

FSA Analytical Notes

—金融庁データ分析事例集—

2024 年 7 月 vol.1

はじめに

金融機関の経営環境や収益構造が変化していく中で、データに基づき、経済・市場動向を理解し、個別金融機関の経営状況や金融システム全体の強靱性・脆弱性を的確に把握することが重要である。金融庁では、こうした観点から、貸出データや企業の個社データ等の粒度の細かいデータ（高粒度データ）等を活用した分析に取り組んでおり、その一部は『FSA Analytical Notes ー金融庁データ分析事例集ー』として公表する方針としている。

今回のレポートは、金融庁が実施した以下の3つのデータ分析をまとめている。中でも、『地方銀行における不動産業向け貸出とその債務者区分の動向に関する分析』は、金融庁・日本銀行が段階的に運用を開始している新しいデータ収集・管理の枠組み（共同データプラットフォーム）¹で取得した地方銀行の貸出明細データを活用している点に特徴がある。

1. 地方銀行における不動産業向け貸出とその債務者区分の動向に関する分析（P2～P23）
2. 企業間取引ネットワーク分析（P24～P31）
3. 労働状況の変化を踏まえた人材不足倒産に関する分析（P32～P43）

データ分析は、定量的かつ明快な結果を示しうる一方で、利用データ・モデルや仮定・前提の置き方に影響を受ける。特に、ここに示したデータ分析は、金融庁における高粒度データの収集・蓄積及びその分析手法の研究が発展途上にある中で、現在入手できる高粒度データを活用して様々な手法を駆使し分析の高度化に試行的に取り組んでいるものである。したがって、その結果の解釈にあたっては一定の留意が必要であり、利用データ・モデルの制約や置かれている仮定・前提を理解した上で、早期に断定的な結論を導出するのではなく、継続的に追究を進めていく必要がある。なお共同データプラットフォームは、2025年3月期からの本格的な運用開始に向けて、データ収集先の地方銀行以外の業態への拡大やデータ精度の向上等を進めている。金融庁は今後も、対象行の協力を得ながらその充実に努めるとともに、そのデータを活用した分析手法の検討も継続していく。

金融行政におけるデータ活用的高度化は、中長期的な課題である。金融庁としては、今後とも、金融行政を不断に改善していく観点から、組織としてのデータ分析力の向上及びデータ整備への取り組みを鋭意進めていく。

※なお、特段の注記がない限り、本レポートにおける図・表は金融庁作成である。

【本レポートの照会先】

金融庁総合政策局リスク分析総括課マクロ・データ分析監理官室 (datastrategyoffice@fsa.go.jp)

¹ 『共同データプラットフォームの進捗と今後の進め方』 <<https://www.fsa.go.jp/news/r6/sonota/20240701-2/20240701.html>>

地方銀行における不動産業向け貸出及び その債務者区分の動向に関する分析

(要旨)

本稿では、全国地方銀行協会加盟行（62 行）の貸出明細データを用いて、地方銀行における不動産業向け貸出及びその債務者区分の動向を分析した。明細データの活用により、貸出先地域別等の多面的な切り口で実態把握が可能となったことに加え、機械学習等を活用し、貸出先企業の財務指標や不動産市況と債務者区分の関係性について一定の示唆も得られた。金融庁では、引き続き、実態把握を継続し不動産業向け貸出の動向を注意深くモニタリングしていくと共に、分析手法・モデルの改善に努め、モニタリングの高度化を推進していく。

1. はじめに

緩和的な金融環境が続く中、我が国銀行による不動産業向けの貸出は増加基調にあり、総貸出に占める不動産業向け貸出の割合は過去最高¹を記録している（図表 1）。また、我が国の不動産価格も上昇基調が続いており、一部には割高感が窺われるとも指摘されている（図表 2）²。我が国金融システムは、足元では総体として健全性を維持しているが、1990 年代のバブル崩壊や、サブプライムローン問題に端を発する 2008 年のリーマンショックなど、不動産バブルが金融危機の引き金となってきた過去を踏まえると、我が国金融システムにおける不動産の存在感や不動産市況への警戒感の高まりが見られるなかで、銀行が有する不動産リスクについてきめ細やかな実態把握が求められる。その上で、フォワードルッキングにリスクを特定する観点からは、足元の不動産市況等が将来の信用リスクにどのように影響するかについて分析することも有益と考えられる。

本稿では、金融庁・日本銀行が段階的に運用を開始している新しいデータ収集・管理の枠組み（共同データプラットフォーム）で取得した貸出明細データ³を含む、全国地方銀行協会加盟行（62 行）のデータを活用した分析を行う⁴。第一に、地方銀行における不動産業向け貸出について、業種別・

¹ 図表 1 に示す通り、総貸出に占める不動産業向け貸出の割合は国内銀行全体で約 17%（2023 年末時点）であり、次章以降で分析する地方銀行においても、同時点の総貸出に占める不動産業向け貸出の割合は約 17%である。

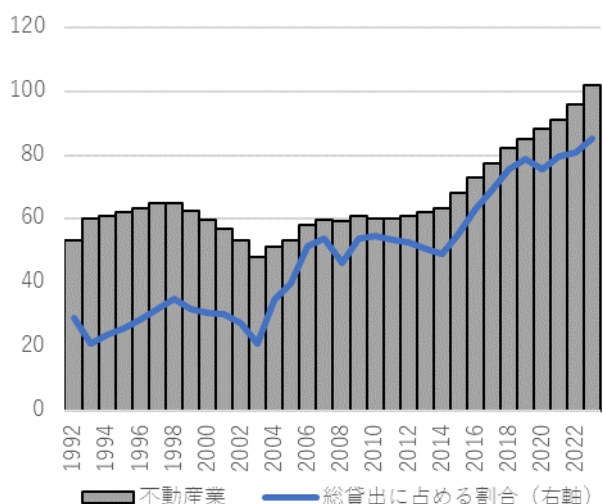
² 例えば、日本銀行「金融システムレポート（2024 年 4 月号）」。

³ 地方銀行のデータ収集が先行しているため、本分析は地方銀行を分析対象としているが、不動産業向け貸出が増加している点は大手行や第二地方銀行等その他業態でも同様である。

⁴ 本稿で使用するデータや図表は、特段の注記がない限り、直近値として 2023 年 9 月末時点の値を掲載している。

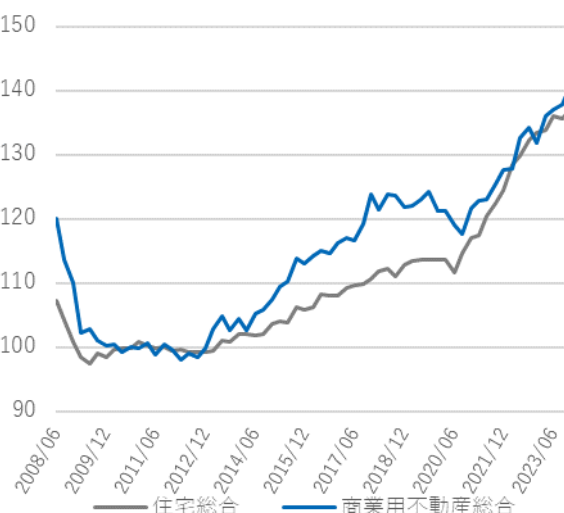
貸出先地域別等の切り口から集計することで実態把握をし、第二に、機械学習等を用いて、貸出先企業の財務状況や不動産市況の動向と不動産業者の債務者区分の関係性について分析した。以上により、銀行が有する不動産リスクに係る理解を深めつつ、モニタリングの高度化に向けた明細データの活用可能性について示唆を得ることを目的とする。

図表 1 国内銀行の不動産業⁵向け貸出残高の推移
(兆円)



(出所) 日本銀行

図表 2 不動産価格指数の推移



(出所) 国土交通省

II. 不動産業向け貸出の実態把握

本分析で主に使用するデータセットは、①貸出先企業名及び貸出元銀行名が匿名化された債務者単位の貸出明細データ及び②共同データプラットフォームで新たに取得を開始した貸出債権単位の明細データの2種類である。前者は2004年3月期以降四半期で蓄積があり長期時系列分析が可能となっている⁶。後者は今回使用可能なデータは2023年9月期の一時点のみであり過去データの蓄積はないものの、業種小分類・貸出先地域別等の様々な切り口で分析が可能となっている⁷。

本章では、まず前者のデータセット①を用いて、不動産取引業向けと不動産賃貸業・管理業向けに

⁵ 図表1における不動産業の定義は、日本銀行調査統計局が定義する業種区分「不動産業（業種番号50）」であり、「個人による貸家業（業種番号96）」「不動産流動化等を目的とするSPC（業種番号89）」等を含む。

⁶ データセット①は、全国地方銀行協会の信用リスク情報統合サービス（CRITS）に登録されたデータベースから抽出・加工されたものである。収集対象となる債務者は主に日本国籍企業であり、個人（住宅ローン等）や個人事業主（アパートローン等）は対象外となっている。

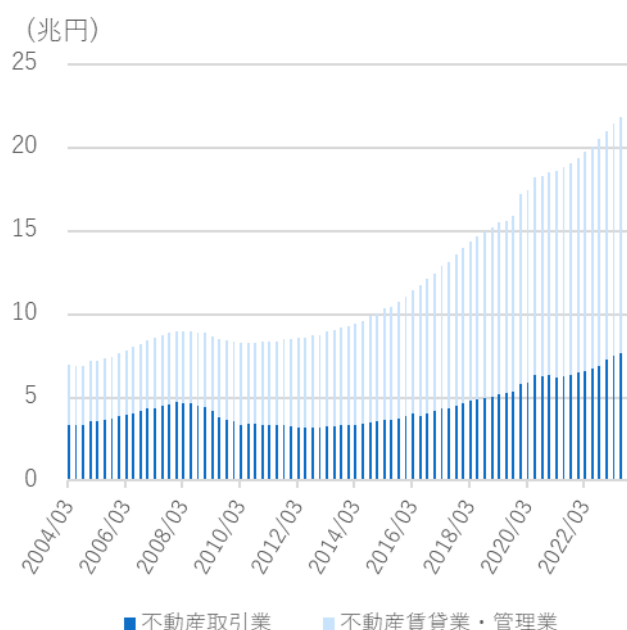
⁷ データセット②には個人事業主向け貸出も含まれており、データセット①とは対象範囲が異なる点に留意。

分けて貸出の時系列推移を確認する（第1節）。次に、後者のデータセット②を用いて、個人向け貸出及び近年増加している SPC 向け貸出（ノンリコースローン）⁸の区分を追加した上で、足元の不動産業向け貸出の実態について、地域別などのより詳細な実態把握を行う（第2節）。最後に、両データを活用し、金利上昇が不動産業者の利払い能力に与える影響について試算を行う（第3節）。

1. 時系列推移

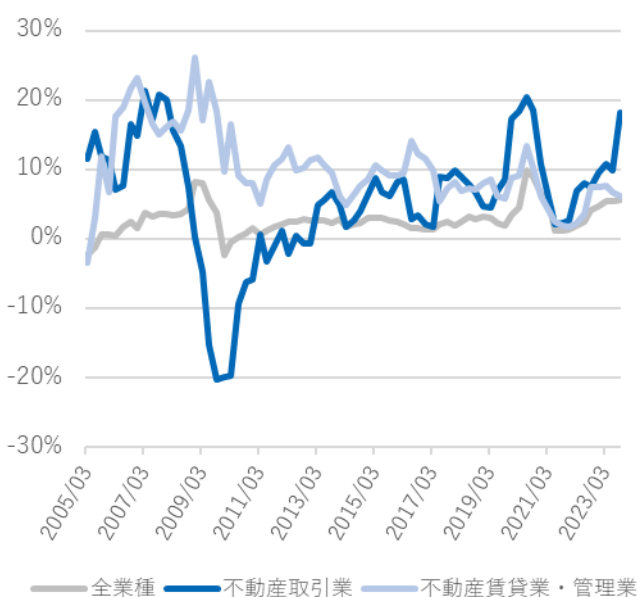
はじめに、過去 20 年間の時系列推移を確認する。図表 3、4 は、地方銀行の不動産業⁹向け貸出残高の推移を不動産取引業及び不動産賃貸業・管理業別に示したものである。2023 年 9 月末時点の貸出残高は、不動産取引業約 8 兆円、不動産賃貸業・管理業約 14 兆円と、不動産賃貸業・管理業の方が多くなっている。伸び率をみると、不動産取引業はリーマンショック期直後にはマイナスであったが、2013 年 3 月期以降はプラス圏で推移している。一方、不動産賃貸業・管理業は、2005 年 6 月期以降一貫してプラスとなっている。

図表 3¹⁰ 業種別貸出残高の推移



(出所) データセット①

図表 4 業種別貸出伸び率（前年同期比）の推移



(出所) データセット①

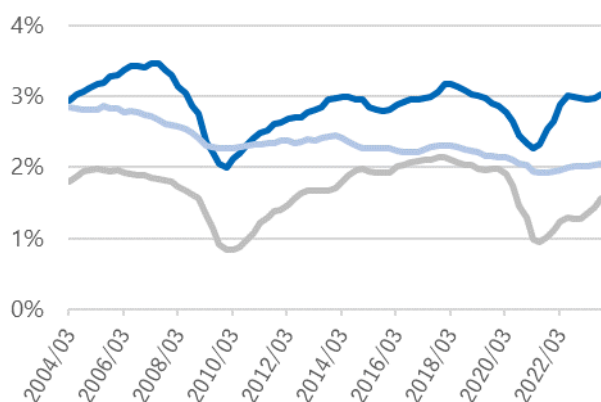
⁸ 不動産の取得を目的とする特別目的会社（SPC）に対して行う貸出。返済原資は対象不動産から生じるキャッシュフローであり、返済は担保の範囲に限定される。データセット①では、各業種の内数に一部含まれていると推定される。

⁹ データセット①における不動産業の範囲は、脚注 6 に記載のとおり企業向けであるため、個人による貸家業は含まない（そのため、図表 3 の貸出残高と図表 1 の残高は一致しない）点に留意。

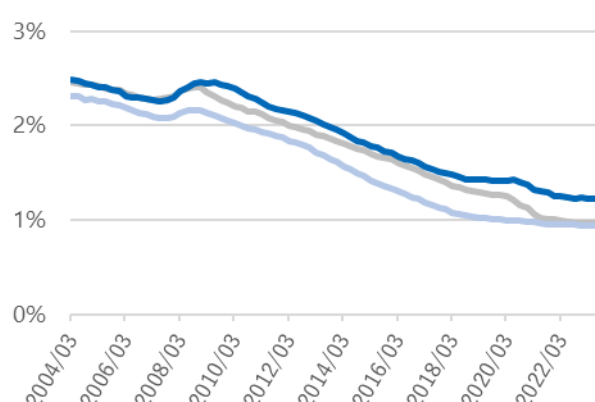
¹⁰ 銀行合併により一部期間にデータの不連続がある点に留意。例えば、2019 年には第二地方銀行であった関西アーバン銀行のデータが追加されている。

不動産業の財務動向を確認すると、ROA¹¹の水準は全業種と比べ堅調に推移しており、リーマンショック期やコロナ禍においても2%程度を維持している。また、全般的な金利水準の低下を反映して、支払金利¹²は長期的に低下している。なお、通常、販売・賃貸不動産等の取得において銀行借入により資金調達を行うビジネス特性上、負債比率¹³は全業種と比べると高位で推移している。業種別にみると、不動産取引業は全業種と同様に景気の波に応じたROAの変動が見られる一方、不動産賃貸業・管理業はROAの変動が少なく、現預金比率¹⁴は低位であることが目立つ。賃料・管理料収入に大きな波が生じにくい（安定収入を期待できる）ビジネス特性を反映しているものと考えられる（図表5～8、いずれも中央値）。

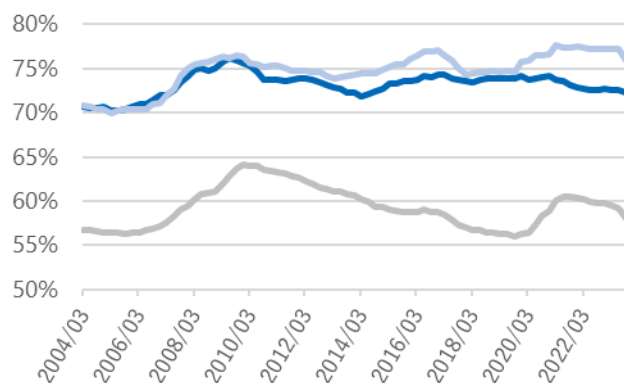
図表5 ROAの推移



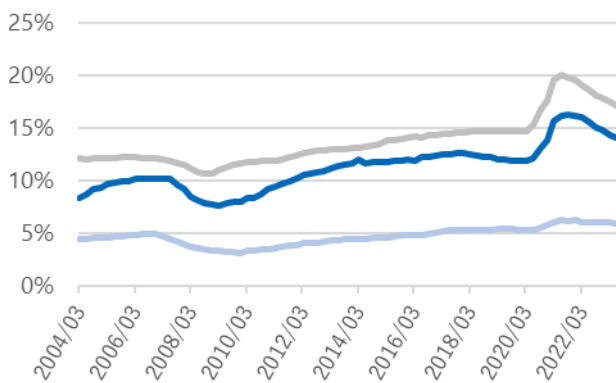
図表6 支払金利の推移



図表7 負債比率の推移



図表8 現預金比率の推移



—— 全業種

—— 不動産取引業

—— 不動産賃貸業・管理業

(出所) いずれもデータセット①

¹¹ ROA = (営業利益 + 受取利息配当金) ÷ 総資産

¹² 支払金利 = 支払利息割引料 ÷ (短期借入金 + 長期借入金)

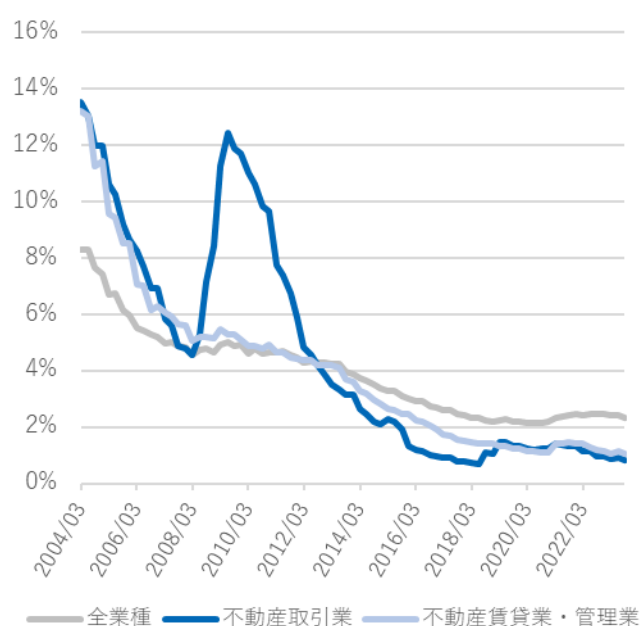
¹³ 負債比率 = (短期借入金 + 長期借入金) ÷ 総資産

¹⁴ 現預金比率 = 現預金 ÷ 総資産

次に、破綻懸念先以下の貸出残高割合及び保全率¹⁵の推移を確認する（図表9、10）。まず破綻懸念先以下の貸出残高について、リーマンショック時には、不動産取引業では急激に増加（悪化）した一方、不動産賃貸業・管理業では大きな変化は見られなかった。その後は両業種とも低下傾向であり、コロナ禍においても大きな悪化は確認されず、両業種とも全業種平均と比べ低位で推移している。保全率は、全業種で見るとリーマンショック後及びコロナ禍を除き減少基調にあり、この背景には、担保・保証に過度に依存しない融資を推進してきたことも寄与している可能性があると考えられる。これに対して、この間の不動産業の保全率は横ばいもしくは増加しているが、不動産業向け貸出は不動産担保の利用が多いため、不動産価格の上昇により、担保不動産の価値が上昇していることが背景にあると考えられる（Box 1 参照）。

