

# 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<sup>1</sup>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）<sup>2</sup>。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<sup>3</sup>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<sup>4</sup>。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・

<sup>1</sup> 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。

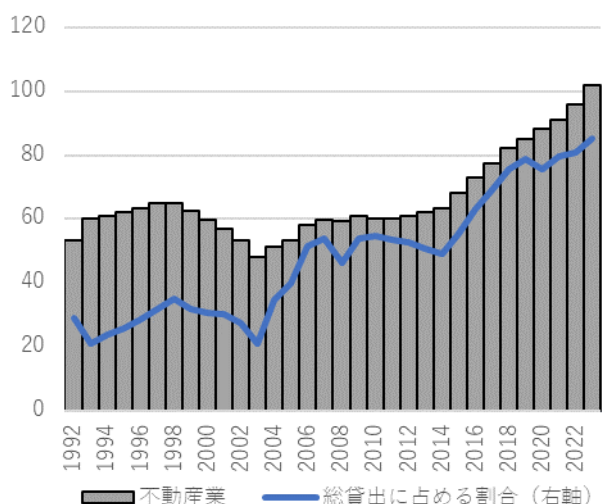
<sup>2</sup> 例えば、日本銀行「金融システムレポート（2024 年 4 月号）」。

<sup>3</sup> 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。

<sup>4</sup> 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。

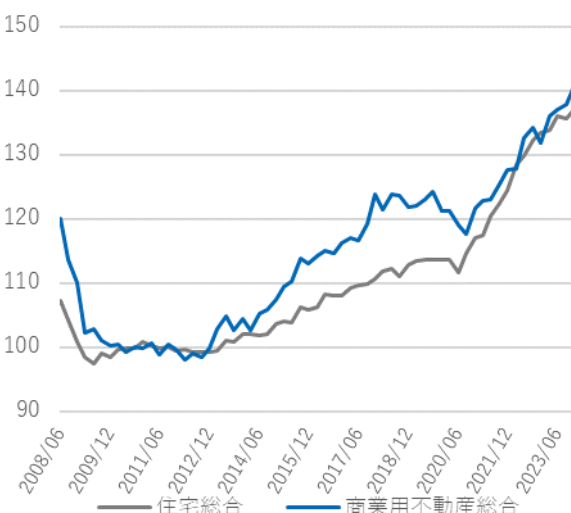
貸出先地域別等の切り口から集計することで実態把握をし、第二に、機械学習等を用いて、貸出先企業の財務状況や不動産市況の動向と不動産業者の債務者区分の関係性について分析した。以上により、銀行が有する不動産リスクに係る理解を深めつつ、モニタリングの高度化に向けた明細データの活用可能性について示唆を得ることを目的とする。

図表 1 国内銀行の不動産業<sup>5</sup>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<sup>6</sup>。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<sup>7</sup>。

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

<sup>5</sup> 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。

<sup>6</sup> 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。

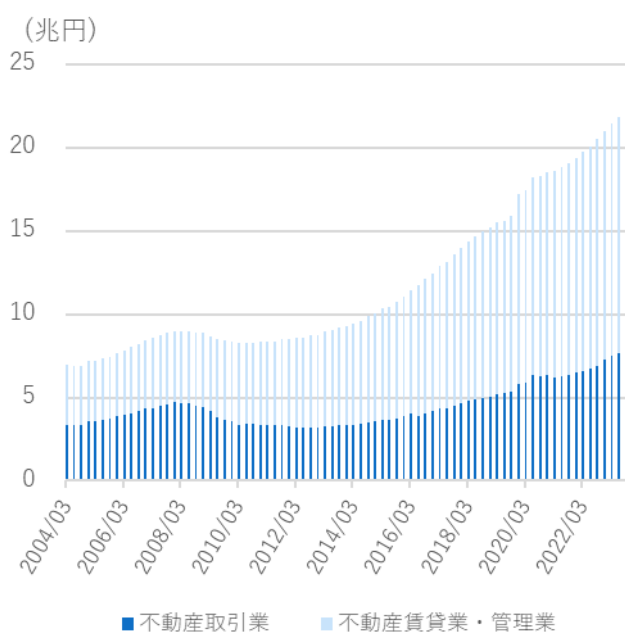
<sup>7</sup> データセット②には個人事業主向け貸出も含まれており、データセット①とは対象範囲が異なる点に留意。

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）<sup>8</sup>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

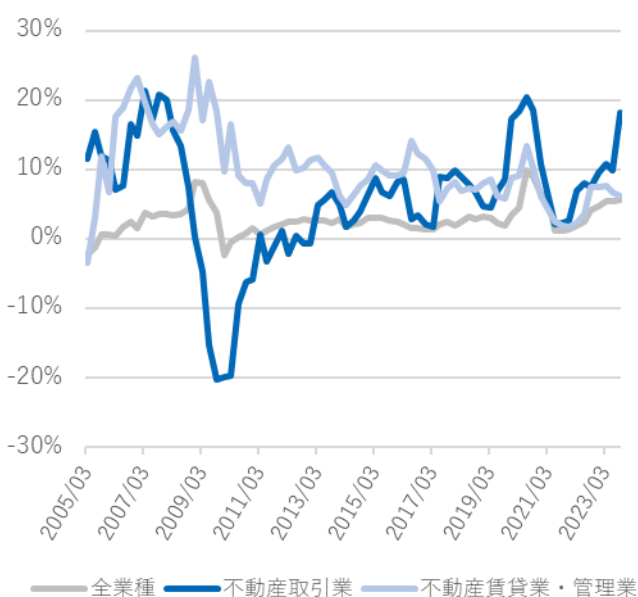
はじめに、過去 20 年間の時系列推移を確認する。図表 3、4 は、地方銀行の不動産業<sup>9</sup>向け貸出残高の推移を不動産取引業及び不動産賃貸業・管理業別に示したものである。2023 年 9 月末時点の貸出残高は、不動産取引業約 8 兆円、不動産賃貸業・管理業約 14 兆円と、不動産賃貸業・管理業の方が多くなっている。伸び率をみると、不動産取引業はリーマンショック期直後にはマイナスであったが、2013 年 3 月期以降はプラス圏で推移している。一方、不動産賃貸業・管理業は、2005 年 6 月期以降一貫してプラスとなっている。

図表 3<sup>10</sup> 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

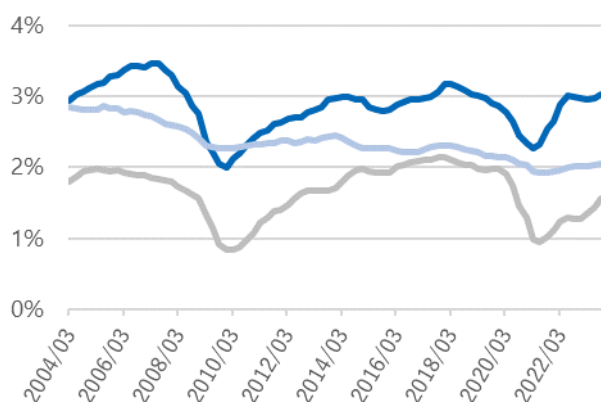
<sup>8</sup> 不動産の取得を目的とする特別目的会社（SPC）に対して行う貸出。返済原資は対象不動産から生じるキャッシュフローであり、返済は担保の範囲に限定される。データセット①では、各業種の内数に一部含まれていると推定される。

