデフォルト確率期間構造の推計手法」, 統計数理 第 54 巻, 23-38.



金融庁金融研究研修センター

〒100-8967 東京都千代田区霞ヶ関 3-2-1
中央合同庁舎 7号館 金融庁 15階

Tel.03-3506-6000(内線 3293)

Fax.03-3506-6716

URL. <http://www.fsa.go.jp/frtc/index.html>