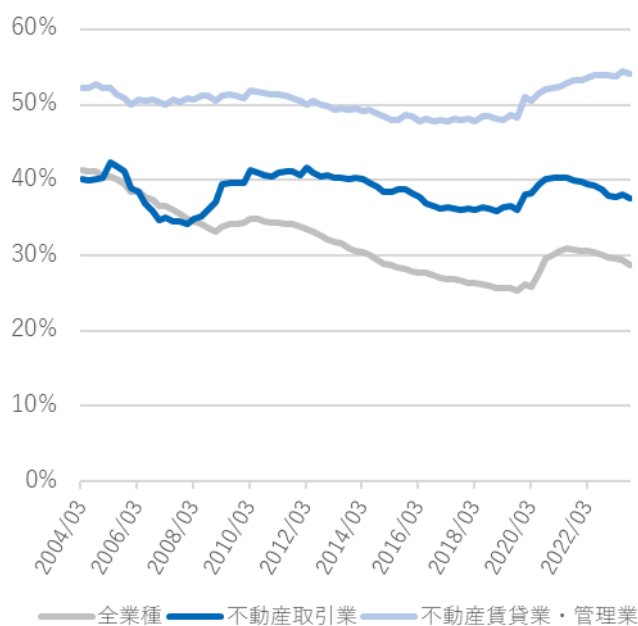
以上の分析からは、不動産業向け貸出残高が増加しているなかでも、全体としては、貸出先の信用リスクの著変は見られない。

図表9 破綻懸念先以下割合の推移



（出所）データセット①

図表10 保全率の推移



（出所）データセット①

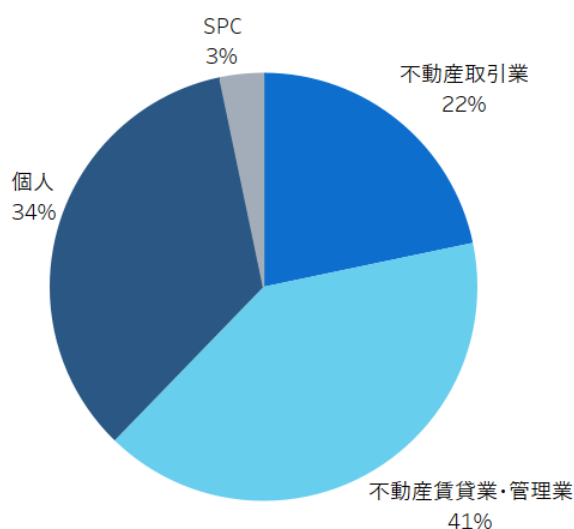
2. 足元の状況

足元の不動産業向け貸出の状況について、共同データプラットフォームで取得した貸出明細デー

¹⁵ 保全率は、貸出残高全体に対する担保・保証による保全額の割合。引当による保全は考慮していない。

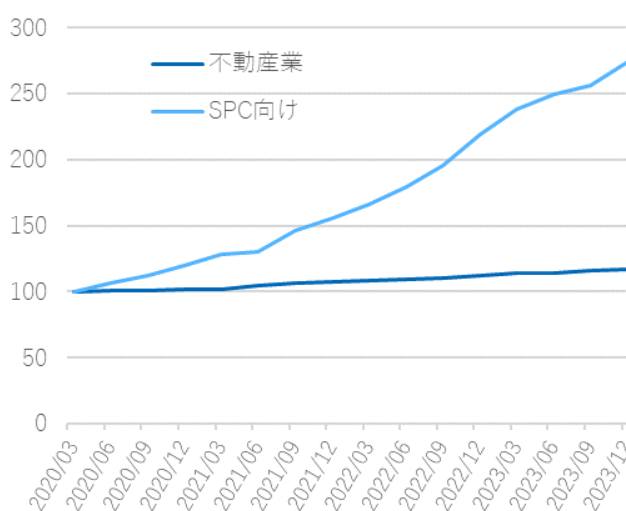
タも活用し、より詳細に確認する。本データセットにおいては、不動産業向け貸出をコーポレート向け（不動産取引業、不動産賃貸業・管理業）、個人（貸家業等）向け、SPC 向け（ノンリコースローン）等に区分することができる。地方銀行では個人向けの割合が約 34%であり、また、SPC 向けは、不動産業向け貸出全体に占める割合は約 3%であるものの、近年は不動産流動化市場の成熟や堅調な不動産市況を背景に大きく増加している（図表 11、12）。以上を踏まえ、個人向け及び SPC の区分を加味¹⁶した上で、地域別の切り口を加えて足元の状況を確認する。

図表 11 貸出先区分別貸出割合
（残高ベース、2023 年 9 月末）



（出所）データセット②

図表 12¹⁷ 貸出先区分別貸出残高の推移
（2020 年 3 月末=100）



（出所）金融庁

図表 13 は、銀行の本店所在地域¹⁸別に貸出先区分別の残高割合を示したものである。いずれの地域も、不動産賃貸業・管理業向けや個人向けが多いことや、SPC 向けが少ない傾向は共通である。中部及び九州・沖縄に所在する銀行の SPC 向け貸出が比較的多いものの、個別行のデータを確認すると残高の多い一部の銀行の影響であり、足元で SPC 向け貸出が地方銀行全体で積極的に行われている様子は見られない。ただし、今後、現在残高が少ない地方銀行でも SPC 向け貸出を強化する可能性は考えられる。SPC 向け貸出は、多様な資金ニーズに応えることで金融仲介機能の発揮が期待

¹⁶ 本分析では、日本銀行調査統計局が定義する業種区分「個人による貸家業（業種番号 96）」「不動産流動化等を目的とする SPC（業種番号 89）」に該当する貸出や、業種番号の付番がない、あるいは別の番号が付番されている貸出で、貸出先名称や人格区分等から個人向け貸出もしくは SPC 向け貸出と推定可能なものを抽出した。

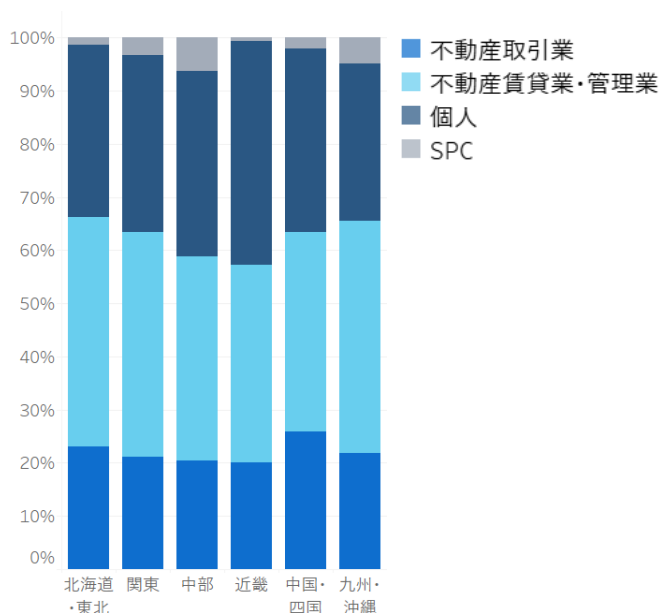
¹⁷ 図表 12 は、データセット①、②ではない別の金融庁徴求データを利用している。本データの定義は日本銀行調査統計局による業種区分に準拠しているため、データセット①や②とは不動産業や SPC の対象範囲が異なる点に留意。

¹⁸ 図表 13,14 において、銀行の本店所在地域別は、「北海道・東北」「関東」「中部」「近畿」「中国・四国」「九州・沖縄」の 6 区分。

できる一方で、返済原資が対象不動産から生じるキャッシュフローに限定されるなど、コーポレート向け貸出よりも不動産市況の影響を直接的に受けやすいことから、不動産そのものに対する査定力や不動産市況の先行きに対する見通しなど、通常の与信管理とは異なるリスク管理態勢整備が求められる。

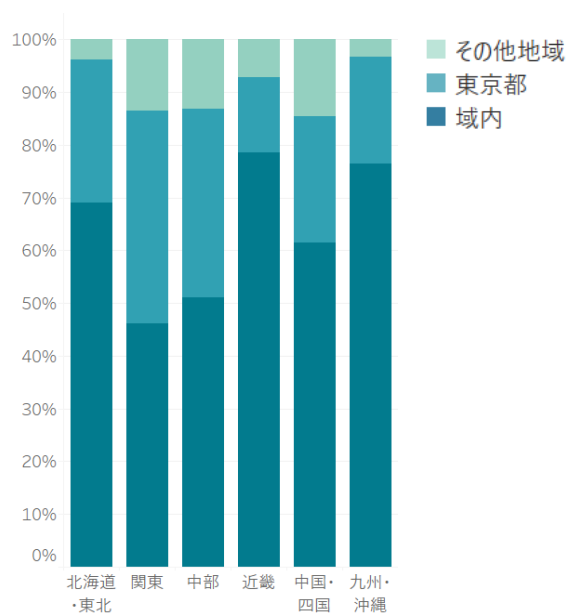
図表 14 は、銀行の本店所在地別に貸出先企業の所在地域別¹⁹の残高割合を示したものである。域内の貸出先向けが多くを占めている一方、関東以外の銀行でも東京都向け貸出が 14～36%程度確認される。

図表 13 銀行の本店所在地域別に見た
不動産業向け貸出残高の貸出先区分別割合



(出所) データセット②

図表 14 銀行の本店所在地域別に見た
不動産業向け貸出残高の貸出先地域別割合



(出所) データセット②

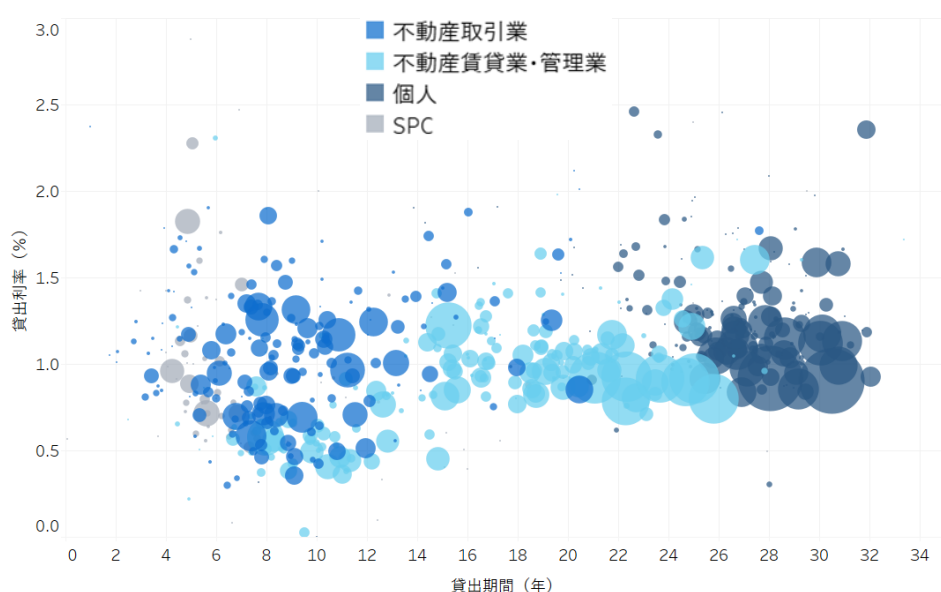
次に、貸出期間（契約期間）と貸出利率の分布を確認する（図表 15）。貸出期間については、個人、不動産賃貸業・管理業、不動産取引業、SPC の順に長い傾向にあることが分かる。個人や不動産賃貸業・管理業の貸出期間が長いことは、物件取得の初期費用を賃料収入等で長期的に回収するという同業のビジネスモデルと整合的と考えられる。また、貸出利率については、一般に契約期間が長い方が貸出利率は高くなると考えられるが、今回の分布からは目立った比例関係は確認されない。貸出利率は、契約当時の金利環境等²⁰の貸出期間以外の要因にも左右されるためと考えられる。

¹⁹ 図表 14 において、貸出先企業の所在地域別は、銀行の本店所在地域と同じ地域（「域内」）、東京都、域内でも東京都でもない地域（「その他地域」）の3区分。なお、東京都に本店がある銀行の東京都向け貸出は、東京都に分類している。

²⁰ その他にも、貸出先の信用力の違い（一般に信用力の高い先ほど、長期で借入れやすい）等が背景にあると考えられる。

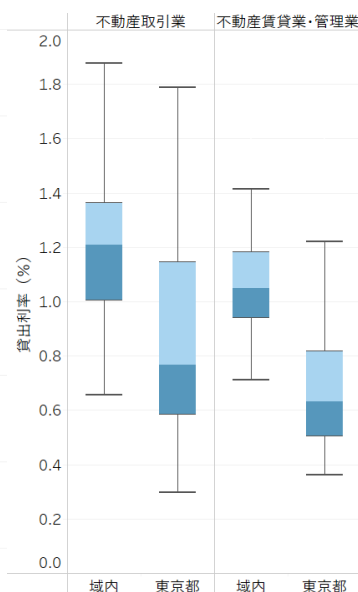
他方、貸出先地域別に貸出利率を見ると、不動産取引業や不動産賃貸業・管理業の東京都向けは、域内向けと比べ貸出利率が低い傾向²¹がある（図表 16）。競争環境が激しいことや、信用力の高い貸出先が多いことなどが影響している可能性があると考えられるが、そうした中で、緩和的な金融環境のもと、資金需要のある東京都など地元以外でビジネスを展開している様子が窺える²²。近年一部では割高と指摘されている首都圏の不動産市況が、地方銀行にも影響を与えうることを示唆していると考えられる²³。

図表 15²⁴ 不動産業向け貸出の平均貸出期間と平均貸出利率別分布



（出所）データセット②

図表 16²⁵ 平均貸出利率の分布（業種別・貸出先地域別）



（出所）データセット②

3. 借入金利上昇が利払い能力に与える影響

日本銀行の金融政策の変更を受けて市場金利が上昇基調にある中、企業の借入金利が上昇した場合の企業財務への影響が注目される。ここで、企業の利払い能力を示す ICR (Interest Coverage Ratio)

²¹ 貸出期間別に見ても、東京都向けの方が域内向けと比べ貸出利率は低い傾向が確認された。

²² データセット②によると、地方銀行の貸出全体に占める東京都向け貸出（東京都に所在する先への貸出）割合は全業種で約 23%であるのに対し、不動産取引業では約 46%、不動産賃貸業・管理業では約 32%と高めとなっている（いずれも個人向けは除く）。

²³ SPC 向けは東京都向けの貸出が多くなっているが、SPC の登記上の所在地が東京であっても、取得対象不動産の所在地は様々である点には留意が必要である。

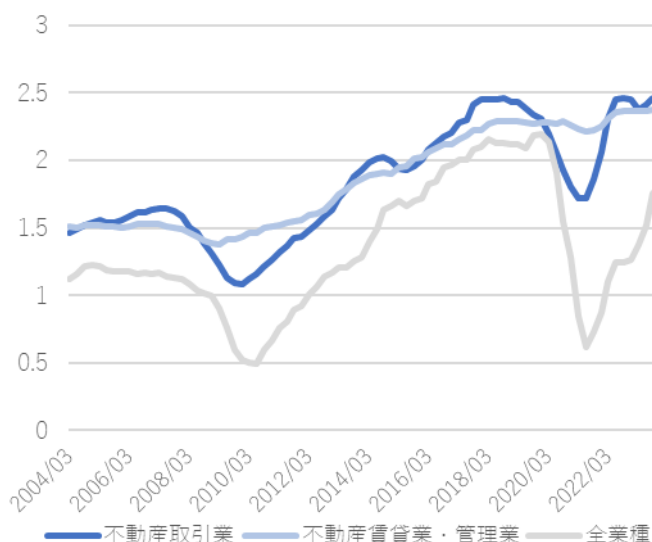
²⁴ 図表 15 は、個別債権を銀行別（62 区分）・貸出先地域別（3 区分）・業種別（4 区分）の計 744 区分に集計しプロットしたものである。バブルサイズは貸出残高を示す。視認性を確保するため、貸出利率の軸の上限を 3.0 としているが枠外のプロットも若干存在する。

²⁵ 図表 16 は、ヒゲの上端及び下端はそれぞれ第 3 四分位数 + 四分位範囲 (IQR) × 1.5、第 1 四分位数 - IQR × 1.5 であり、±3σ に近い値を示す。IQR = 第 3 四分位数 - 第 1 四分位数。

²⁶に着目し、借入金利上昇が企業財務に与える影響について示唆を得ることを目的とした簡易的な試算を行う²⁷。

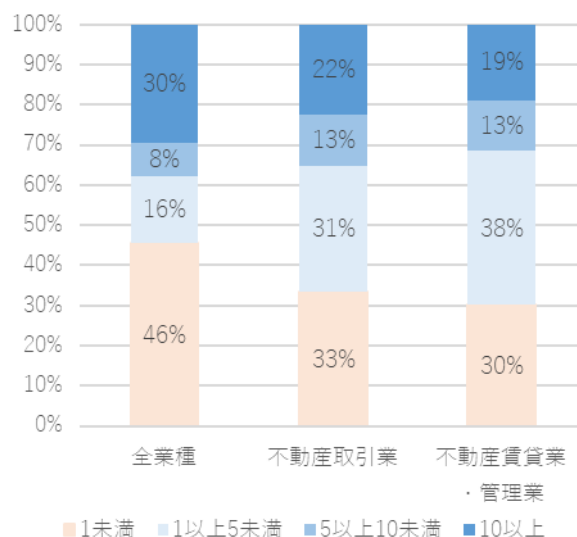
ICR は企業のデフォルトと負の相関関係にあり、特に ICR が 0 を下回るとデフォルト先割合は上昇する傾向がある²⁸。不動産業の ICR（該当企業の中央値）の推移を確認すると、リーマンショック後及びコロナ禍には落ち込みも見られるが長期的には改善傾向にあり、全業種を上回って推移している（図表 17）。2023 年 9 月末時点の ICR の分布を確認すると、全業種と比べ、不動産取引業、不動産賃貸業・管理業とも ICR が 1 以上と利払い能力に余裕がある企業の割合が高いことが窺える。ただし、ICR が 1～5 となる企業の割合が 3～4 割と多くを占めており、金利上昇等の影響を受けて ICR が 1 未満に転落しうる脆弱性を抱えている点には留意が必要である（図表 18）。