<sup>9</sup> 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。

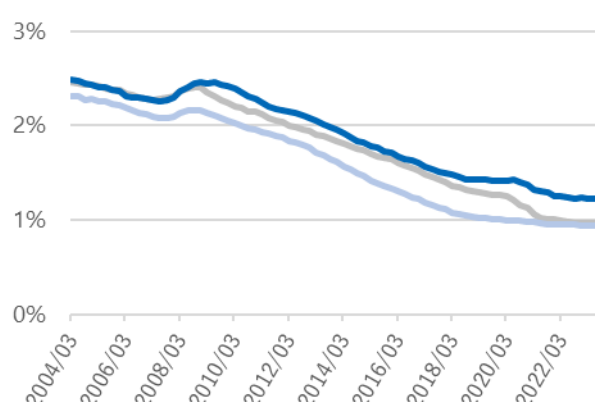
<sup>10</sup> 銀行合併により一部期間にデータの不連続がある点に留意。例えば、2019 年には第二地方銀行であった関西アーバン銀行のデータが追加されている。

不動産業の財務動向を確認すると、ROA<sup>11</sup>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<sup>12</sup>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<sup>13</sup>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<sup>14</sup>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）。

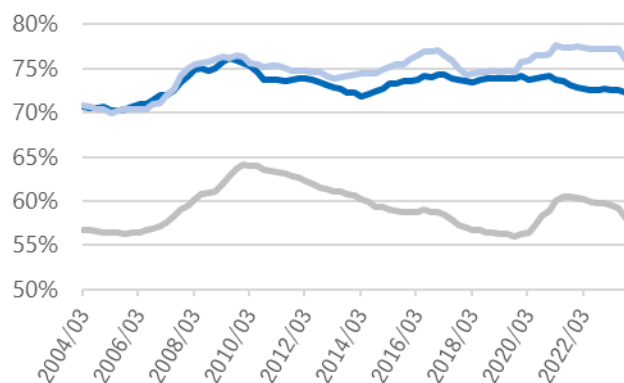
図表5 ROAの推移



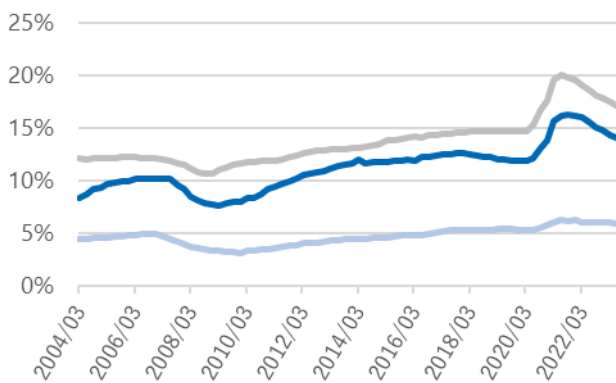
図表6 支払金利の推移



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

<sup>11</sup> ROA = (営業利益 + 受取利息配当金) ÷ 総資産

<sup>12</sup> 支払金利 = 支払利息割引料 ÷ (短期借入金 + 長期借入金)

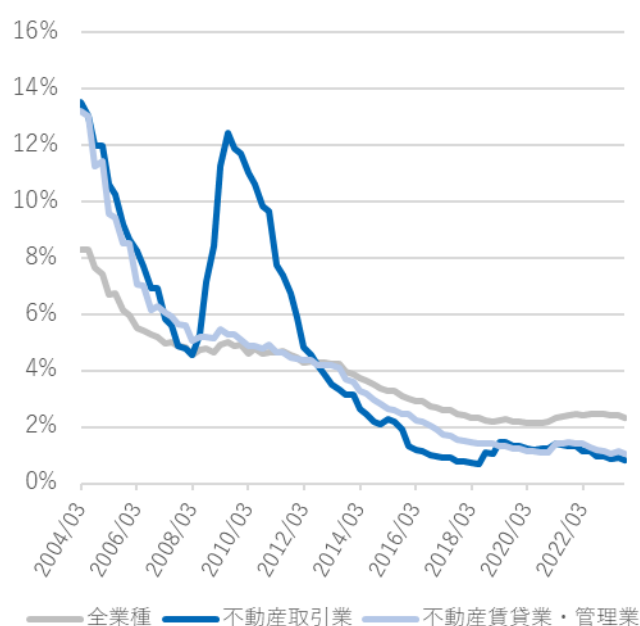
<sup>13</sup> 負債比率 = (短期借入金 + 長期借入金) ÷ 総資産

<sup>14</sup> 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<sup>15</sup>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）。

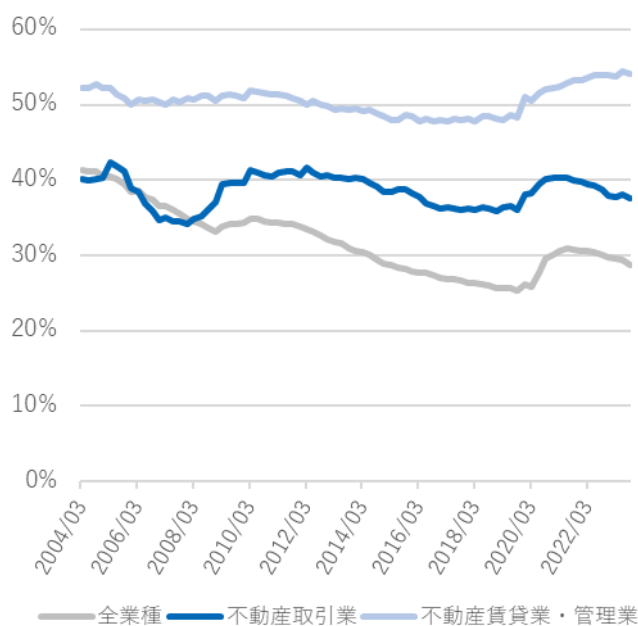
以上の分析からは、不動産業向け貸出残高が増加しているなかでも、全体としては、貸出先の信用リスクの著変は見られない。