図表 17 ICR の推移（中央値）



（出所）データセット①

図表 18 ICR の分布



（出所）データセット①

借入の中でも、変動金利の借入や、固定金利でも残存期間が短い借入の方が金利上昇の影響を短期間に受けやすいと考えられる。そこで、企業の変動金利借入と残存期間 1 年以内の固定金利借入（以下、「変動金利等借入」と定義）が借入残高全体に占める割合を確認すると、不動産取引業及び不動産賃貸業・管理業の変動金利等借入割合は 5～6 割で全業種と大きく変わらないものの、負債比率（中央値）は 7 割以上と高くなっている（図表 19）²⁹。

²⁶ ICR = (営業利益 + 受取利息等配当金) ÷ 支払利息割引料と定義。

²⁷ 前節では業種区分に個人及び SPC を追加したが、本節ではデータセット①も扱う関係上、不動産取引業、不動産賃貸業・管理業の 2 区分のみで集計する（前節で確認した SPC は両業種に一部含まれると推定される）。

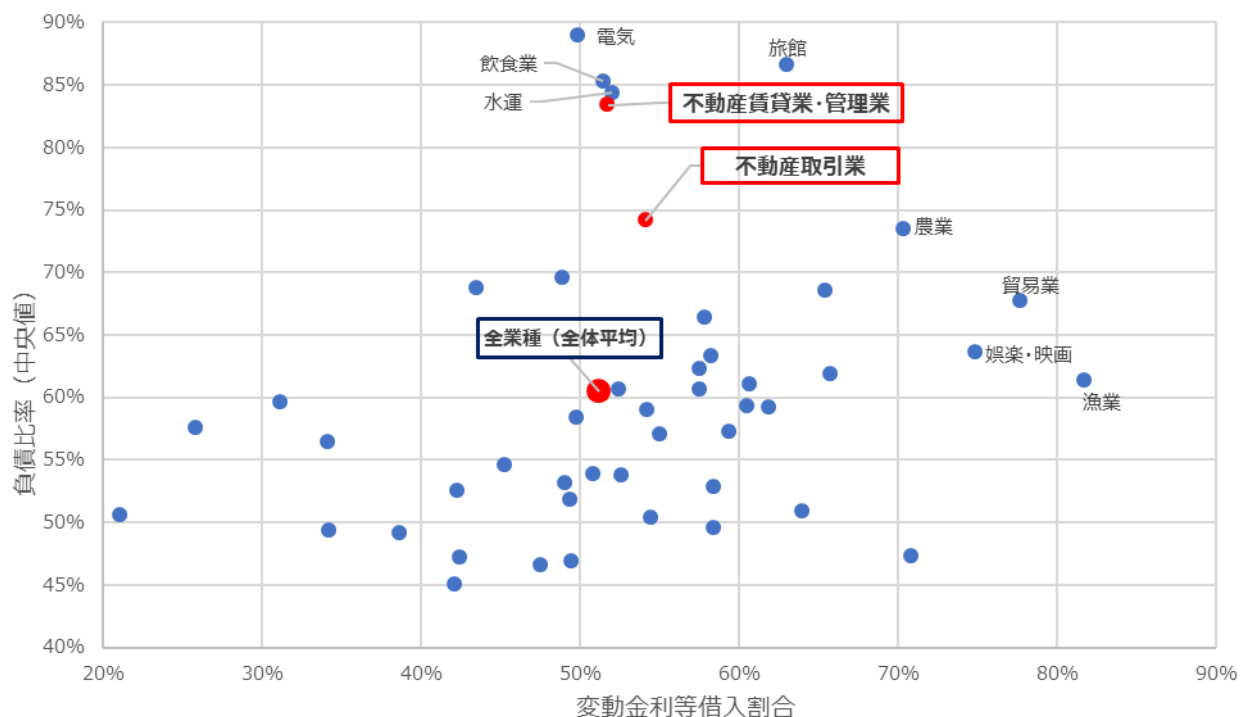
²⁸ FSA Analytical Notes (2023.6) 「銀行融資の信用リスクに関する分析」参照。

²⁹ 図表 19 及び図表 20 の集計対象は中小企業（資本金 2 千万円以上 1 億円未満）。データセット②における業種小分類ごとの値をプロッ

また不動産業は、ICR が 1 未満の企業数が総企業数に占める割合（以下、「利払超過企業割合」と定義）は比較的低位に留まっている一方で、変動金利等借入の金利水準が一律に一定幅上昇（平行シフト）したと仮定した場合の利払超過企業割合の変化を確認すると、不動産業、特に不動産賃貸業・管理業は、全業種と比べ、金利上昇に伴う利払超過企業割合の増加幅が大きい（図表 20）。

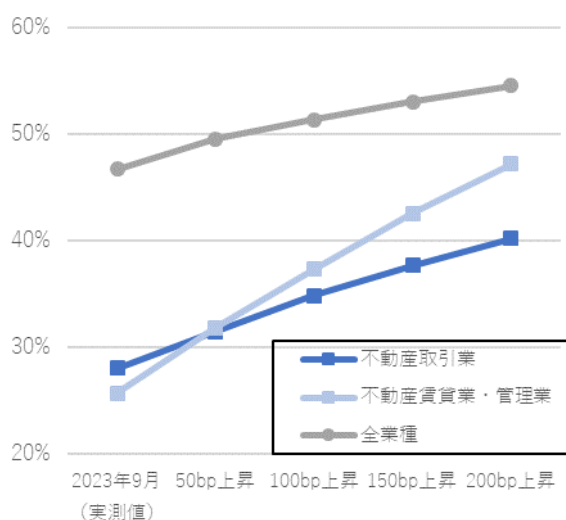
このように、不動産業は相対的に金利上昇の影響を受けやすい業種であると考えられる。

図表 19 負債比率と変動金利等借入の割合



（出所）データセット②

図表 20 一定の借入金利上昇を仮定した場合の利払超過企業割合の変化



(出所) データセット②より試算

なお、本分析では借入金利のみが瞬間的に上昇し、他の変数は不変と仮定しているため、マクロ経済環境も悪化し業績悪化を伴う場合や、逆に時間をかけた金利上昇で同時に業績の改善も期待できる場合（金利上昇に伴い賃料収入が上昇する場合）等には、必ずしも実態は本試算通りとはならない点に留意する必要がある。特に不動産賃貸業・管理業は、図表 17 が示すとおり、過去の金利上昇局面や景気後退期でも ICR の変動幅は小さくなっている。これには、不動産需要そのものは経済環境が変化しても減退しにくいといった側面があると考えられる。

いずれにせよ、財務の面からも、不動産業は他業種よりも金利上昇の影響を受けやすく、マクロ環境によっては僅かな金利上昇幅でも大きく財務状況が悪化する可能性があることが示唆されたため、金融庁では、今後とも不動産業の動向を注意深くモニタリングしていく。

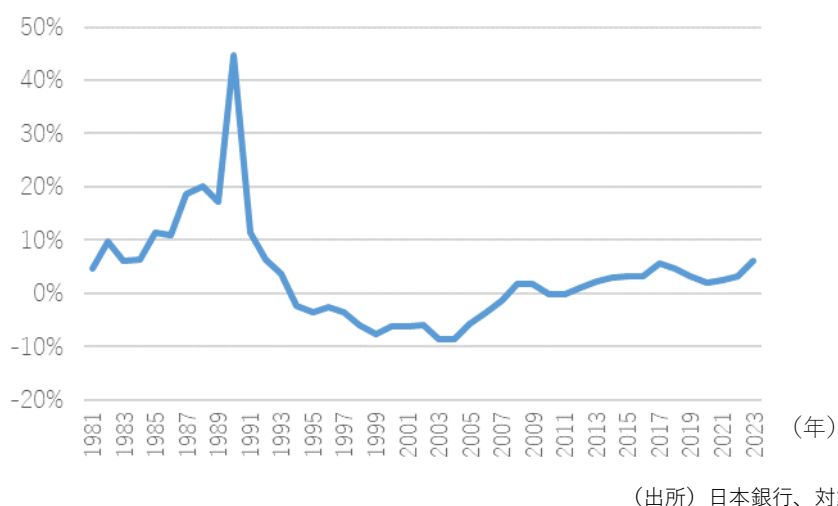
BOX 1: 不動産担保の活用状況に係る実態把握

不動産価格の上昇や不動産業向け貸出残高の増加とともに、不動産担保を活用した貸出残高も近年伸びている（図表 21）。ここで、共同データプラットフォームの明細データを活用し、法人向け貸出における不動産担保の活用状況を企業の規模・業種別に確認した（図表 22）。不動産担保を利用している企業の割合は、規模別には中堅企業が最も多く、中小企業、大企業と続き、大企業は、不動産業を除くと不動産担保の利用割合は 2 割以下であった。大企業は信用力が高いことから、また、中小企業は担保として利用可能な不動産が少ないことから、それぞれ中堅企業と比べ担保利用企業割合が低いと推察される。

次に、不動産担保を利用している企業について、総貸出残高の何割が不動産担保によりカバーされているかを確認した（図表 23）。カバー率についても中堅企業や中小企業が大企業よりも高い傾向が見られた。中堅企業及び中小企業の不動産業の場合は約 6 割が不動産担保によりカバーされている一方で、他の規模・業種の場合は 3 割未満にとどまる。

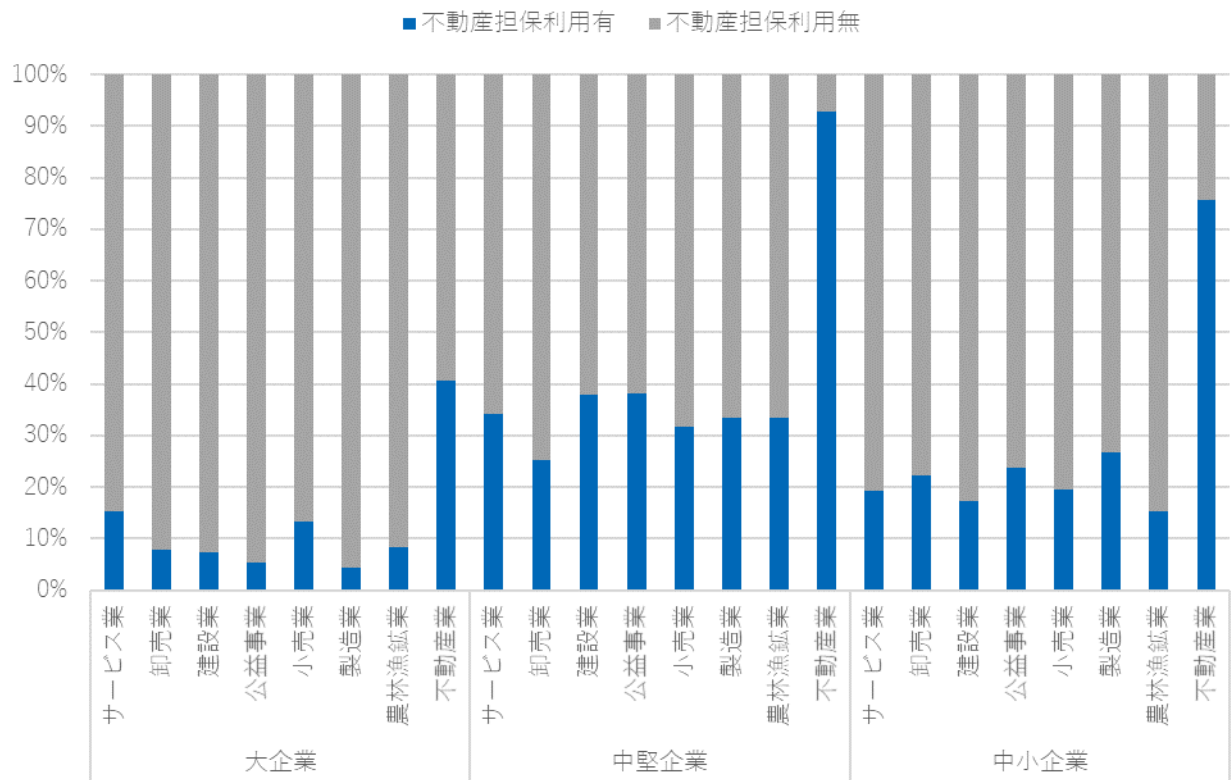
以上より、不動産業では多くの企業が不動産担保を利用し、かつ、与信残高の多くをカバーしていることが分かる。この点は、不動産業では、一般に売買用・賃貸用の不動産取得に係る借入時等に不動産担保を活用することと整合的である。他方、他業種では、バブル期のように法人向け貸出全体で不動産担保に過度に依存している状況ではないと推察されるものの、不動産市況が悪化した場合には不動産担保の価値下落という波及経路で、不動産担保を利用している不動産業以外の企業にも影響が及ぶ可能性がある。このため、金融庁では、不動産担保の利用状況についても明細データを活用し理解を深めていく。

図表 21 不動産担保による貸出残高の伸び率推移（前年比）³⁰



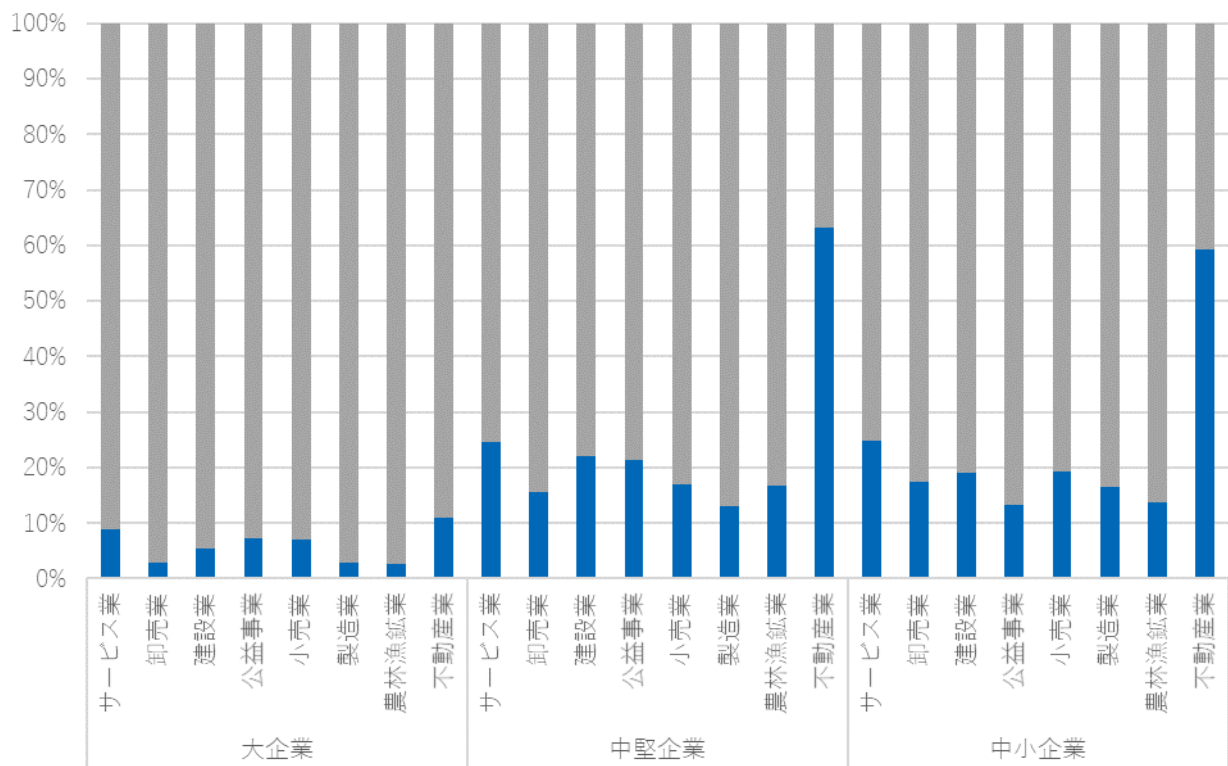
³⁰ 不動産担保は、財団抵当も含む。また、本統計は住宅ローンを含む全貸出が対象であるため、住宅ローン残高の上昇が不動産担保の拡大に寄与している可能性も考えられる。

図表 22 不動産担保利用企業数の割合



(出所) データセット②

図表 23 不動産担保カバー率



(出所) データセット②

Ⅲ. 債務者区分の変化と財務指標及び不動産市況の関係

第Ⅱ章で確認したように、不動産業の破綻懸念先以下割合は足元では低位となっている。他方、リーマンショック期に不動産取引業の破綻懸念先以下割合が大きく上昇したように、不動産業向け貸出の信用リスクは、不動産市況やそれを受けた不動産業者の財務動向に左右されと考えられる。しかし、例えばコロナ禍では同じ不動産でもオフィスやホテルは需要が停滞した一方、リモートワークの普及で住宅市場は活況であったなど、一口に不動産市況といってもその動向は複層的である。このため、不動産市況と財務動向、そして不動産業向け貸出の信用リスクについて明快な関係を見出すことは容易ではない。ここで、不動産業向け貸出への理解を深めるため、まず機械学習を用いて不動産業向け貸出の信用リスク（債務者区分）を予測するモデルを構築し（第1節）、そのモデルの判断基準等の解釈を試行する（第2節）。機械学習は、複雑な構造を持つモデル構築や変数間の非線形性を織り込むことができるため、人間には検知困難な関係性も考慮可能となる。

1. 機械学習モデルの概要と予測結果

本分析で用いる機械学習モデルは、精度の低い決定木を複数組み合わせることで精度を向上させる XGBoost (eXtreme Gradient Boosting)³¹である。XGBoost は、数多くの機械学習分野の調査・研究で利用されており、高い性能を発揮することで知られている。目的変数及び説明変数は図表 24 のとおりである³²。使用可能なデータ全体の 75%を学習データに、残り 25%をテストデータに充て、企業の財務指標や企業特性、不動産市況等に関するデータとデータセット①を用いて、基準日から1年以内に債務者区分³³が正常先から要注意先以下に悪化する確率（以下、「ランクダウン確率」と定義）を予測する。図表 25 は、本分析の対象期間である 2005 年から 2022 年における決算年ごとの正常先サンプル数及びランクダウン割合³⁴を示している。

³¹ CHEN, Tianqi; GUESTRIN, Carlos. Xgboost: A scalable tree boosting system. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*. 2016. p. 785-794.

³² 不動産市況に係る変数は、本分析の対象期間である 2004 年 3 月期以降でデータが取得できる主要なものを選択した。年次公表の地価は期間中横置きと仮定し変化率を算出した。

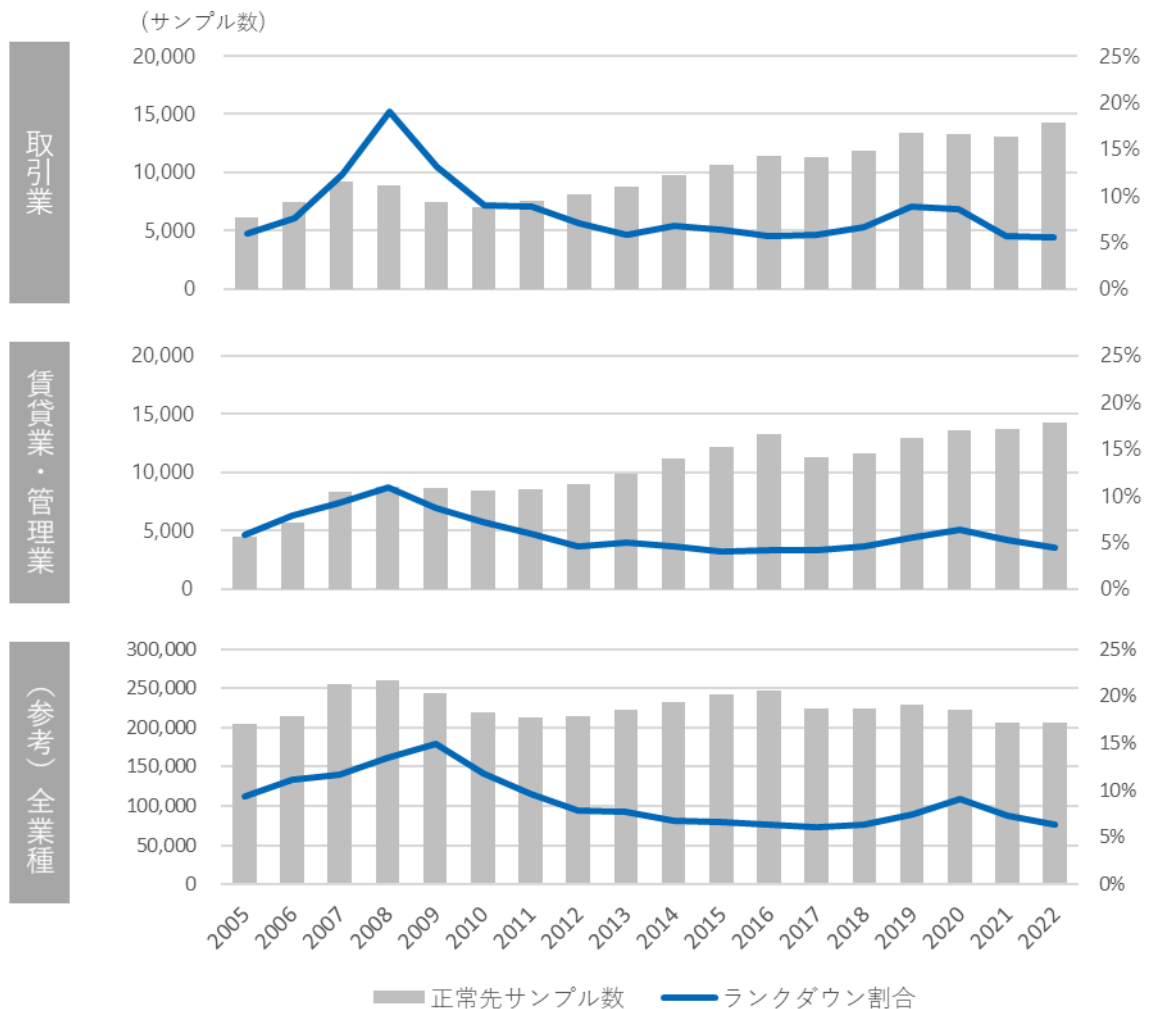
³³ 本分析で用いた地方銀行のデータでは、債務者区分を「正常先、要注意先、要管理先、破綻懸念先、実質破綻先、破綻先」の 6 区分で表記しており、本分析における債務者区分の名称もこれに倣っている。

³⁴ ランクダウン割合 = (正常先サンプルのうち向こう 1 年以内にランクダウンしたサンプル数) ÷ 正常先サンプル数

図表 24³⁵ 目的変数と説明変数の概要

目的変数	1年以内のランクダウン確率	1年以内に債務者区分が正常先から要注意先以下に悪化する確率
説明変数		
・ ROA	(営業利益＋受取利息配当金)÷総資産	CRITS時系列データ
・ 支払金利	支払利息割引料÷(短期借入金＋長期借入金)	
・ 負債比率	(短期借入金＋長期借入金)÷総資産	
・ 現預金比率	現金預金÷総資産	
・ 規模	貸出先の企業規模（大企業、中堅企業、中小企業）	
・ 地価（全国・全用途）	全国・全用途の地価の変化率（前年同期比）	国土交通省：地価公示
・ 不動産在庫DI	不動産業における在庫DI	日銀短観
・ 住宅戸数	住宅戸数の総計を対数化した値	国土交通省：住宅着工統計
・ 空室率（東京）	東京におけるオフィス空室率の平均値	三鬼商事
・ 取引件数変化率	不動産の取引件数の変化率（前年比）	不動産研究所
・ 床面積	着工新設床面積の総計を対数化した値	国土交通省：住宅着工統計
・ 日経平均株価	日経平均株価の変化率（前四半期比）	Bloomberg

図表 25 サンプル数とランクダウン割合の推移



（出所）データセット①

³⁵ 図表 24 で示した説明変数に加え、前期の財務指標や業種ダミー、地域ダミー等を追加し同様の手法でモデル構築を行ったが、以降で述べる結果に大きな変化は見られなかった。

学習したモデルの精度³⁶は図表 26 のとおり。テストデータにおいても適合率が7割を超えるモデルとなったため、本モデルで将来のランクダウンを一定の精度で予測できると考えられるものの、高い再現率は達成できなかった。一般に、適合率と再現率はトレードオフの関係にあるとされ、一方の精度を追求するともう一方が悪化するが、本分析では多数の融資先の中からランクダウンの蓋然性が相応に高いと予測される先を絞って検知したいとのニーズがあると仮定し、適合率を優先して推計を行った。他方で、ランクダウンの予兆がある先を早期警戒のため幅広く検知したいという活用も考えられるところ、その場合は再現率を追求したモデルを構築する方が望ましいと考えられる³⁷。どちらを重視するかは、予測の目的に応じた検討が必要となる。

図表 26 学習データとテストデータに対する予測結果

		正解率	適合率	再現率
不動産取引業	学習データ (134,928)	0.923	0.954	0.031
	テストデータ (44,977)	0.919	0.703	0.017
不動産賃貸業・管理業	学習データ (139,545)	0.943	0.981	0.013
	テストデータ (46,515)	0.943	0.739	0.006
(参考) 全業種	学習データ (3,062,654)	0.911	0.923	0.006
	テストデータ (1,020,885)	0.910	0.704	0.003

※括弧内はサンプル数

2. 機械学習モデルの解釈

このように、機械学習は一定精度の予測を可能にする一方で、その判断基準等を人間が理解できるか（説明可能性）が不明確である点が実用化に向けた課題とされてきた。このような課題に対して、近年、機械学習の説明可能性を高めるための手法（eXplainable AI: XAI）の研究が急速に進展しており、本分析においても XAI 手法の一つである SHAP（SHapley Additive exPlanations）値を用いて本予測モデルに対する理解を試みる。

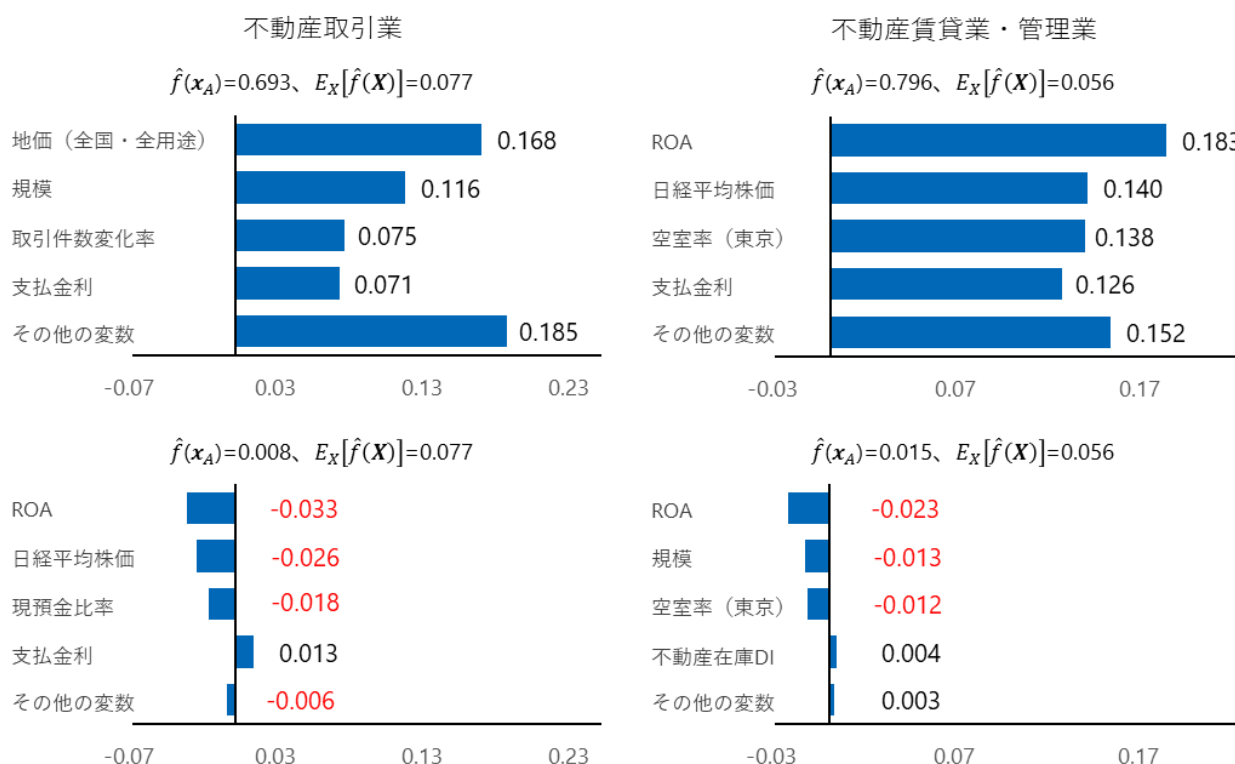
³⁶ 二値分類問題におけるモデルの予測精度を測る指標として、正解率、適合率、再現率が用いられる。各指標を算出するための計算式は、それぞれ以下のとおりである。このとき、TP(True Positive)はランクダウンすると正しく予測した数、TN(True Negative)はランクダウンしないと正しく予測した数、FP(False Positive)は、ランクダウンすると誤って予測した数、FN(False Negative)はランクダウンしないと誤って予測した数である。なお、本分析で用いたモデルの予測値は、確率値として出力されるため、本分析では、あらかじめ閾値を 0.6 と設定したうえで、予測値が 0.6 以上のサンプルはランクダウンする、0.6 未満のサンプルはランクダウンしないものとして計算している。閾値を変更することで各評価指標の結果は変化する。

$$\text{正解率} = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)、\quad \text{適合率} = TP/(TP+FP)、\quad \text{再現率} = TP/(TP+FN)$$

³⁷ 本分析で扱うデータは、ランクダウンするサンプルが極端に少ない不均衡データとなっており、僅少な事象（今回はランクダウンするという事象）を漏れなく予測することは困難という問題が生じる。このためアンダーサンプリング（多数派のデータを削減することで不均衡をなくす手法）を用いて分析を行ったところ、再現率の改善が確認されたが、学習データに対して過剰に適合する過学習が発生した。実務への応用も見据えると、データセットやモデル選択等により一層の精度向上を目指す必要があり、今後の課題である。

SHAP 値は、機械学習モデルが出力した個々の予測値に対して、どの説明変数がどの程度寄与しているかを定量的に表すものである³⁸。図表 27 は、本モデルで「ランクダウンする」と予測されたあるサンプル（図表 27 上段）と、「ランクダウンしない」と予測されたあるサンプル（同下段）の SHAP 値を示すものであり、SHAP 値がプラス（マイナス）に大きいほどランクダウン確率を上げる（下げる）方向への寄与が大きいことを示す。例えば、今回ランクダウンすると予測された不動産取引業のあるサンプル（図表 27 左上）は、全サンプルの予測値平均が 0.077 であったところ、0.693 という高い確率でランクダウンするとの予測結果が出ているが、その差分に寄与した変数としては、地価、企業規模、取引件数、支払金利が大きかったことを説明している。このように、個々のサンプルに対してどの変数が予測に寄与していたか推測できることが SHAP 値の強みであるため、例えば大口与信先や重点リスク管理対象先ごとに結果を確認するといった実務上の活用が考えられる。

図表 27 テストデータにおけるあるサンプル 4 例の SHAP 値
（上位 4 変数、上段：ランクダウンするサンプル、下段：ランクダウンしないサンプル）

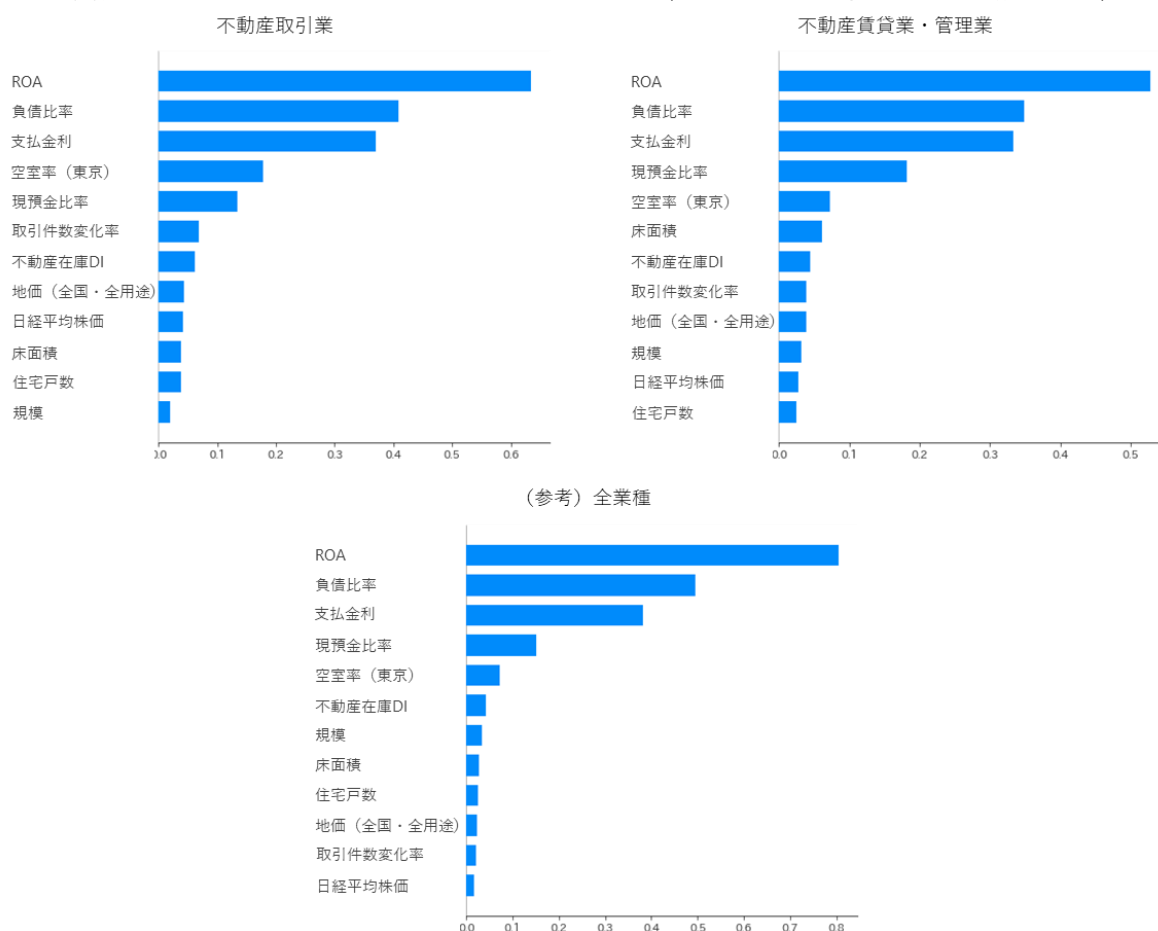


³⁸ サンプル A の予測値を $\hat{f}(x_A)$ とすると、全サンプルの予測値の平均 $E_X[\hat{f}(X)]$ と説明変数が M 個のサンプル A の SHAP 値 $\phi_{j,A}, j = 1, \dots, M$ の間には、 $\hat{f}(x_A) = E_X[\hat{f}(X)] + \sum_{j=1}^M \phi_{j,A}$ という関係が成り立つ。SHAP 値の概念としては、まず ROA だけ投入した場合の予測値を求め、次に負債比率を加えた場合の予測値…という形で説明変数を 1 つ 1 つ加えながら、予測がどのように変わるか（＝各説明変数が予測にどう貢献しているか）を求めるものである。SHAP 値は、協力ゲーム理論における Shapley 値の概念を機械学習に応用したものであるが、説明変数を投入する順番によって個々の貢献度が変わるため、すべての順番で貢献度を求め、その平均値をとったものが SHAP 値となる。SHAP 値の詳細は、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ「格付け分類モデルにおける機械学習の応用：機械学習の説明可能性を高める手法（2023 年 3 月）」等を参照。

全テストデータの SHAP 値の絶対値の平均を示したものが図表 28 であり、これによって本モデルにおける全体的な傾向を把握することができる。不動産業と全業種を比較すると、不動産業の方が空室率や不動産業における在庫 DI といった不動産市況に係る変数の SHAP 値が幾分大きい傾向があるため、不動産業は他業種より不動産市況の影響を相対的に受けやすいと考えられる一方で、不動産業でも ROA、負債比率、支払金利、現預金比率が上位に並んでおり、不動産市況に係る変数よりも、個別企業の財務指標の方がランクダウンの予測に与える影響が大きいことが示唆された。

ただし、例えば図表 27 で示したサンプルは取引件数が予測に大きく寄与していたように、個別サンプルにおける寄与度と全体傾向が必ずしも一致する訳ではない。例えば、前章で注目した不動産 SPC 向け貸出であれば不動産市況の影響を受けやすい等、予測対象貸出先の特性に応じて期待される各変数の寄与度は異なってくると考えられる。本モデル構築に用いたデータセットは貸出先名が匿名化されているため、現段階では個別サンプルレベルの検証は困難であるが、今後明細データが蓄積された際には、ビジネスモデルや所在地等の個別の要因も確認しつつ精度検証を進めることで、各種変数と予測結果の関係性についてより一層理解を深めることが可能になると期待される。