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

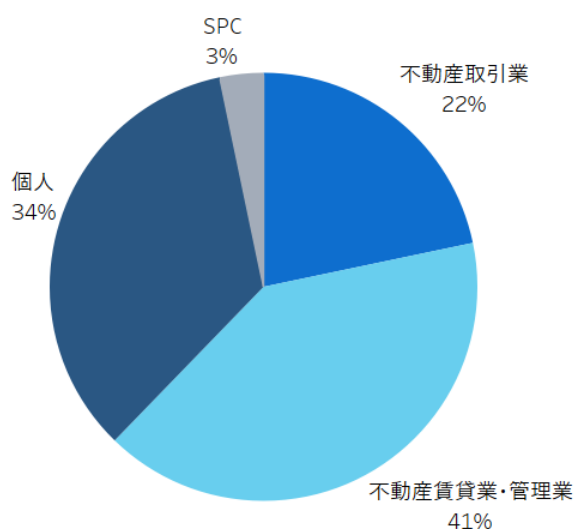
## 2. 足元の状況

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

<sup>15</sup> 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。

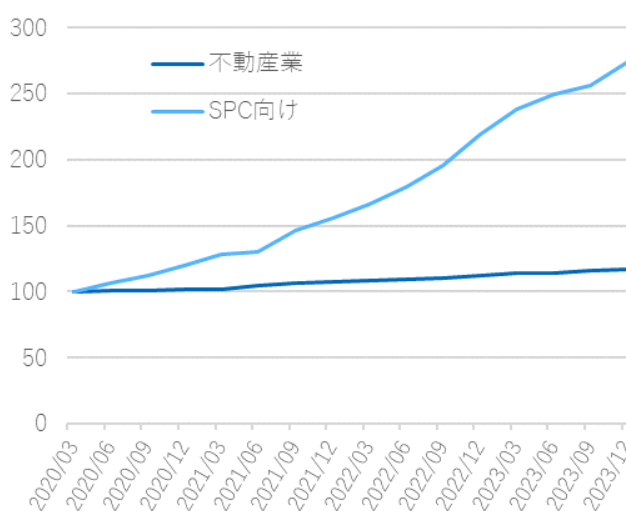
タも活用し、より詳細に確認する。本データセットにおいては、不動産業向け貸出をコーポレート向け（不動産取引業、不動産賃貸業・管理業）、個人（貸家業等）向け、SPC 向け（ノンリコースローン）等に区分することができる。地方銀行では個人向けの割合が約 34%であり、また、SPC 向けは、不動産業向け貸出全体に占める割合は約 3%であるものの、近年は不動産流動化市場の成熟や堅調な不動産市況を背景に大きく増加している（図表 11、12）。以上を踏まえ、個人向け及び SPC の区分を加味<sup>16</sup>した上で、地域別の切り口を加えて足元の状況を確認する。

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 12<sup>17</sup> 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<sup>18</sup>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

<sup>16</sup> 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。

<sup>17</sup> 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。

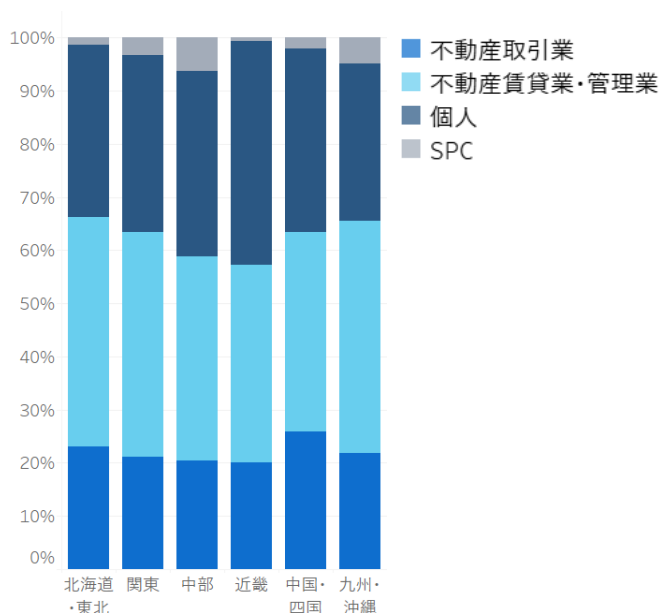
<sup>18</sup> 図表 13,14 において、銀行の本店所在地域別は、「北海道・東北」「関東」「中部」「近畿」「中国・四国」「九州・沖縄」の 6 区分。



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。

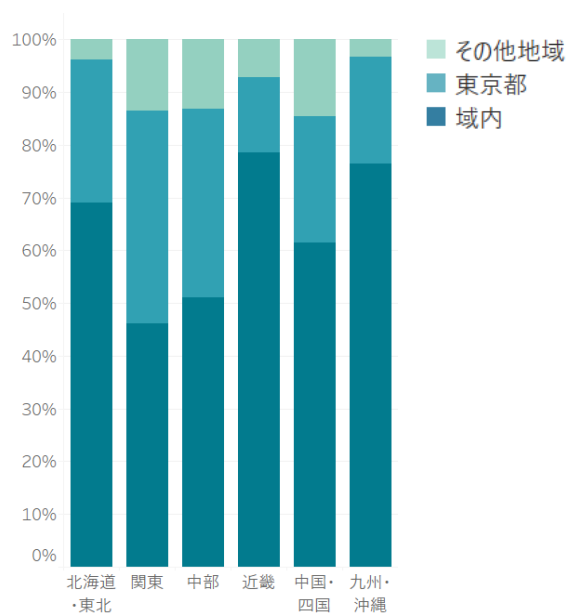
図表 14 は、銀行の本店所在地別に貸出先企業の所在地域別<sup>19</sup>の残高割合を示したものである。域内の貸出先向けが多くを占めている一方、関東以外の銀行でも東京都向け貸出が 14～36%程度確認される。

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

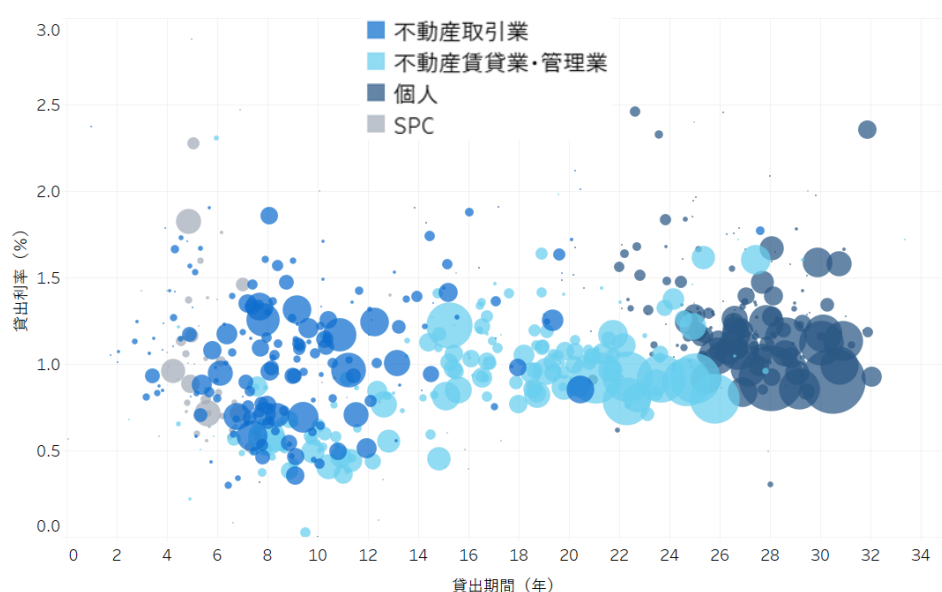
次に、貸出期間（契約期間）と貸出利率の分布を確認する（図表 15）。貸出期間については、個人、不動産賃貸業・管理業、不動産取引業、SPC の順に長い傾向にあることが分かる。個人や不動産賃貸業・管理業の貸出期間が長いことは、物件取得の初期費用を賃料収入等で長期的に回収するという同業のビジネスモデルと整合的と考えられる。また、貸出利率については、一般に契約期間が長い方が貸出利率は高くなると考えられるが、今回の分布からは目立った比例関係は確認されない。貸出利率は、契約当時の金利環境等<sup>20</sup>の貸出期間以外の要因にも左右されるためと考えられる。