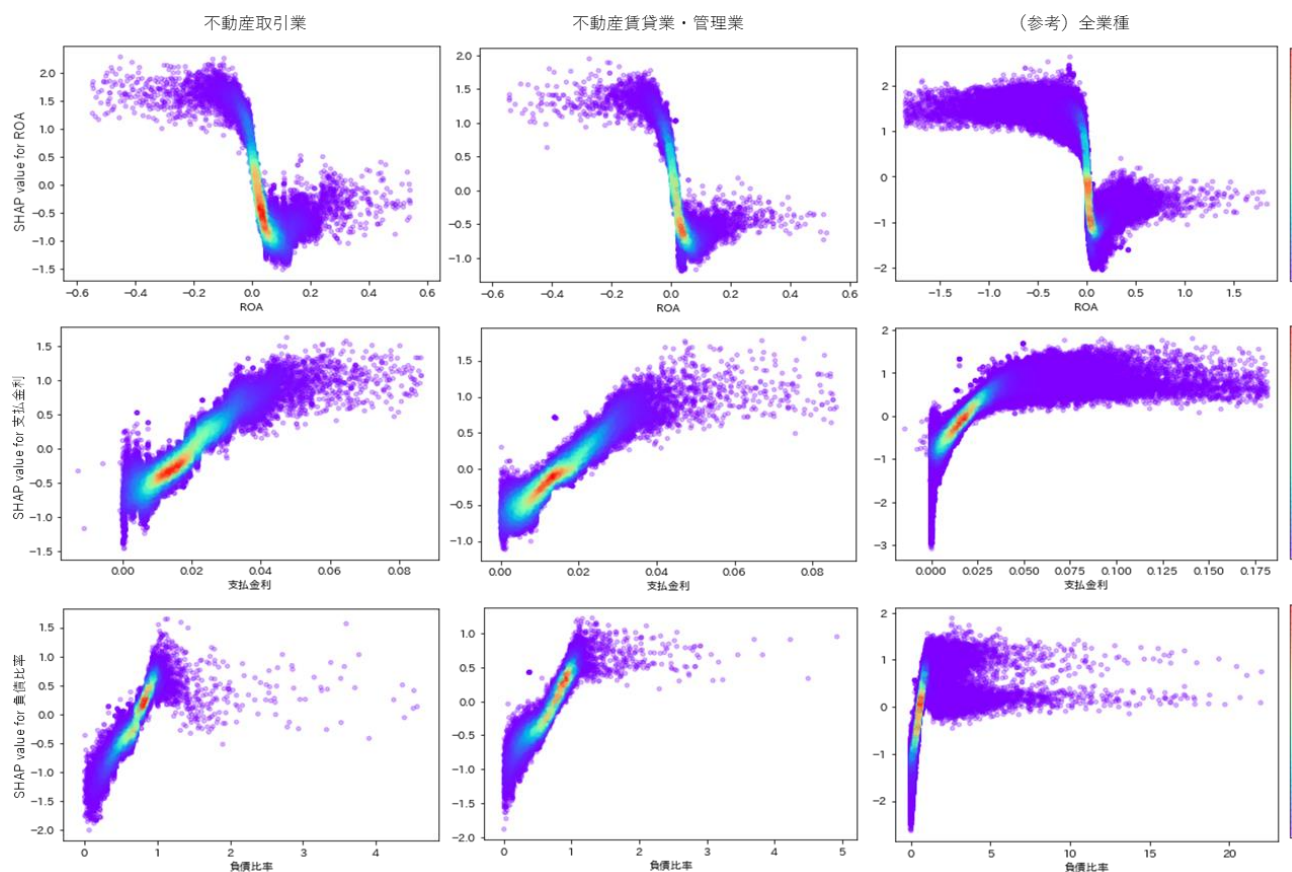
図表 28 SHAP 値によるテストデータ全体の解釈（予測結果への寄与の大きい説明変数）



最後に、全体傾向と個別サンプルの SHAP 値の関係性について、散布図で可視化したのが図表 29 である。図表 29 ではプロットされたデータの密度をヒートマップとして表している。全体傾向で最も寄与度が高いとされた ROA については、ROA が正か負かによって、ランクダウンへの影響方向が変わるモデルになっていることが分かる（図表 29 上段）。ROA が正であれば SHAP 値はマイナス、すなわちランクダウンしない方向への寄与度が高くなっているが、ROA が +0.1 を超えたあたりからはサンプル数も減少し、SHAP 値の分布は概ね横ばいであり、逆方向も同様の傾向が見られる（SHAP 値は -0.5 あるいは +1.5 近辺に分布）。すなわち、ROA の絶対値がある一定水準を上回ると ROA が予測に与える影響度は鈍化している。

また、負債比率についても、0～1 の範囲では右肩上がり、すなわち負債比率が高まるほどランクダウン確率の上昇に寄与するという、直感にも即したモデルとなっているが、1 を超えたあたりからは比例関係は崩れている（図表 29 下段）。負債比率が 1 を超える企業の場合は、債務超過であるにも関わらず期初に正常先と判定されている点を踏まえると、特殊な財務・ビジネスモデルを有する企業である可能性がある。こうした特殊サンプルが予測に過剰な影響を与えることは通常望ましくないが、本モデルでは、少なくとも SHAP 値の分布を見る限りにおいては、特殊サンプルの影響は限定的と見られる。

図表 29 SHAP 値の散布図



3. 結論・考察

以上より、機械学習による予測モデルの構築とその解釈を試行したことで、①不動産市況がランクダウンの予測に与える影響は、不動産業の方が他業種より大きい可能性が確認された。②ただし、財務指標の方が不動産市況より予測への寄与が大きかった。③個別にみると不動産市況が予測に大きく寄与しているサンプルも存在するため、個別性にも着目にする必要がある、という点で示唆を得ることができた。ただし、不動産業の動向や不動産市況は、例えば人口動態や外国人投資家の動向等の構造的・マクロ的な要因や、ある地域で再開発が進み隣接地域の需要が落ち込んだといったミクロ動向の影響も受けるところ、今回のデータセットでは捕捉できていない要素も多分にあると考えられる。また、過去 20 年間のデータで学習しているため、金利上昇局面など、過去と局面が変わった場合には予測の精度が悪化する可能性もある。

BOX 2: ロジスティクス回帰モデルによるランクダウンと財務指標の関係に係る説明

ある事象が起こるか否かを推定する二値問題では、ロジスティクス回帰分析が代表的な分析手法とされる。線形関係を仮定し、係数の符号や有意水準により目的変数と説明変数の関係を明快に説明できることから、ランクダウンやデフォルトを推計するモデルとして信用リスクの分野でもよく応用されている。FSA Analytical Notes (2023.6) においても、融資先のデフォルト確率を財務指標やマクロ変数で説明するロジスティクス回帰モデルを推計した。

ここで、本分析における機械学習モデルで、各種財務指標の SHAP 値が相対的に大きいと推計された点を踏まえ、財務指標とランクダウンとの関係を同データセットから説明するロジスティクス回帰モデルを構築し、その結果を確認することで、財務指標とランクダウン確率の関係性について理解を深めることを試みる。回帰分析では、説明変数が過剰な場合に多重共線性や見せかけの相関問題が生じうるため、ここでは説明変数を全テストデータの SHAP 値の絶対値の平均（図表 28）で上位に位置付けられた ROA、支払金利、負債比率、現預金比率の 4 つ³⁹とし、マクロ経済や市況に関する変数は時間固定効果としてダミー変数で設定する。回帰式は以下のとおりである。

$$\log \frac{p_i}{1-p_i} = \beta_0 + \sum_{k=1}^4 \beta_k \cdot Zaimu_{k,i} + \sum_{t=2006}^{2022} \beta_t \cdot Year_{t,i} + \varepsilon$$

推計結果は図表 30 のとおり。不動産取引業、不動産賃貸業・管理業いずれにおいても、4 つの財務指標は全て 0.1% 有意となっており、ランクダウン確率と有意な相関があることが確認された。標準化された変数の下で、不動産取引業、不動産賃貸業・管理業ともに ROA の回帰係数の絶対値が一番大きくなっていることから、ランクダウンへの影響度は ROA が最も大きいと推計された点は、本分析における機械学習モデルと同様の示唆となっている⁴⁰。

ロジスティクス回帰分析では、推計結果の符号を見ることで各説明変数がどのような「方向」で目的変数に影響しているかも容易に確認可能である。今回の推計結果では、ROA の低下、支払金利の上昇、負債比率の上昇及び現預金比率の低下が、ランクダウン確率を高める方向に寄与することが分かる。

一方、図表 29 で確認したとおり、本データセットでは負債比率が 1 を大きく超えるなど、財務指標が極端な値をとるサンプルも一定数存在する。ロジスティクス回帰モデルは変数間の線形結合を仮定しているため、仮に図表 30 で推計したロジスティクス回帰モデルで予測を試みる場合、こうし

³⁹ ロジスティクス回帰分析は説明変数のスケールの影響を受けやすく、変数間のスケールが異なる場合、係数の大きさと変数の重要性を正確に反映することができない。そのため、本分析では変数間のスケールを揃えるために標準化を行ったうえで係数同士の比較を行っている。

⁴⁰ 株式会社帝国データバンクの企業個社データによると、企業の倒産理由として「販売不振」を挙げる企業が最も多い。企業業績（ROA）がランクダウンに最も影響するとの本章の分析とも整合的と考えられる。

た極端な値をとるサンプルの場合は、予測結果が特定変数の影響に大きく左右されやすい懸念がある。

このように、ロジスティクス回帰分析は構造がシンプルであり、明快かつ解釈が容易な結果を示すため、感応度分析やストレステストにも応用可能なモデルではあるが、その構造がデータセットの特徴と整合的であるかには留意が必要である。こうしたモデルの特性も踏まえながら、実態や活用方法に応じてモデルや変数を取捨選択していく必要がある。

図表 30 ロジスティクス回帰モデルにおける回帰係数の推計結果

説明変数	不動産取引業	不動産賃貸業・管理業	全業種
ROA	-0.481 ***	-0.504 ***	-0.545 ***
支払金利	0.333 ***	0.356 ***	0.248 ***
負債比率	0.411 ***	0.387 ***	0.308 ***
現預金比率	-0.248 ***	-0.266 ***	-0.212 ***
疑似決定係数	0.099	0.069	0.081

***：0.1%有意

サンプル数（全期間合計）	179,905	186,060	4,083,539
うち、ランクダウン先数	14,438	10,730	366,204

IV. 総括

本稿では、金融庁が新たに運用を開始した共同データプラットフォームで取得した貸出明細データを含む高粒度データを活用し、地方銀行における不動産業向け貸出の実態把握を行った。足元で不動産業向け貸出の信用リスクに著変は見られないものの、貸出先地域別にみると、東京都など地元以外で貸出を展開しており、貸出ポートフォリオが首都圏の不動産市況の影響を受けやすくなっている可能性が示唆された。更に、不動産業は他業種と比べて借入金利上昇が財務悪化につながりやすいことも示唆された。

また、機械学習等を活用し、財務指標や不動産市況と不動産業の債務者区分の関係性について分析を行った。その結果、モデルの精度向上の余地は残るものの、不動産業は全業種よりも不動産市況の影響を受けやすいと見られる一方、全体としては財務指標が債務者区分の悪化に与える寄与度が大きいなど、一定の示唆を得ることができた。

金融庁では、引き続き、質の高いデータセットの確保により不動産業向け貸出についてきめ細やかな実態把握とデータに根差したモニタリングを行うとともに、分析モデルや手法の改善を図ることとで、不動産業向け貸出と不動産市況との関係性について理解を深めつつ、高粒度データを活用したモニタリングの高度化に繋げていく。

企業間取引ネットワーク分析

(要旨)

本稿では、金融庁における金融機関間・企業間ネットワーク構造の可視化に係る取組を紹介すると共に、企業間取引ネットワークにおける企業破綻時の影響の波及度を測るうえで重要な企業を特定する指標について考察した。分析の結果、一部の企業が他の大多数と比べてその重要度が高いことが示唆された。引き続き、ネットワーク分析手法の研究を進めることで、金融システムや実体経済への理解を深めながら、モニタリングの高度化を目指していく。

1. はじめに

金融システム全体の安定を図るマクロプルーデンスにおいては、金融機関が他の金融機関とどのような取引関係にあるかや、金融市場や実体経済とどのように接続しているかといった、各経済主体間の構造・相互連関性（ネットワーク）が金融システムに与える影響が重視されている。例えば銀行貸出においても、貸出先企業単位のリスク把握のみならず、サプライチェーンなど、当該貸出先企業が属するネットワーク構造を踏まえたリスク把握が求められる。

金融庁としても、マクロプルーデンスの観点から我が国金融システムを取り巻くネットワーク構造やその特徴を把握していくことが重要である。分析対象のネットワークをノード（点）とリンク（線）で表現し、その特徴等を定量化して検討するネットワーク分析の手法は、通信や交通網、人間の交友関係から文章における単語間の関係に至るまで、分野を問わず応用されている。企業間取引などの経済活動も例外ではなく、対象とする業種や地域等の範囲を変化させ、これまでに多様な先行研究が報告されている。また、大規模データを用いた複雑なネットワークを効率的に扱う手法に関する研究も発展している¹。

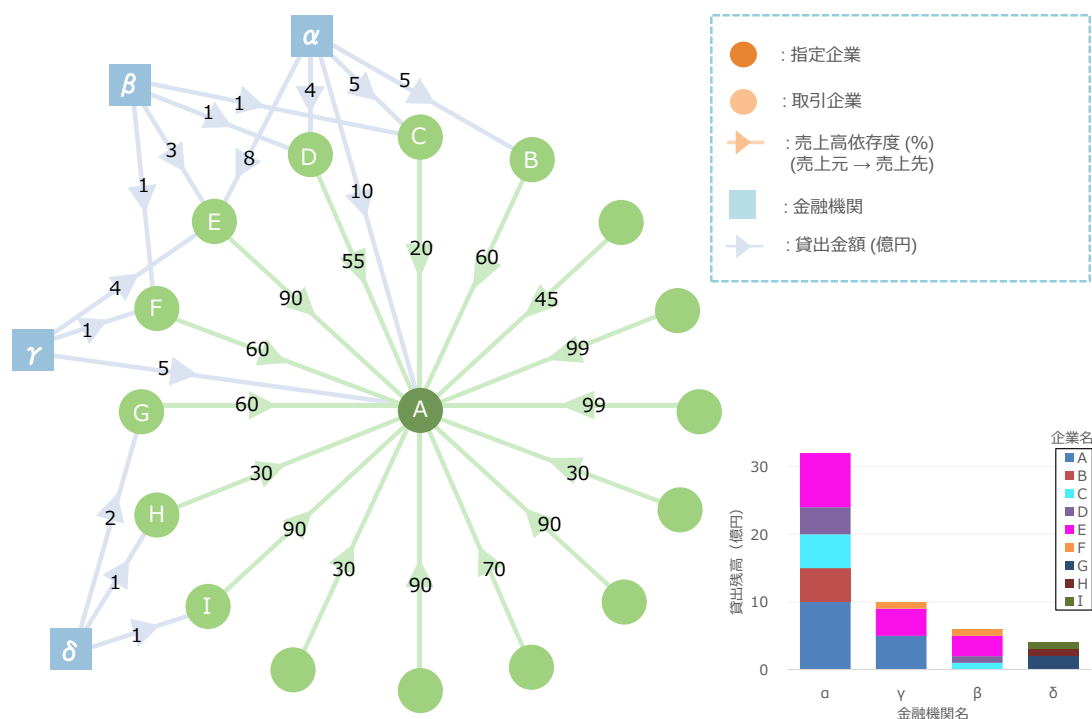
本稿では、金融庁において行われたネットワーク分析の事例として、銀行の貸出明細データを活用した金融機関間・企業間ネットワーク構造の可視化に係る足元の取組（第Ⅱ章）と、企業間取引データから構築した企業間取引ネットワークの中で、ネットワークに与える影響度やネットワークから受ける影響度の大きい企業を特定する試み（第Ⅲ章）について紹介する。

¹ 詳細は、「林幸雄『Pythonと複雑ネットワーク分析』近代科学社, 2019」「鈴木努『ネットワーク分析』共立出版, 2017」等を参照。林の文献では、国の産業の多様性を考慮した貿易ネットワークの分析や、ネットワークにおいて、よりノード同士が密に繋がっている「コミュニティ」を抽出する手法の研究が紹介されている。

II. 金融機関間・企業間ネットワーク構造の可視化

金融庁では、日本銀行と共同で段階的に運用を開始している新しいデータ収集・管理の枠組みである共同データプラットフォーム²により収集した銀行の貸出明細データと、外部企業情報の国内企業間取引データ³を利用して、企業間の取引・出資や、銀行貸出に係るネットワーク構造を可視化するツールを構築している（図1）。すなわち、企業や金融機関をノードとし、貸出や出資等の取引関係を向きを有するリンクで示すネットワークを描画し、併せてその取引金額等を表示することで、企業倒産等のイベント発生時に、密に取引している企業や貸出額の多い金融機関を保有データの範囲内で瞬時に特定でき、そのイベントの影響を一定程度把握可能となる。

図1 金融機関間・企業間ネットワーク構造の可視化ツール（イメージ）



ただし、図1は視認性を確保するため企業Aを中心とするネットワークのみ掲載しているが、企業Bなどその他企業には通常は企業A以外の取引先が存在するため、実際の企業間取引はより複雑な構造を有しており、こうした二次先、三次先も含めたネットワークを直感的に理解可能な形で可視化するのは容易ではない。このため、このネットワークが金融システムにどのような影響力を持つのかを正確に理解するためには、例えば、可視化困難な範囲も含め、ネットワーク構造や特徴量に係る何らかの指標と併せて確認するなどの必要がある。

² 金融庁「データ一元化の進捗と今後の進め方」<<https://www.fsa.go.jp/news/r6/sonota/20240701-2/20240701.html>>

³ 株式会社帝国データバンクより情報を取得。

なお、ネットワーク構造の可視化を試みたその他の金融庁内の取組として、店頭デリバティブに係る取引明細データを用いたデリバティブ市場の取引構造ネットワーク把握に係る分析⁴や、レポ市場及び国債現担市場におけるデータを用いた証券会社の資金運用先ネットワークの可視化に係る取組⁵が行われている。こうした明細データを活用した分析を一層促進するためには、収集するデータの質の向上に向けた取組⁶も継続していく必要がある。

Ⅲ. 企業間取引に係るネットワーク分析

ネットワーク分析において、重要なノードを測る指標としては様々なものが提案されている。代表的なものとして、他のノードとのリンク数を用いる次数中心性や、他のノードとの最短距離に焦点をあてた近接中心性等の指標がある。こうした指標は、複雑なネットワーク構造であってもノード間及びネットワーク構造間の比較を定量的に行うことができる点で有用である。他方、システムリスクを念頭に、企業間取引における重要性を測る指標としては、ノードの特性、例えば企業の財務状況等を踏まえた指標も考慮することが望ましいと考えられる。

2008年の金融危機以降、相互関連性の把握はグローバルでも重要視されており、2023年から2024年にかけて行われた国際通貨基金（IMF）による金融セクター評価プログラム（FSAP）⁷の中でも、我が国金融システムにおけるシステムリスク評価の一環として相互関連性分析が行われた。このFSAPでは、我が国銀行、保険会社及び証券会社の預金や有価証券保有等の相互エクスポージャーデータを活用し、ネットワーク構造の把握にとどまらず、各金融機関の健全性指標等のノードの特性も踏まえたうえで、①自らの破綻が他の金融機関に与える影響度や、②他の金融機関の破綻が自らに与える影響度について評価が行われている⁸。

本稿では、FSAPの分析も参考に、企業間取引ネットワーク上の各企業について、①自らの破綻が他の企業に与える影響（波及力指数）と、②他の企業の破綻が自らに与える影響（脆弱性指数）といった、ネットワークの重要性を測定する2つの指標を計算し、その関係性を考察する。

⁴ 川井大輔、長谷川正樹、八木理沙『店頭デリバティブ取引市場に関する取引ネットワーク構造解析について』金融庁職員執筆論文（2023）
<https://www.fsa.go.jp/frtc/report/honbun/2021/20210707_SR_Derivative_Article.pdf>

⁵ 2023 事務年度金融行政方針コラム p56 参照。

⁶ 例えば、店頭デリバティブ取引報告制度で収集されたデータは、報告を求められている取引当事者の双方が重複して報告を行うことによる二重報告が確認されるなどの問題があり、制度の改善が進められている。

⁷ 金融セクター評価プログラムは、IMF が加盟国の金融部門の安定性を評価するプログラムで、日本を含む主要国は5年に一度審査を受ける。2023年に行われたFSAPの結果は、<<https://www.fsa.go.jp/inter/etc/20240514/20240514.html>>を参照。

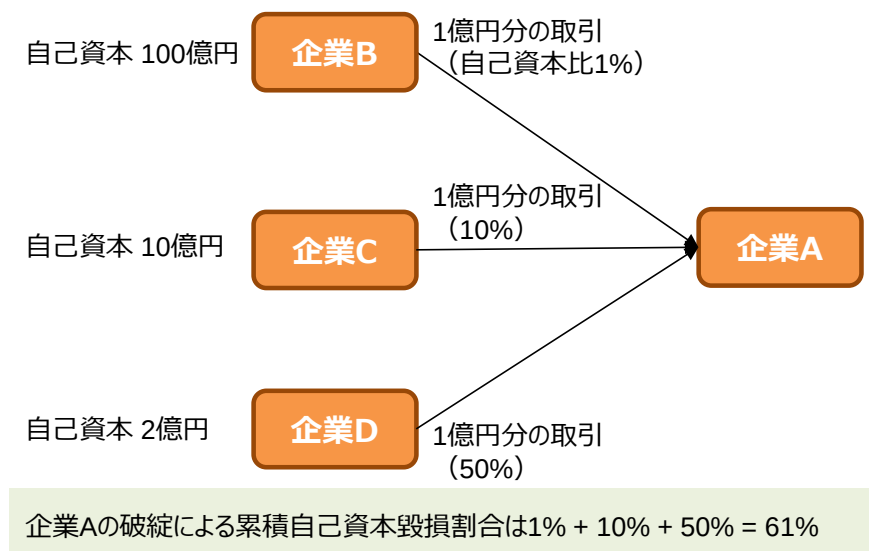
⁸ IMFの分析では、①を Contagion Index、②を Vulnerability Index と呼称。

1. 自らの破綻が他の企業に与える影響度（波及力指数）

単純化した例として、企業Aは、企業B・C・Dの3社からそれぞれ1億円分の仕入れ（買掛金）があると仮定する（図2）。企業Aが破綻し、企業B・C・Dがその売掛金を回収できなくなった場合、企業B・C・Dはその分の貸倒損失を計上するが、そのインパクトは各企業の経営体力等により異なってくると考えられる。そこで今回は、自らが破綻したときに、各仕入先に対して対自己資本比でどの程度の損失を与えるかを計算し、それを合算することで、自らの破綻が仕入先全体にその程度の損失を与えるかを把握する「累積自己資本毀損割合」を計算する⁹。これにより、取引金額に加えて、損失を受ける企業の自己資本額に応じた影響度を考慮することができる。

本稿では、「累積自己資本毀損割合」を、自らの破綻がネットワーク上の他の企業に与える影響度を測る「波及力指数」と定義する¹⁰。

図2 累積自己資本毀損割合の計算例



2. 他の企業の破綻が自らに与える影響度（脆弱性指数）

他の企業が破綻した影響により自らの破綻に繋がやすい場合、影響が二次的、三次的にネットワークを伝播することで、システミックリスクを増大させる懸念がある。ここで、他の企業からの影響を受けやすいか否かについて、Freeman ら¹¹による手法を参考に計算を行う。

⁹ 自己資本以外にも、総資産や売上に占める割合等の切り口で計算することも考えられる。

¹⁰ 「波及力指数」は、財・サービスの提供先企業の破綻が提供元企業に与える財務面の影響に焦点を当てており、財・サービスの提供元企業の破綻が提供先企業に与える営業面の影響（サービスの提供が途絶えることにより経営が停滞する等）は考慮していない点に留意。

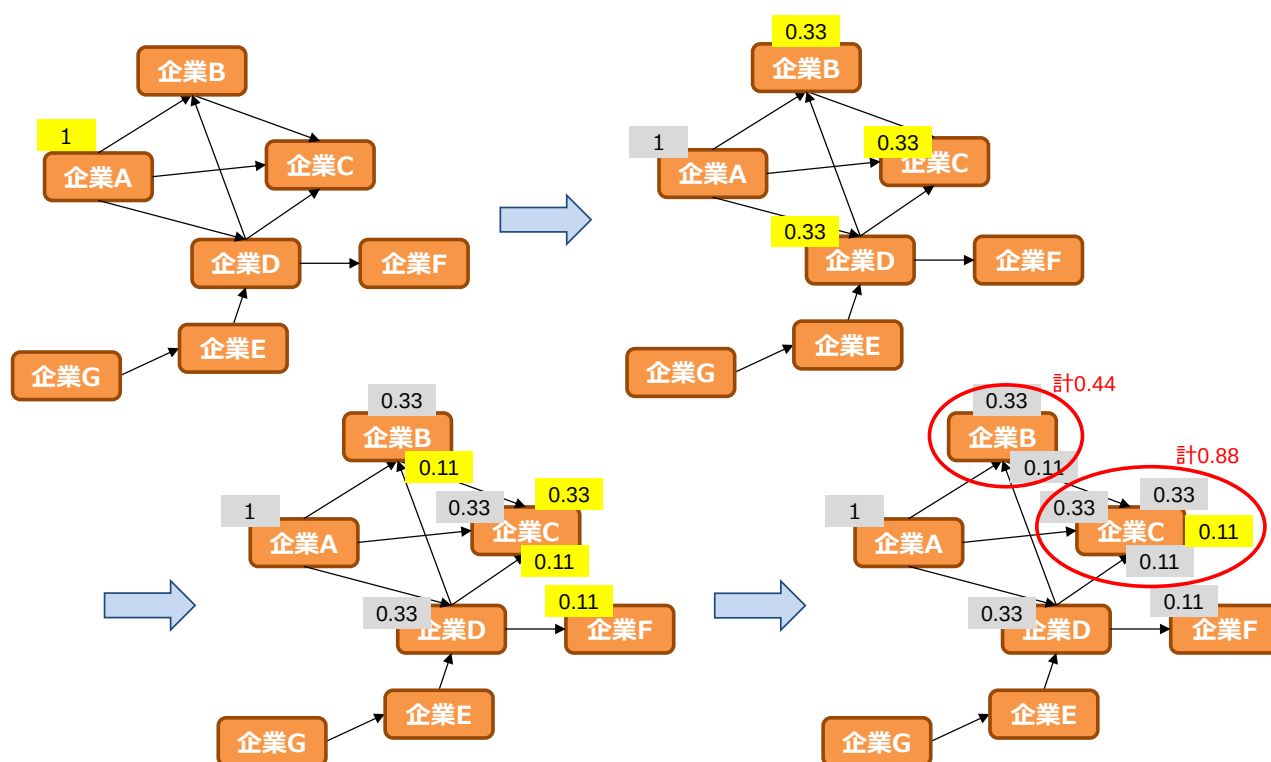
¹¹ Freeman, Linton C., Stephen P. Borgatti, and Douglas R. White. "Centrality in valued graphs: A measure of betweenness based on network flow." *Social networks* 13.2 (1991): 141-154.

Freeman らは、ネットワーク上において、ある企業 A が持つリソースを 1 と仮定し、取引関係にある企業に均等に分配することを考えた。この時、リソースを受け取った企業も同様にそれぞれの取引先に分配することを繰り返す。定常状態になるまでこの操作を行い、自らのノードを通過したリソースの総和を「依存度」と定義した。これにより、図 3 を例とすると、「ネットワーク上、企業 A が破綻した時に受ける影響は、企業 C は企業 B より大きい」という定量的な比較が可能となる。

図 3 では、企業 A についてのみ「依存度」を計算しているが、これをネットワーク上の企業全てに対して計算する。こうして算出された各企業ごとの「依存度」を各ノードで足し上げた値を「重要度」と Freeman らは定義している。これにより、ネットワーク上に等質に分配されたリソースが頻繁に通過するノードを特定することができる。つまり、「重要度」が高いほどネットワーク上で他の企業から影響を受けやすい企業ということになる。

本稿では、Freeman らにおける「重要度」を「脆弱性指数」と定義する。

図 3¹² 依存度の計算例



¹² 図中の矢印はサービスが提供される向きを表す。具体的には、企業 A が企業 B,C,D に対して部品や製品を販売すること等を想定している

3. 結果と考察

企業間取引データの一部サンプル¹³からなる取引ネットワークを対象に脆弱性指数と波及力指数を計算し、その結果の分布を示したのが図4及び図5である。なお、それぞれの最大値を100として正規化を行っている。

図4 脆弱性指数と波及力指数の分布

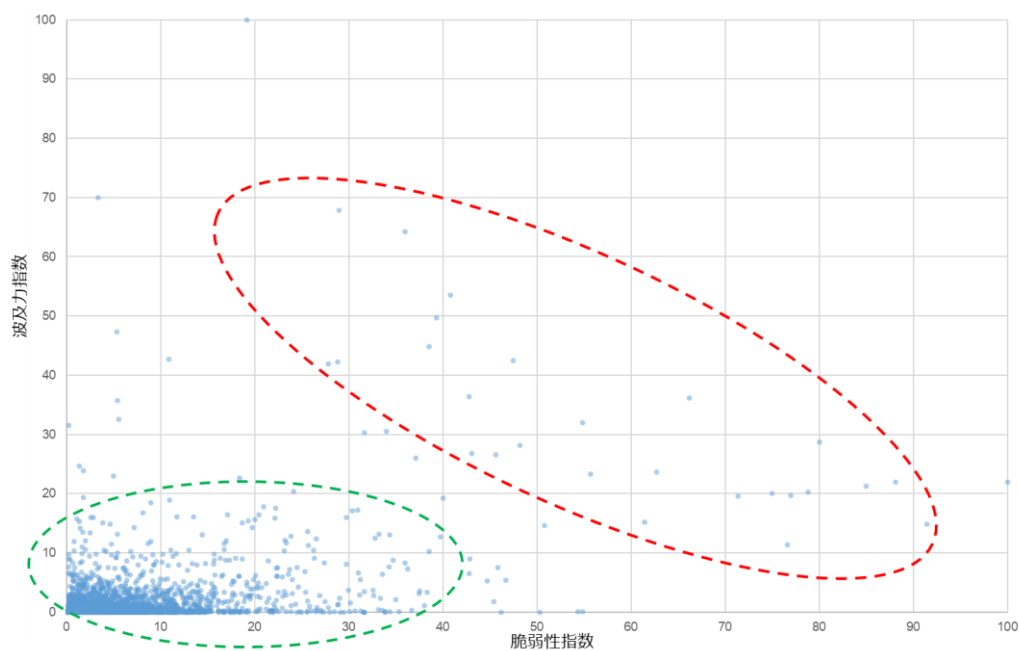
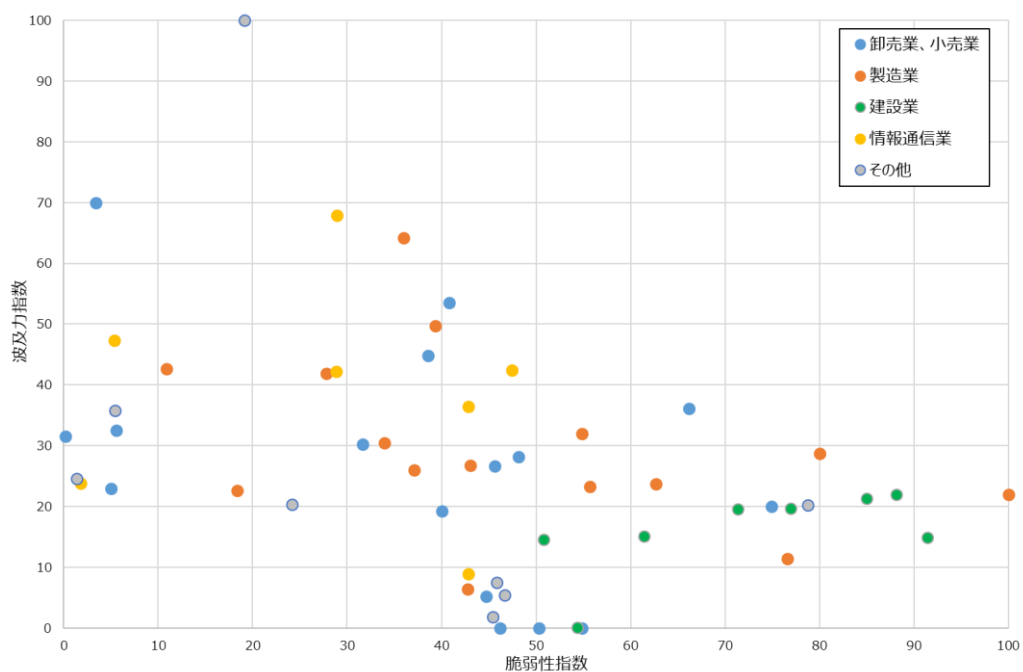


図5 脆弱性指数と波及力指数の分布（業種別、脆弱性指数>40、波及力指数>20 の企業のみ）



¹³ 取引金額が1億円以上の取引データ約75万件（企業数約22,000社分）を抽出して使用。

図4から二つの傾向が読み取れる。第一に、指数が小さいところに企業が集中する傾向（緑枠）が両指数について見られた。ネットワーク上影響力がある、あるいは影響を大きく受け得る企業は少数であることが分かる。

第二に、片方あるいは両方の指数が一定以上の値を取る企業（赤枠）においては、一方の指数が大きい場合はもう一方が小さくなるトレードオフの傾向がある。また、図5に示したように、両指数が一定値以上の企業について業種を確認すると、相対的に、製造業（自動車製造業）や情報通信業は波及力指数が高い一方、製造業（重工業）や建設業は脆弱性指数が高いことが分かった。こうした傾向の背景には、他社への影響力を持つ企業と他社から影響を受ける企業の性質が異なるためと考えられる。すなわち、両指数とも、その定義上、対象企業に対して売上のある企業（仕入先）の数が多いほど高くなる点は共通だが、そのうえで波及力指数は、自身の自己資本額に比して対象企業に対する売上額が大きい仕入先が多いほど高くなる。他方で脆弱性指数は、自分及び仕入先が多くのリソースを経由するような、ネットワーク上密なノードほど高くなりやすい。したがって、より具体的には、各企業あるいは業種によって仕入先の数や性質に違いがあることが、このような分布の要因になっていると考えられる。

なお、今回対象としたサンプルには、波及力指数と脆弱性指数の双方が極端に高い企業は見られなかったが、例えば特定の地域や業種等にネットワークを限定して同様の計算を行うと、異なる分布が得られると考えられる。また、脚注に記載のとおり、今回は分析対象の取引金額を1億円以上としているため、中小企業や一般消費者が関係すると取引はネットワークから排除されている場合も多いと考えられる。取引額の閾値を設けず指数を構築すると、小規模の取引を多数の先と行っている業種や一般消費者との取引が多い業種の重要度が変わる可能性があり、また異なる分布になると考えられる。

IV. 総括

本稿では、金融庁における金融機関間・企業間ネットワーク構造の可視化に係る取組を紹介した上で、外部企業情報の企業間取引データを使用して、企業の規模等の特性も踏まえつつ、企業間取引ネットワークにおける重要な企業を特定する指標について考察した。この指標を利用して、ネットワーク構造のみならず、ネットワーク上重要な企業の抽出を試行することができたが、今回構築した指標は一例であり、例えばサプライチェーン上代替が困難な企業（独占技術を有する等）に対する評価など、ノードの規模等の特性のみでは考慮できていない要素をどのように捉えるか等、更なる改善の余地がある。

こうした分析結果を銀行の貸出明細データと併せて活用することで、貸出先企業が属するネットワーク構造を踏まえた銀行の信用リスクの把握や波及シミュレーションに資すると期待される。また、今後は海外企業をネットワークに追加することで、カントリーリスクのシミュレーションに発展させることも考えられる。加えて、今回はマイクロデータである企業間取引データを使用して分析を行ったが、マクロの観点から産業連関表等のデータを活用することで景気の状態を加味した分析を行うことも考えられる。引き続き、ネットワーク分析手法の研究を進めることで、金融システムや実体経済への理解を深めながら、モニタリングの高度化を目指していく。

労働状況の変化を踏まえた人材不足倒産に関する分析

(要旨)

本稿では、外部企業情報の財務データ及び倒産データを用いて、人材不足を要因として倒産した企業の財務面の特徴の把握を試みた。人材不足倒産企業は、人件費負担や業務効率化等の面で、その他の企業とは異なる特徴があることが明らかになった。分析を継続することで、労働状況をはじめとするマクロ環境の変化が金融機関の信用リスクの増加につながらないか等、今後も金融システムへ与える影響をフォワードルッキングに注視していく。