<sup>19</sup> 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。

<sup>20</sup> 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。

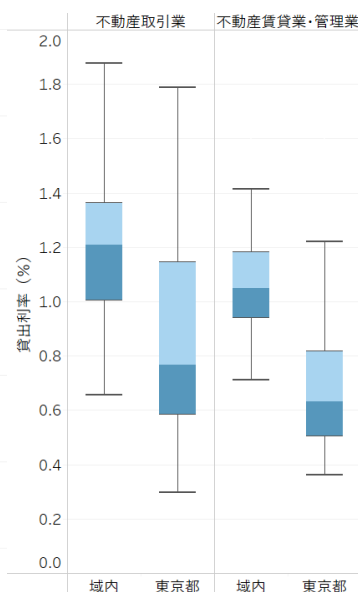
他方、貸出先地域別に貸出利率を見ると、不動産取引業や不動産賃貸業・管理業の東京都向けは、域内向けと比べ貸出利率が低い傾向<sup>21</sup>がある（図表 16）。競争環境が激しいことや、信用力の高い貸出先が多いことなどが影響している可能性があると考えられるが、そうした中で、緩和的な金融環境のもと、資金需要のある東京都など地元以外でビジネスを展開している様子が窺える<sup>22</sup>。近年一部では割高と指摘されている首都圏の不動産市況が、地方銀行にも影響を与えうることを示唆していると考えられる<sup>23</sup>。

図表 15<sup>24</sup> 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 16<sup>25</sup> 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)

<sup>21</sup> 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。

<sup>22</sup> 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）。

<sup>23</sup> 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。

<sup>24</sup> 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。

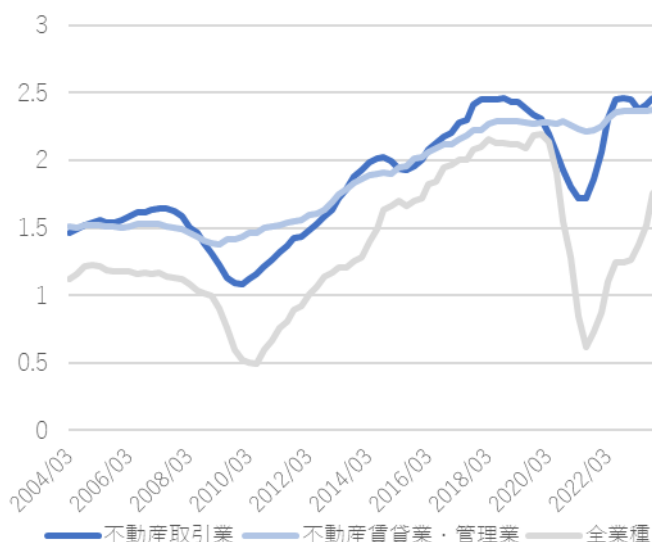
<sup>25</sup> 図表 16 は、ヒゲの上端及び下端はそれぞれ第 3 四分位数 + 四分位範囲 (IQR) × 1.5、第 1 四分位数 - IQR × 1.5 であり、±3σに近い値を示す。IQR = 第 3 四分位数 - 第 1 四分位数。



<sup>26</sup>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<sup>27</sup>。

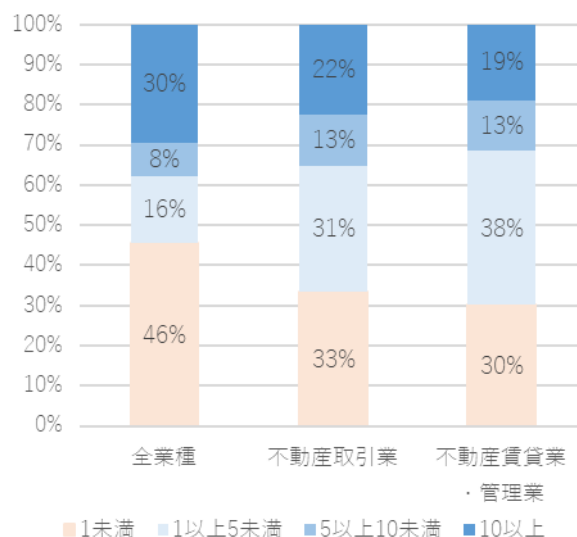
ICR は企業のデフォルトと負の相関関係にあり、特に ICR が 0 を下回るとデフォルト先割合は上昇する傾向がある<sup>28</sup>。不動産業の ICR（該当企業の中央値）の推移を確認すると、リーマンショック後及びコロナ禍には落ち込みも見られるが長期的には改善傾向にあり、全業種を上回って推移している（図表 17）。2023 年 9 月末時点の ICR の分布を確認すると、全業種と比べ、不動産取引業、不動産賃貸業・管理業とも ICR が 1 以上と利払い能力に余裕がある企業の割合が高いことが窺える。ただし、ICR が 1～5 となる企業の割合が 3～4 割と多くを占めており、金利上昇等の影響を受けて 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）<sup>29</sup>。