I. 概要

我が国では少子高齢化の進行によって、生産年齢人口（15歳以上 65歳未満）は1995年をピークに減少しており、2020年の7,509万人から2050年には5,540万人に減少すると見込まれている¹。加えて、2024年4月より時間外労働の上限規制が建設業等に対しても適用²されることで労働力不足が懸念される「2024年問題」や、人口構成上の大規模な集団である1947年から1949年に生まれた世代が後期高齢者に達する「2025年問題」のように、労働状況は大きな変化を迎えている。こうした変化が将来的に様々な社会的・経済的課題を深刻化させた場合には、信用リスクの増加や資金需要・貸出先の減少といった形で金融機関にも影響すると考えられる。このため、労働状況の変化が我が国企業の経営状況に与える影響について分析することは、金融システムの安定のためにも有用である。

本稿は、深刻化する人材不足に着目し、人材不足を要因として倒産³した企業（以下、「人材不足倒産企業」）、人材不足倒産を除いた倒産企業（以下、「その他倒産企業」）及び以上に該当しない企業（以下、「存続企業」）の3類型を比較することで、その特徴を検証した。なお、本稿の分析は、外部企業情報の財務データ及び倒産データを用いているが、人材不足倒産企業数は倒産企業数全体に比

¹ 国立社会保障・人口問題研究所「日本の将来推計人口（令和5年推計）」

https://www.ipss.go.jp/pp-zenkoku/j/zenkoku2023/pp_zenkoku2023.asp

² 厚生労働省「時間外労働の上限規制」<https://hatarakikatakaikaku.mhlw.go.jp/overtime.html>

労働基準法の改正によって、大企業は2019年4月から、中小企業は2020年4月から上限規制が適用されている。うち、建設業、運輸業及び医師等は適用までに5年の猶予期間が設けられていたものの、2024年4月から上限規制が適用となった。

³ 本稿における倒産とは、株式会社帝国データバンクにて①銀行取引停止処分を受ける、②内整理する（代表が倒産を認めた時）、③裁判所に会社更生手続開始を申請する、④裁判所に民事再生手続開始を申請する、⑤裁判所に破産手続開始を申請する、⑥裁判所に特別清算開始を申請する、の6つのケースのいずれかに該当すると認められ、倒産データに掲載されている先を指す。

して少なく、サンプルに偏りがある可能性に留意が必要である⁴。

II. 我が国の労働状況について

はじめに我が国の労働状況の変化を確認する。図1は、企業の人手の過不足感を表す雇用人員判断 D.I.の推移である。本指標が正（負）であることは、人手が過剰（不足）と考えている企業の割合が高いことを示している。2014 年頃からマイナス圏にあり、足元では負の値が大きく、人手不足感が非常に高まっていることが確認できる。なお、2020 年から 2021 年にかけて一時的に上昇しているが、これは新型コロナウイルス感染症拡大や緊急事態宣言の発出等に伴う労働需要の急減を受けたことが要因である。

図2は、企業の設備の過不足感を表す生産・営業用設備判断 D.I.の推移である。本指標が正（負）であることは、設備が過剰（不足）と考えている企業の割合が高いことを示している。2009 年をピークに設備の過剰感が徐々に解消され、非製造業では 2013 年 9 月、製造業では 2017 年 9 月に値が負となった。その後は雇用人員判断 D.I.と同様に、一時的に過剰感が強まったものの、足元では再び不足感が生じつつある。このように、設備が不足していると考えている企業の割合が再び高まりつつある要因としては、新型コロナウイルス感染症拡大のため先送りにしていた設備投資のペントアップ需要や経済活動が正常化することへの期待感があったことに加え、人材不足を受けた業務効率化のための設備投資意欲の高まりも影響していると考えられる。

図3は名目賃金と実質賃金の前年四半期比伸び率の推移である。足元において、人手不足やインフレ等を要因に名目賃金の伸び率はプラス圏で推移している。ただし、2023 年 1～3 月時点の実質賃金の伸び率は物価上昇率の高さからマイナスである。

以上を踏まえると、我が国では、人材不足の深刻化が設備投資や賃金の動向にも波及し、企業の存続にも影響を与えている可能性がある。図4は倒産企業数と倒産企業数に占める人材不足倒産企業割合を示している。これによると、倒産企業数の趨勢とは異なり、人材不足倒産企業割合は一桁台であるものの上昇傾向にあり、今後も人材不足を背景とした倒産の増加が懸念される。

⁴ 本稿では、株式会社帝国データバンクの情報をもとに財務データ及び倒産データが利用可能な企業を分析している。本稿における「人材不足倒産企業」は、検証するに十分なサンプル数を確保する観点から、株式会社帝国データバンクの倒産データにおいて、いわゆる人手の確保困難を示す「人材の不足」や後継者の不存在等を示す「経営者の病気、死亡」が倒産要因に含まれている先とする。

図1 雇用人員判断 D. I.⁵

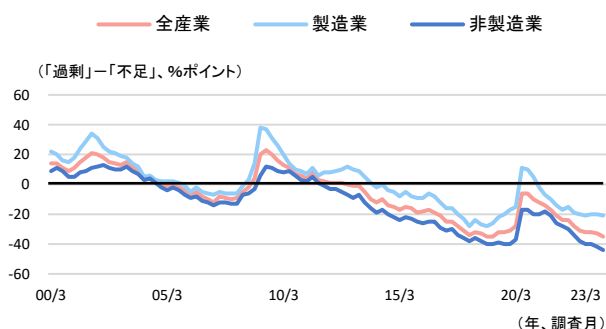


図2 生産・営業用設備判断 D. I.⁶

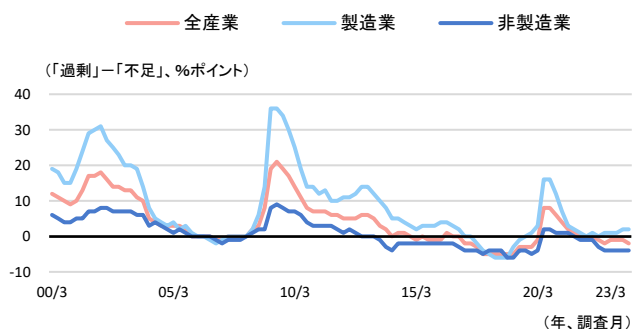


図3 賃金推移（前年四半期比伸び率）⁷

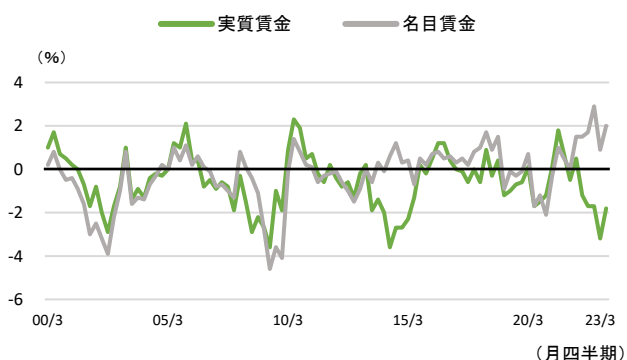
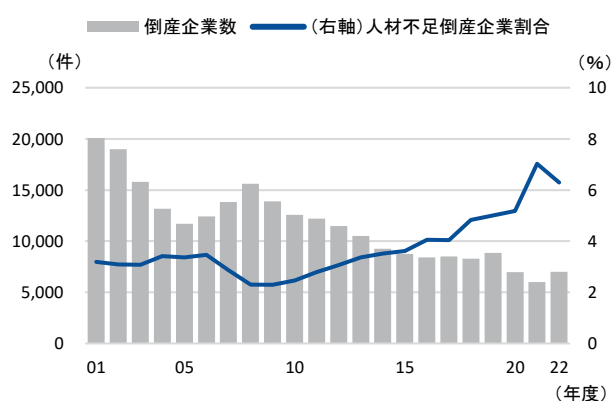


図4 倒産件数の推移



Ⅲ. 人材不足倒産企業に関する分析

前章で述べたとおり、人材不足の深刻化や人材不足倒産企業割合の上昇傾向等が確認できた。本章では、人材不足倒産企業の特徴を把握するために、各財務指標の分布、倒産に至るまでの推移をそれぞれ検証した。

1. 人材不足倒産の経緯の整理

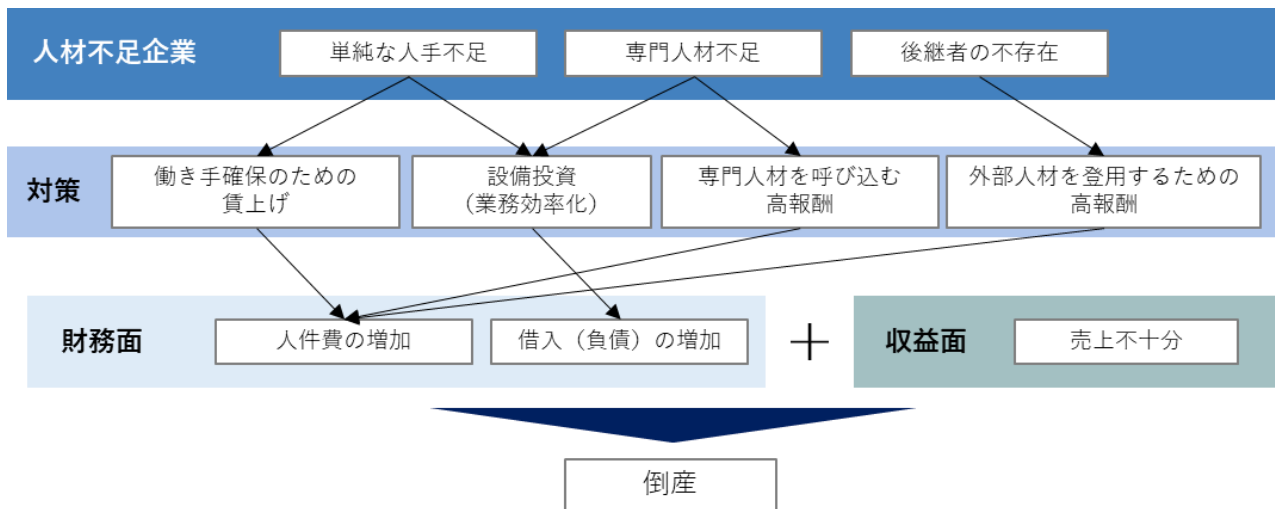
人材不足を要因とした倒産について検証するにあたり、倒産に至るまでの経緯を簡易的に図5のとおり整理した。人材不足において、取りうる対策は多岐に渡るものの、本稿では昨今の賃上げ傾向を踏まえて、主に人件費負担に着目することとした。

⁵ 出所：日本銀行「全国企業短期経済観測調査」

⁶ 出所：日本銀行「全国企業短期経済観測調査」

⁷ 出所：厚生労働省「毎月勤労統計調査」

図5 人材不足倒産の経緯⁸



2. 財務指標の分布の比較（倒産状況別）

はじめに、検証対象を人材不足倒産企業、その他倒産企業及び存続企業に分類したうえで各財務指標の分布を確認した。人材不足倒産企業及びその他倒産企業は倒産年度決算期⁹の数値を、存続企業は2023年9月末以前で取得可能な最新の決算期の数値を使用している。なお、本節ではサンプル数を確保したうえで大まかな傾向を把握するため、業種を考慮せずに分布を示しているが、検証対象のサンプル数及び業種割合は表1のとおりである。

まず人件費に係る指標として図6、7にそれぞれ売上高人件費比率と労働分配率の分布を示している。人材不足倒産企業とその他倒産企業の売上高人件費比率と労働分配率について中央値比較を行うと、人材不足倒産企業の値がともに高く、人件費負担が重い可能性が示された。

表1 対象サンプル¹⁰

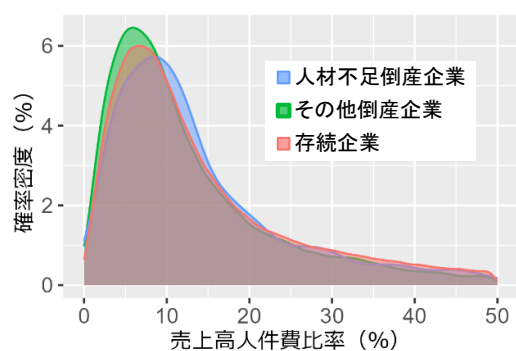
	n	製造業	卸売業	建設業	サービス業	小売業	運輸通信業	不動産業	その他
人材不足倒産企業	1,637	17.9%	35.7%	13.9%	18.9%	6.1%	4.3%	3.0%	0.2%
その他倒産企業	45,094	23.3%	31.3%	11.3%	18.6%	8.3%	3.4%	3.3%	0.5%
存続企業	1,036,355	22.2%	29.7%	9.8%	22.1%	7.2%	4.0%	4.4%	0.6%

⁸ 対策としては、この他にもM&A等が考えられるが、ここでは企業単独で取りうる主な対策を例示している。

⁹ 倒産年度決算期の数値が取得できない場合は、倒産年度以前で取得可能な最新の決算期の数値を使用。

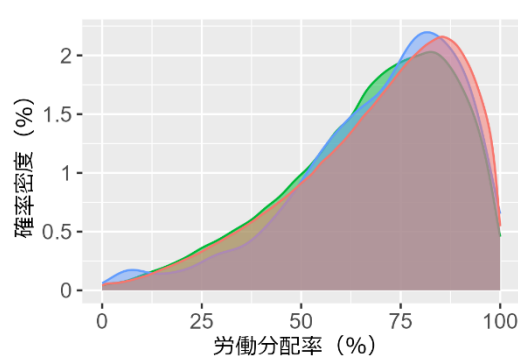
¹⁰ 集計期間は2001年4月から2023年9月末まで。

図6 売上高人件費比率¹¹



	中央値	平均値
人材不足倒産企業	10.41	14.14
その他倒産企業	8.70	11.76
存続企業	8.90	11.88

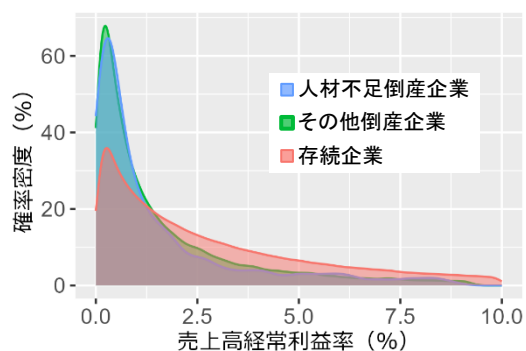
図7 労働分配率¹²



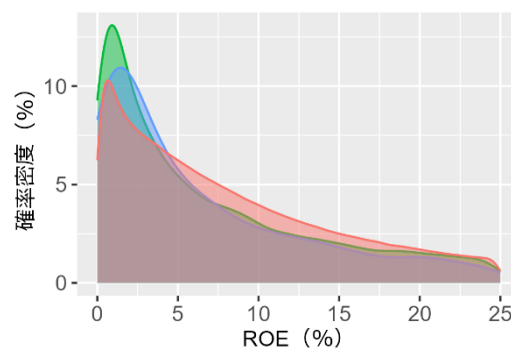
	中央値	平均値
人材不足倒産企業	82.15	75.54
その他倒産企業	77.44	67.77
存続企業	74.77	65.95

続いて、図8から図10において、収益性、安全性及び生産性を示す指標の分布を示している。これについても中央値を見ると、安全性指標の借入金依存度及び生産性指標の有形固定資産回転率は、人材不足倒産企業について高い傾向が見受けられた。

図8 収益性指標
(左図：売上高経常利益率¹³、右図：ROE¹⁴)



	中央値	平均値
人材不足倒産企業	0.26	-0.93
その他倒産企業	0.38	-0.56
存続企業	1.61	2.52



	中央値	平均値
人材不足倒産企業	2.97	7.96
その他倒産企業	3.77	9.45
存続企業	6.21	9.43

¹¹ 人件費÷売上高×100(%)。なお、本稿における人件費は「給料手当+役員報酬+賞与+役員賞与+福利厚生費」にて算出。

¹² 人件費÷付加価値×100(%)。なお、本稿における付加価値は「営業利益+不動産賃借料+支払利息割引料+減価償却費+租税公課+人件費」で算出。

¹³ 経常利益÷売上高×100(%)

¹⁴ 当期純利益÷自己資本×100(%)

図9 安全性指標
(左図：流動比率¹⁵、右図：借入金依存度¹⁶)

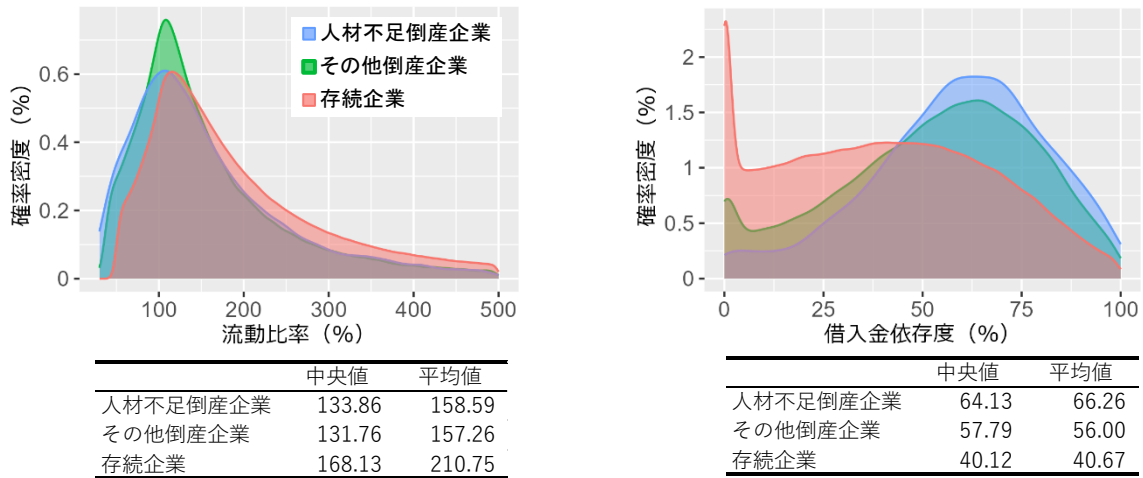
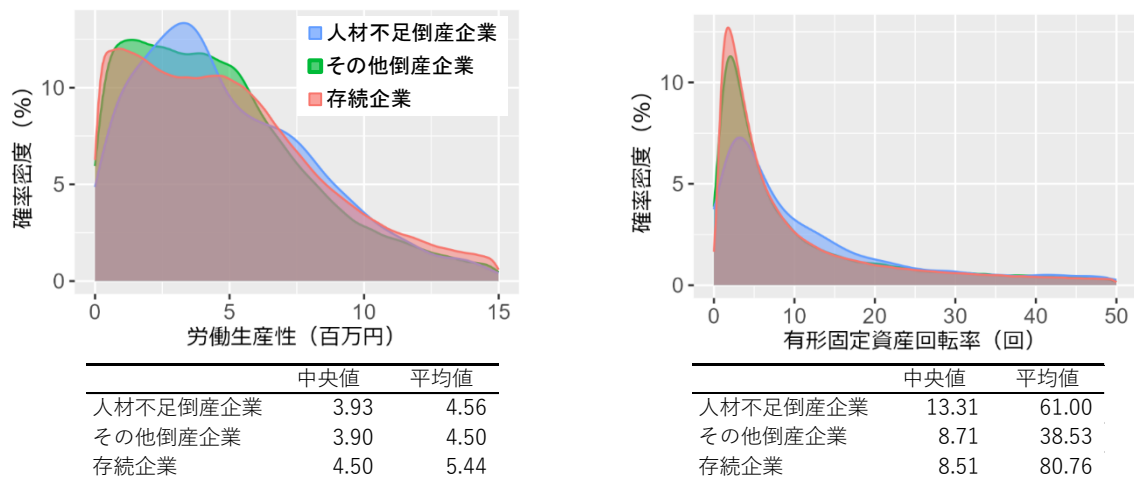


図10 生産性指標
(左図：労働生産性¹⁷、右図：有形固定資産回転率¹⁸)



3. 財務指標の推移の比較（倒産状況別）

続いて、人材不足倒産企業とその他倒産企業における、倒産に至るまでの財務指標の推移を確認した。ここでは倒産年を「t 期」とした場合の倒産前期までの過去 5 期の推移（t-5 期から t-1 期）を使用した。なお、存続企業は、取得可能な最新の決算期を「t-1 期」としており、参考扱いである。また、本節でも業種は考慮していないが、検証対象のサンプル数及び業種内訳は表 2 のとおりである。

¹⁵ 流動資産÷流動負債×100（％）

¹⁶ （短期借入金＋長期借入金＋支払利息－従業員預り金）÷（総資産＋受取手形割引高＋受取手形裏書譲渡高）×100（％）

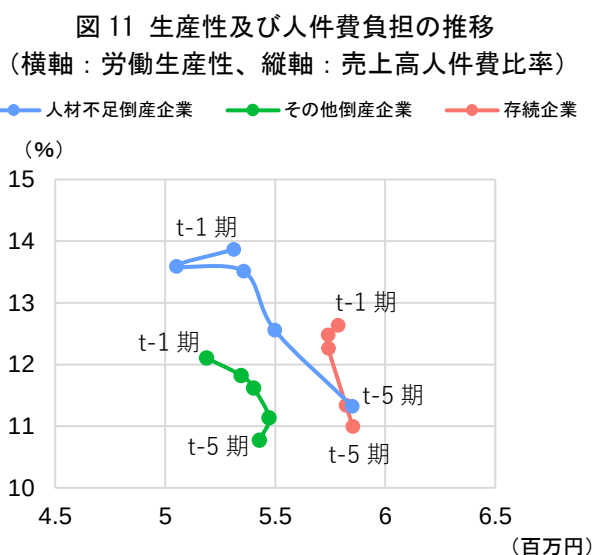
¹⁷ 付加価値÷従業員数（百万円）

¹⁸ 売上高÷有形固定資産（回）

表 2 対象サンプル¹⁹

	n	製造業	卸売業	建設業	サービス業	小売業	運輸通信業	不動産業	その他
人材不足倒産企業	406	15.8%	29.3%	17.7%	18.5%	8.9%	4.7%	4.9%	0.2%
その他倒産企業	11,557	19.7%	28.0%	15.3%	20.6%	8.5%	3.5%	3.8%	0.5%
存続企業	182,214	16.5%	24.0%	13.7%	25.8%	7.9%	4.2%	7.1%	0.9%

図 11 は、横軸に労働生産性、縦軸に売上高人件費比率を示したものである。人材不足倒産企業はその他倒産企業と比較して、t-5 期の労働生産性は低くなく、売上高人件費比率も高いとはいえない値にあることが分かる。他方で、t-1 期までのスパン²⁰で観察すると、その他倒産企業よりも労働生産性の低下幅と売上高人件費比率の上昇幅が大きい可能性が窺われた。



続いて、図 11 にてその他倒産企業よりも低下幅が大きい可能性が確認された労働生産性（付加価値／従業員数）に着目し、売上高あるいは有形固定資産で分解したうえでその推移を確認した。その結果が図 12、13 である。これによると、人材不足倒産企業の一人当たり売上高は標準誤差の大きさに留意する必要があるものの、その他倒産企業よりも低下幅が大きい可能性や、労働装備率はその他倒産企業より低位で推移していることを確認できた。

また、図 14 は借入金依存度、図 15 は前期比従業員数増減の推移を示している。人材不足倒産企業の借入金依存度は高位で推移している。また、人材不足倒産企業の前期比従業員数増減では、増減の傾向は確認できなかった。

¹⁹ 集計期間は 2001 年 4 月から 2023 年 3 月末まで。

²⁰ 人材不足倒産企業のサンプル数が限定されているため、全体的な傾向を把握する程度に留めるなど、解釈に留意する必要がある。

図 12 売上高による分解（中央値の推移）
（左図：一人当たり売上高²¹、右図：付加価値率²²）

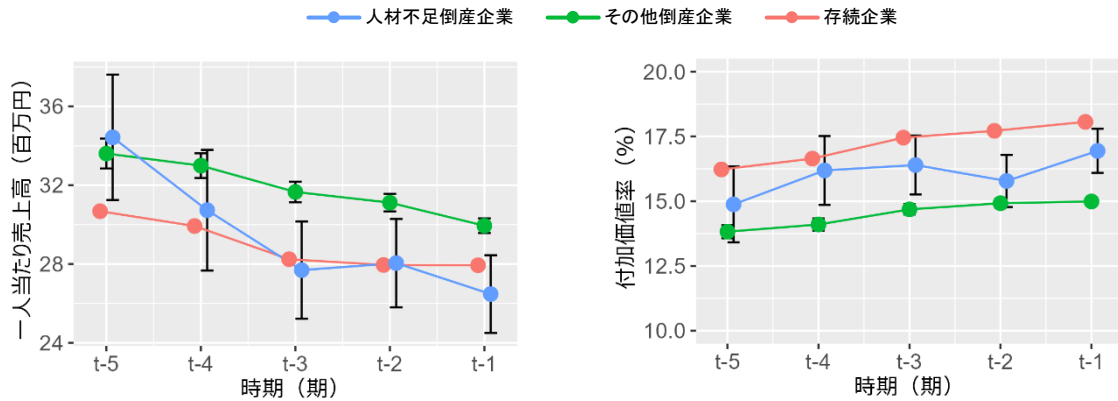


図 13 有形固定資産による分解（中央値の推移）
（左図：労働装備率²³、右図：設備生産性²⁴）

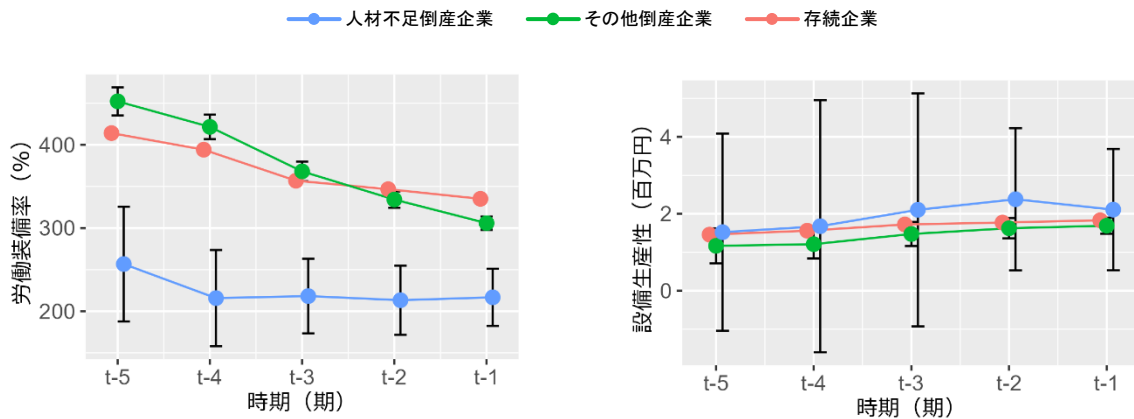


図 14 借入金依存度（中央値の推移）

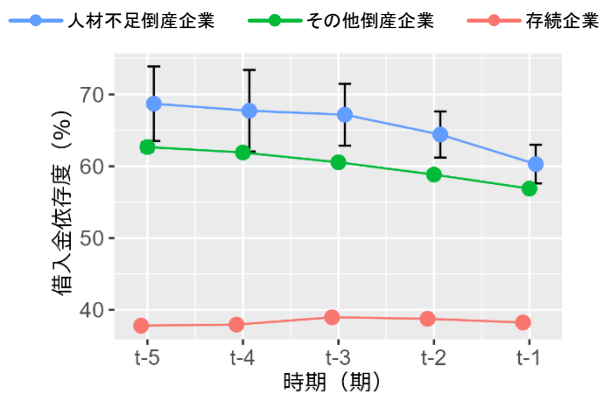
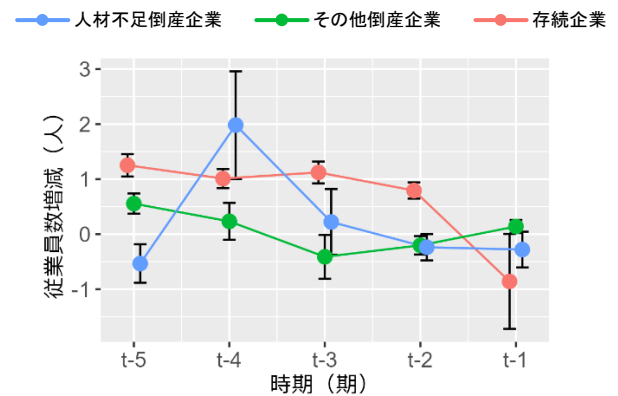


図 15 前期比従業員数増減（平均値の推移）



（エラーバーは標準誤差を示す）

²¹ 売上高 ÷ 従業員数（百万円）

²² 付加価値 ÷ 売上高 × 100（%）

²³ 有形固定資産 ÷ 従業員数 × 100（%）

²⁴ 付加価値 ÷ 有形固定資産（百万円）

4. 人材不足倒産企業の財務上の特徴に係る推計

人材不足倒産企業は人件費負担が徐々に重くなっており、借入金の依存度が高く、業務効率化が不十分である可能性が示唆された。そこで、以下の多項ロジスティック回帰を用いて、これらの傾向について検証を行った。

$$\begin{cases} y_{B,i} = \ln\left(\frac{P_{B,i}}{P_{A,i}}\right) = \alpha_B + \sum_{m=1}^4 \beta_{B,m} \text{explanatory variable}_{m,i} + \sum_{n=1}^4 \beta_{B,n} \text{control}_{n,i} + \varepsilon_{B,i} \\ y_{C,i} = \ln\left(\frac{P_{C,i}}{P_{A,i}}\right) = \alpha_C + \sum_{m=1}^4 \beta_{C,m} \text{explanatory variable}_{m,i} + \sum_{n=1}^4 \beta_{C,n} \text{control}_{n,i} + \varepsilon_{C,i} \end{cases}$$

A: 人材不足倒産
 B: その他倒産
 C: 存続
 i: 企業

表3 説明変数/コントロール変数一覧

【explanatory variable】

回帰式1 (v1)

- (1) △労働生産性（前期差分）
- (2) △売上高人件費比率（前期差分）
- (3) 労働装備率
- (4) 借入金依存度

回帰式2 (v2)

- (1) △一人当たり売上高（自然対数変換の前期差分）
- (2) △一人当たり人件費（自然対数変換の前期差分）
- (3) 労働装備率
- (4) 借入金依存度

回帰式3 (v3)

- (1) 労働生産性
- (2) 売上高人件費比率
- (3) 労働装備率
- (4) 借入金依存度

回帰式4 (v4)

- (1) 一人当たり売上高（自然対数変換）
- (2) 一人当たり人件費（自然対数変換）
- (3) 労働装備率
- (4) 借入金依存度

【control (v1～v4 共通)】

- (1) 売上高経常利益率
- (2) 規模（資本金の自然対数変換）
- (3) 年度ダミー（2001年度から2022年度）
- (4) 業種ダミー（製造業、卸売業、建設業、サービス業、小売業、運輸通信業、不動産業、その他）

使用する推定式は、人材不足倒産企業に対するその他倒産企業の特徴を検証する回帰式 ($y_{B,i}$) と、人材不足倒産企業に対する存続企業の特徴を検証する回帰式 ($y_{C,i}$) から成る。また、回帰式毎の変数一覧は表3のとおりであり、使用する変数ごとにv1からv4と4本の回帰を実施した。なお、推定に用いたサンプルは、表2で示したものと同一である。

説明変数 (*explanatory variable_{m,i}*) について、v1では生産性の推移を確認するために労働生産性の前期差分 (Δ 労働生産性) を、また人件費負担の推移を確認するために売上高人件費比率の前期差分 (Δ 売上高人件費比率) を使用している。v2の説明変数では、同様の趣旨で一人当たり売上高及び一人当たり人件費の自然対数変換の前期差分 (Δ 一人当たり売上高、 Δ 一人当たり人件費) を使用している。v3、v4はそれぞれ前期差分ではなく、該当期の数値を入れることで、水準の特徴を検証することとしている。また、それぞれの推定式には、これまで図示してきた中で特徴的であった労働装備率及び借入金依存度も説明変数に含めている。加えて、コントロール変数 (*control_{n,i}*) として、売上高経常利益率、規模(資本金の自然対数変換)、年度ダミー及び業種ダミーを用いており、 $\varepsilon_{B,i}$ と $\varepsilon_{C,i}$ は誤差項を表す。

5. 推計結果

表4は、多項ロジスティック回帰の推計結果を示している。本検証では人材不足倒産企業を基準としているため、ある説明変数の係数が正(負)であれば、人材不足倒産企業はその他倒産企業又は存続企業と比較して、該当する説明変数に対して負(正)の相関があることを意味する。

はじめに生産性と人件費負担について着目したv1、v3の結果である。その他倒産企業及び存続企業の Δ 労働生産性で正の相関、 Δ 売上高人件費比率で負の相関が有意に示され、人材不足倒産企業は、その他倒産企業以上に生産性の悪化と人件費負担の増加があったことを示していると考えられる。また、売上高人件費比率で負の相関が有意に確認され、人材不足倒産企業の売上高人件費比率が高いことも明らかとなった。なお、労働生産性については、その他倒産企業では正の相関が有意に示されたものの、存続企業では有意差は確認されなかった。これは、存続企業には一般的に労働生産性が低いとされる創業年数が短い先が含まれていることも影響していると考えられる。

続いて、売上高人件費比率の内訳に着目したv2、v4の結果である。その他倒産企業及び存続企業の Δ 一人当たり売上高で正の相関、 Δ 一人当たり人件費で負の相関が有意に示され、人材不足倒産企業における売上高人件費比率の増加要因は、一人当たり売上高の減少と一人当たり人件費の増加といった両面で影響していることが示唆された。加えて、人材不足倒産企業の労働装備率の低さ

及び借入金依存度の高さも各係数の符号から示され、機械化が進んでいないことや借入金返済の負担や資金繰りへの悪影響の可能性が確認できた。

表4 推計結果

	v1				v3			
	その他倒産企業		存続企業		その他倒産企業		存続企業	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
定数項	2.692	0.75 ***	5.898	0.74 ***	3.198	0.75 ***	6.347	0.74 ***
△労働生産性	0.170	0.03 ***	0.237	0.03 ***				
△売上高人件費比率	-10.715	1.68 ***	-8.338	1.67 ***				
労働生産性					0.049	0.02 **	-0.012	0.02
売上高人件費比率					-3.465	0.33 ***	-1.937	0.32 ***
労働装備率	0.037	0.01 ***	0.033	0.01 ***	0.027	0.01 ***	0.030	0.01 ***
借入金依存度	-0.004	0.00 ***	-0.030	0.00 ***	-0.003	0.00 ***	-0.030	0.00 ***
疑似R ²	0.35				0.35			

	v2				v4			
	その他倒産企業		存続企業		その他倒産企業		存続企業	
	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差	係数	標準誤差
定数項	2.751	0.75 ***	5.910	0.74 ***	1.438	0.78 †	5.336	0.76 ***
△一人当たり売上高	1.558	0.20 ***	1.850	0.20 ***				
△一人当たり人件費	-1.144	0.19 ***	-0.600	0.19 **				
一人当たり売上高					0.479	0.08 ***	0.192	0.08 *
一人当たり人件費					-0.150	0.08 †	0.047	0.08
労働装備率	0.036	0.01 ***	0.032	0.01 ***	0.030	0.01 ***	0.030	0.01 ***
借入金依存度	-0.004	0.00 ***	-0.030	0.00 ***	-0.003	0.00 ***	-0.030	0.00 ***
疑似R ²	0.35				0.35			

***：0.1%有意、**：1%有意、*：5%有意、†：10%有意

6. 分析結果の解釈・結論

これまでのグラフや推計結果から、人材不足倒産企業は、人件費負担や業務効率化等の面で、その他の企業とは異なる特徴があるという示唆が得られた。まず、人材不足倒産企業の人件費負担は、売上高人件費比率の推移を確認することで、倒産に近づくにつれて徐々に重くなっていることが明らかになった。売上高人件費比率の変化は、一人当たり売上高の減少と一人当たり人件費の増加それぞれによってもたらされている。一人当たり売上高が減少している要因は、二つ考えられる。一つ目は、人材不足を解消するために新たに人を雇ったものの、採用した人材の生産性が十分でないといった、人材の質の問題である。二つ目は、人材不足状態であるものの新たに人を雇うことができず、

稼働率の低下を招いたという問題である。また、一人当たり人件費の増加には、賃上げの他、高報酬を提示することによる人材確保の動きの表れが含まれているとも考えられる。ただし、最終的に倒産に至っていることを踏まえれば、そうした人材確保対策を行ったとしても、前述のような要因によって十分な売上高を確保できなかった可能性も考えられる。

また、人材不足倒産企業は、労働装備率が低位で推移していることや有形固定資産回転率の高さから、相対的に機械化等が進んでおらず、業務効率化が不十分であった可能性も明らかになった。加えて、人材不足倒産企業が倒産以前より借入金依存度が高いといった傾向があることを踏まえると、資金繰りが困難なことで業務効率化のための投資が進められていない可能性も考えられる。

なお、本分析の解釈には、いくつかの留意すべき点がある。人材不足倒産企業のサンプル数は非常に限定されているため、業種別、人材不足の内容別や地域別といった切り口で詳細に分析することは困難となっている。推定式においても、経営者の質や創業年数など今回採用した変数以外にも人材不足倒産に影響を与えている要因がある可能性があり、モデル式の精緻化を検討することが今後の課題として残されている。

IV. 総括

本稿では、我が国労働状況が大きく変化している実態を踏まえ、人材不足を要因として倒産した企業の財務面の特徴の把握を試みた。企業財務の動向等幅広いデータを用いて分析を継続することで、マクロ環境の変化が金融機関の信用リスクの増加につながらないか等、今後も金融システムに与える影響をフォワードルッキングに注視していく。