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

<sup>27</sup> 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）。

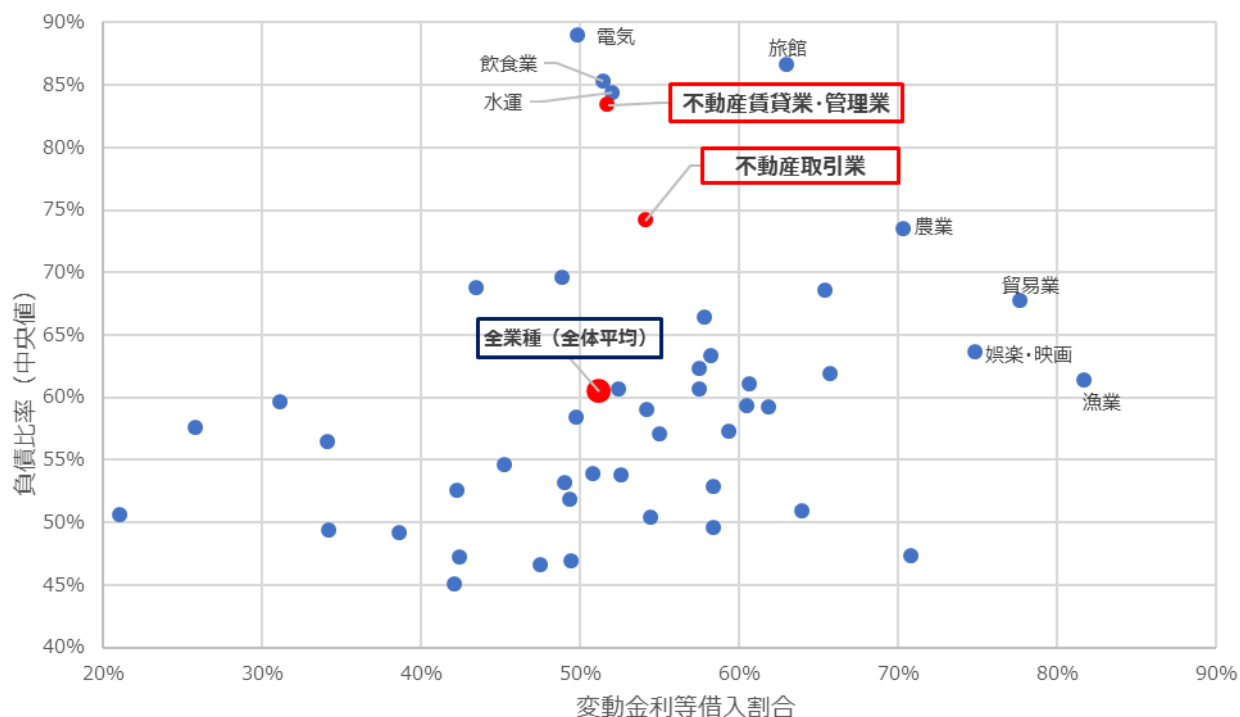
<sup>28</sup> FSA Analytical Notes (2023.6) 「銀行融資の信用リスクに関する分析」参照。

<sup>29</sup> 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）。

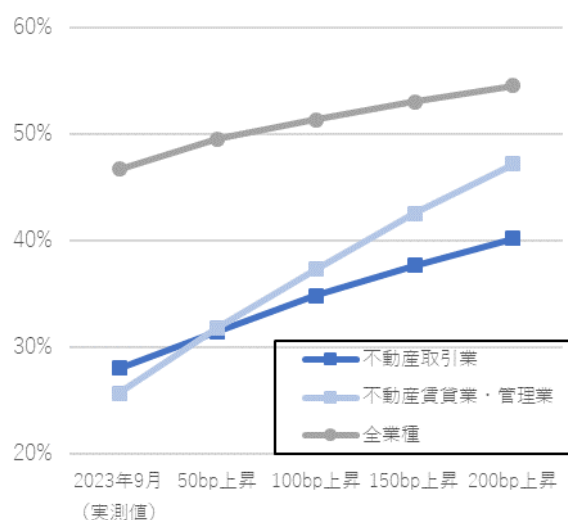
このように、不動産業は相対的に金利上昇の影響を受けやすい業種であると考えられる。

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。

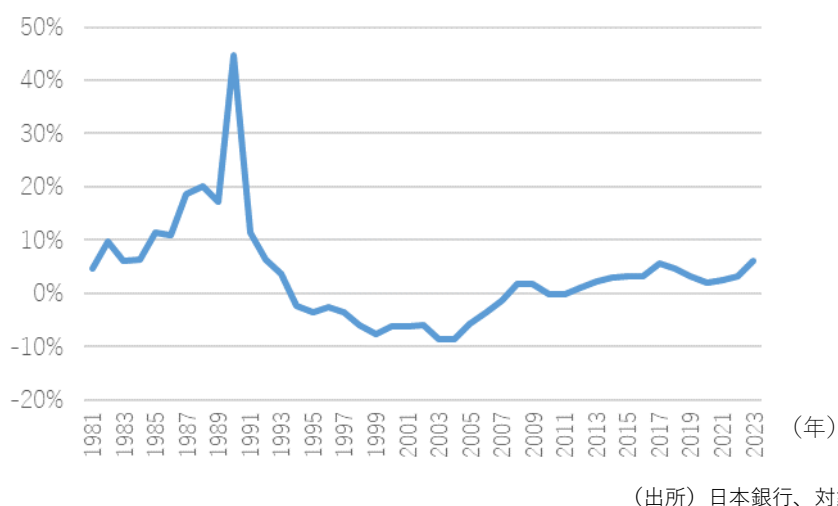
### BOX 1: 不動産担保の活用状況に係る実態把握

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。

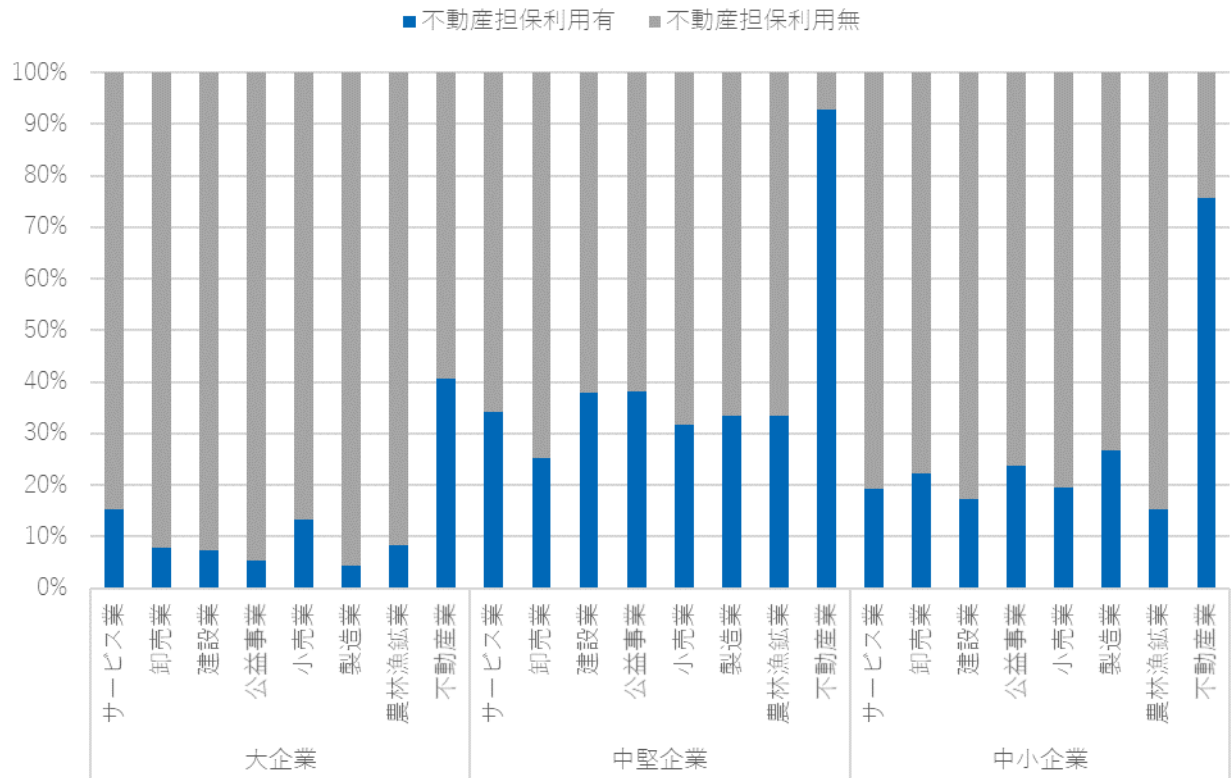
以上より、不動産業では多くの企業が不動産担保を利用し、かつ、与信残高の多くをカバーしていることが分かる。この点は、不動産業では、一般に売買用・賃貸用の不動産取得に係る借入時等に不動産担保を活用することと整合的である。他方、他業種では、バブル期のように法人向け貸出全体で不動産担保に過度に依存している状況ではないと推察されるものの、不動産市況が悪化した場合には不動産担保の価値下落という波及経路で、不動産担保を利用している不動産業以外の企業にも影響が及ぶ可能性がある。このため、金融庁では、不動産担保の利用状況についても明細データを活用し理解を深めていく。

図表 21 不動産担保による貸出残高の伸び率推移（前年比）<sup>30</sup>



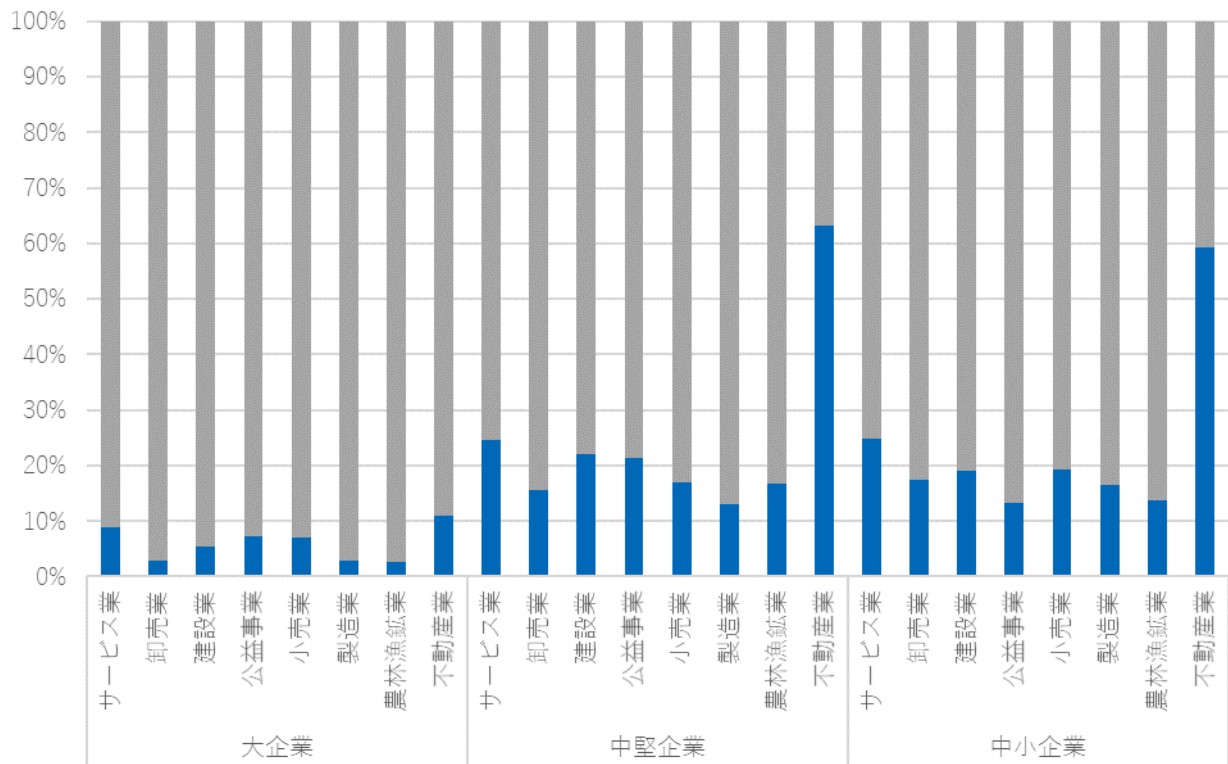
<sup>30</sup> 不動産担保は、財団抵当も含む。また、本統計は住宅ローンを含む全貸出が対象であるため、住宅ローン残高の上昇が不動産担保の拡大に寄与している可能性も考えられる。

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ると考えられる。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)<sup>31</sup>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<sup>32</sup>。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<sup>33</sup>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<sup>34</sup>を示している。

<sup>31</sup> 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.

<sup>32</sup> 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。

<sup>33</sup> 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。

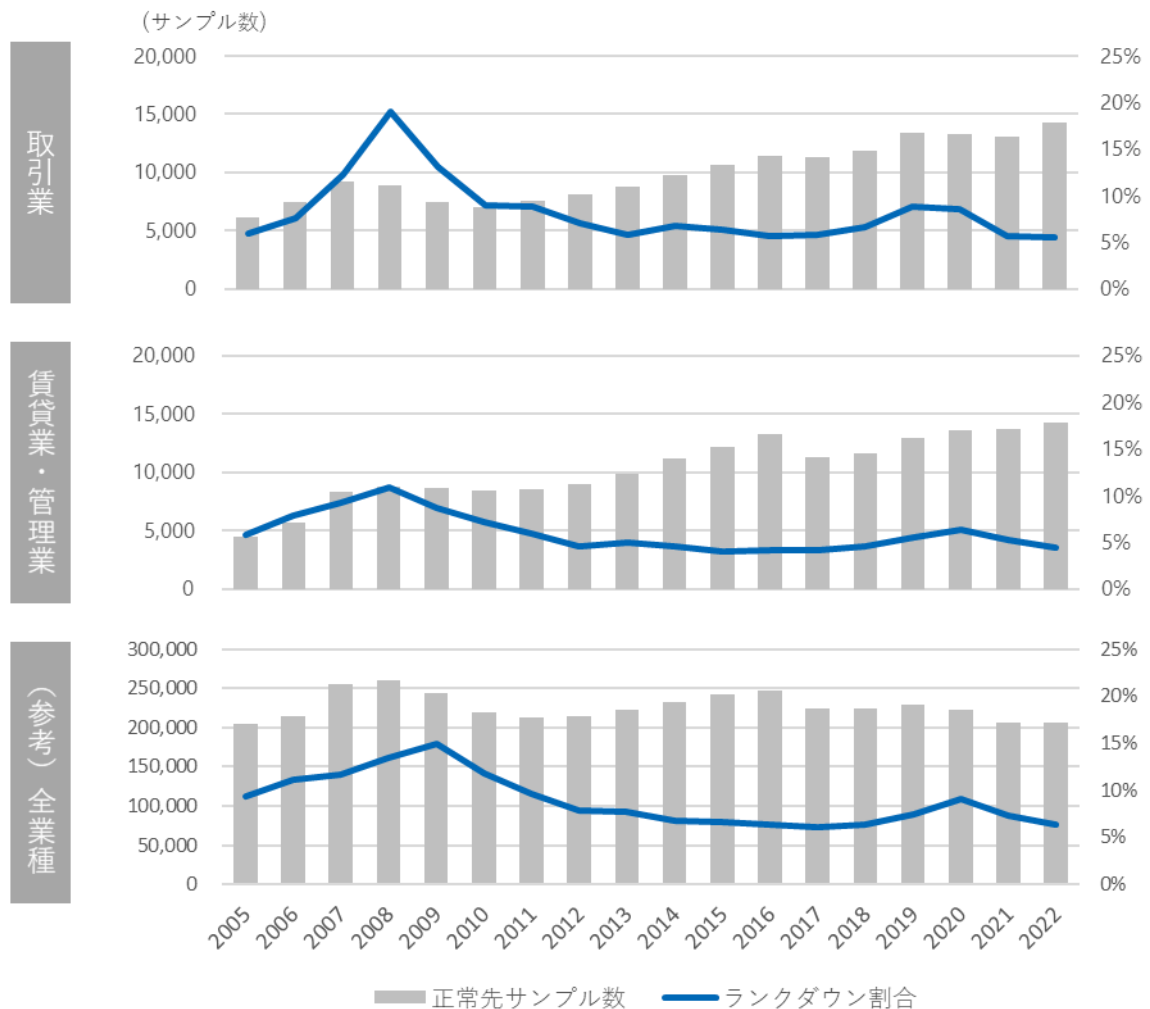
<sup>34</sup> ランクダウン割合 = (正常先サンプルのうち向こう 1 年以内にランクダウンしたサンプル数) ÷ 正常先サンプル数



図表 24<sup>35</sup> 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            |              |
|      | ・ 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             | CRITS時系列データ  |
|      | ・ 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

<sup>35</sup> 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<sup>36</sup>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<sup>37</sup>。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。

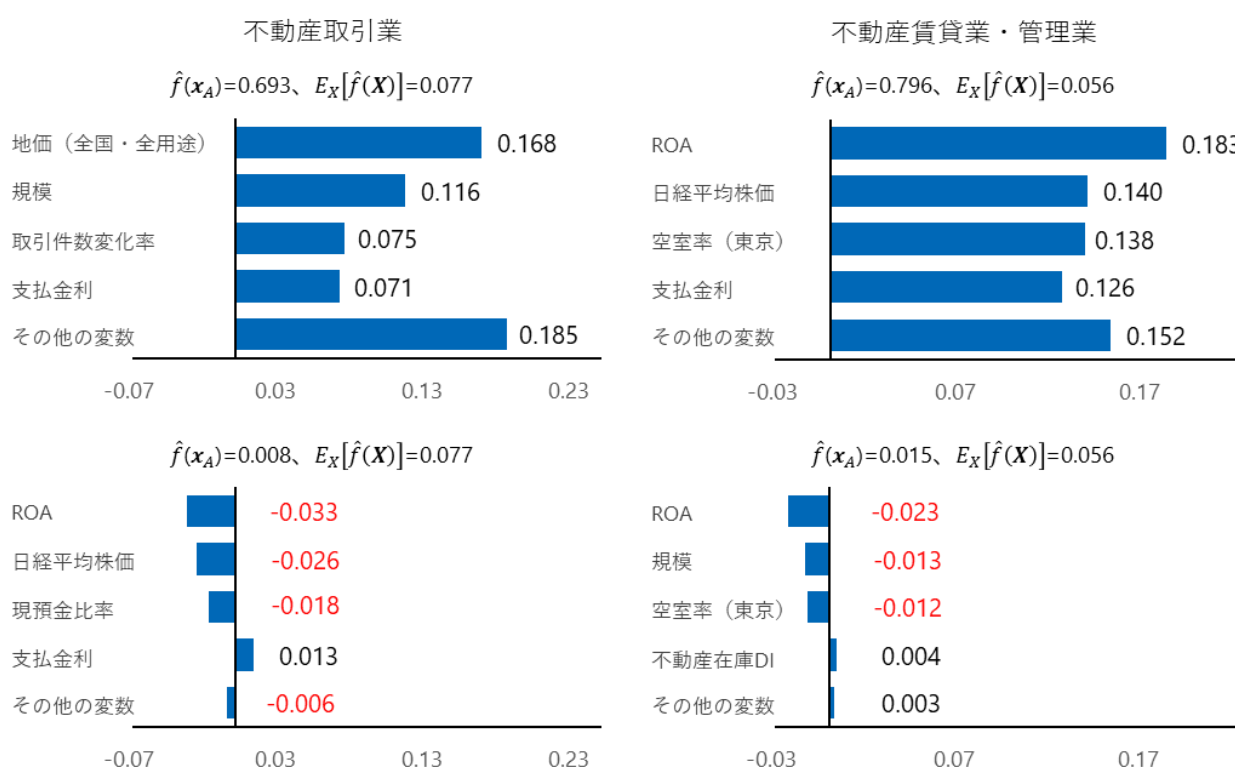
<sup>36</sup> 二値分類問題におけるモデルの予測精度を測る指標として、正解率、適合率、再現率が用いられる。各指標を算出するための計算式は、それぞれ以下のとおりである。このとき、TP(True Positive)はランクダウンすると正しく予測した数、TN(True Negative)はランクダウンしないと正しく予測した数、FP(False Positive)は、ランクダウンすると誤って予測した数、FN(False Negative)はランクダウンしないと誤って予測した数である。なお、本分析で用いたモデルの予測値は、確率値として出力されるため、本分析では、あらかじめ閾値を 0.6 と設定したうえで、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。

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

<sup>37</sup> 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<sup>38</sup>。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）

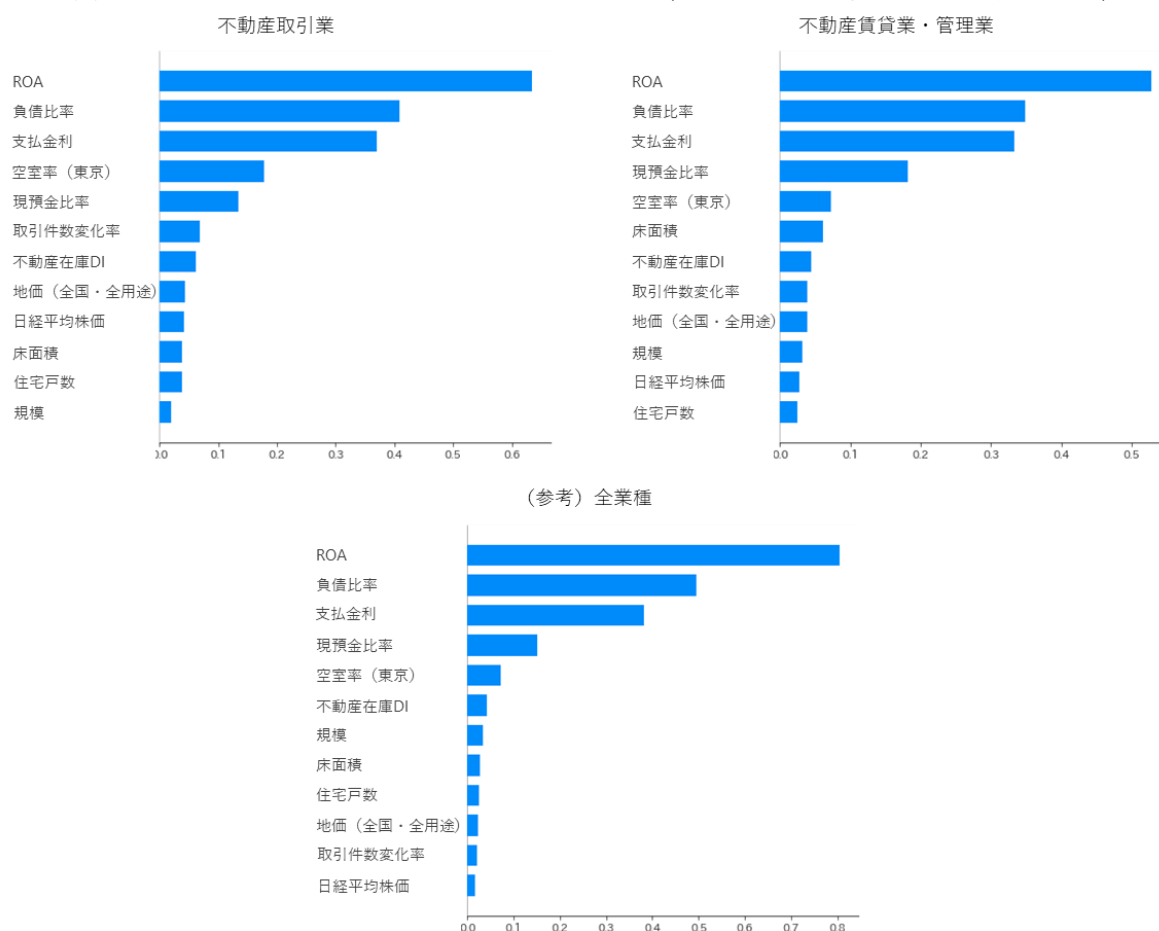


<sup>38</sup> サンプル A の予測値を  $\hat{f}(x_A)$  とすると、全サンプルの予測値の平均  $E_X[\hat{f}(X)]$  と説明変数が  $M$  個のサンプル A の SHAP 値  $\phi_{j,A}, j = 1, \dots, M$  の間には、 $\hat{f}(x_A) = E_X[\hat{f}(X)] + \sum_{j=1}^M \phi_{j,A}$  という関係が成り立つ。SHAP 値の概念としては、まず ROA だけ投入した場合の予測値を求め、次に負債比率を加えた場合の予測値…という形で説明変数を 1 つ 1 つ加えながら、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。

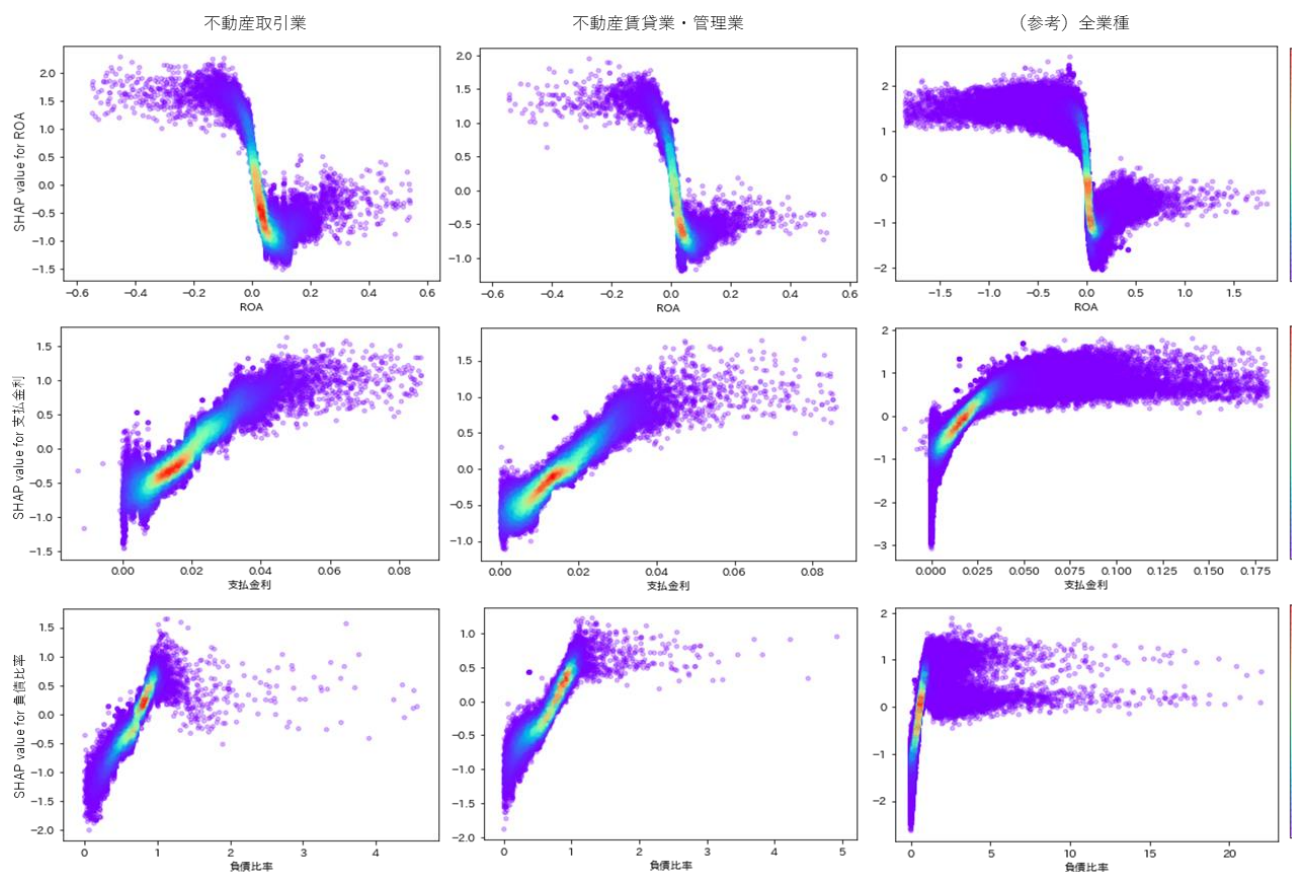
図表 28 SHAP 値によるテストデータ全体の解釈（予測結果への寄与の大きい説明変数）



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<sup>39</sup>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<sup>40</sup>。

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

<sup>39</sup> 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。

<sup>40</sup> 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。