



高粒度データ等を活用した 本邦金融システムに関する分析事例(1) —共同DP高粒度データ等を活用した分析—

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
同マクロ・データ分析監理官室 プルーデンス企画調整官
同マクロ・データ分析監理官室 課長補佐
同マクロ・データ分析監理官室 課長補佐
同マクロ・データ分析監理官室 係長
同マクロ・データ分析監理官室 係長

齊藤 剛
梶原耕太郎
川井大輔
松本光右
奥寺大介
関口宥人

金融庁では、金融行政の高度化を図るための重点施策のひとつとしてデータ活用の高度化を掲げており、その一環として、共同データプラットフォーム（共同DP）等を通じて収集した高粒度データや外部データを活用し、本邦金融システムを多面的に把握するための分析を行っている。本稿では、こうした分析のうち、「FSA Analytical Notes—金融庁データ分析事例集—」として公表したものを中心に、2回に分けて紹介する。

なお、本稿のうち、意見に関する部分は、筆者個人の見解であり、所属組織の見解を示すものではない。また、筆者の所属・役職は執筆時点（2026年6月）のものである。

1 はじめに

2018年に金融庁が公表した検査・監督基本方針¹では、従来のチェックリスト型の検査手法から脱却し、金融機関の実態把握と双方向の対話を重視する方向性を明確に打ち出している。こうした金融行政の変革を実現するにあたり、データの収集から分析結果の活用に至るデータ分析の一連のサイクルは、マクロ・ミクロ両方の視点から金融機関のリスク要因をフォワードルッキ

ングに把握する上で重要な要素である。

金融庁では、上記の観点を踏まえ、データ基盤の強化及び分析力の向上に向けた様々な取組みを進めている。データ基盤の強化に関する近年の大きな進展として、日本銀行と構築した共同DPが挙げられる。共同DPは、主要行等、地方銀行及び第二地方銀行から貸出明細等の高粒度データを収集し、管理する新しい枠組みとして構築されたものであり²、これまでの進展として、2023年9月期より高粒度データの収集

1 金融庁「金融検査・監督の考え方と進め方（検査・監督基本方針）」〈https://www.fsa.go.jp/news/30/wp/supervisory_approaches_revised.pdf〉

を段階的に開始し、2025年3月期からは本格的な収集を開始するに至っている³。こうして収集された高粒度データは、金融庁においてきめ細かくかつ多面的な分析を行うことを可能とするとともに、それまで当局が金融機関から徴求していた各種徴求計表の再現及び代替を可能とするものであり、モニタリングの質の向上と金融機関の負担軽減に寄与している。さらに、データ基盤・データ分析の強化のため、金融庁では、他の手段を通じて収集したデータを併せて活用するとともに、AIや機械学習等の新たな手法も取り入れ、創意工夫を重ねている。こうしたデータや手法を用いた分析の一部は「FSA Analytical Notes—金融庁データ分析事例集—」(FAN)として公表し、また、講演、寄稿といった様々な機会を捉えて積極的に発信し、外部からフィードバックを求めることを通じ、さらなるデータ分析の高度化に努めている。

今回は共同DPを通じて収集した高粒度データを用いた分析のうち、最近FANに収録されたものを中心に、以下の4つの分析を紹介する(次回は共同DP以外で収集したデータを用いた分析を取り上げる予定である)。

① まず、「地域銀行による経営人材支援の効果に関する分析」⁴では、地域経済活性化支援機構(REVIC)の地域企業経営人材マッチング促進事業に関するデータ等を活用し、地域銀行による同事業への取組状況と地域銀行をメインバンクとする企業における経営人材不足の状況の間の関係性や、経営人材の採用が企業業績に与える影響について定量的に検証している。

② 次に紹介する「地方銀行の貸出明細データ等とマクロ経済指標を用いた信用リスクに関する予兆分析の試行」⁵では、地方銀行の法人向け貸出明細と国内外のマクロ経済指標を結び付け、債務者区分の下方遷移の予測を目的とした機械学習モデルを構築し、その結果について精度の検証と示唆について分析を行っている。

③ 「地方銀行の住宅ローンのデフォルト状況に関する分析」⁶では、地方銀行が保有する住宅ローン債権について、本店所在地の地域、実行年度、実行金額等の性質ごとに、デフォルト率の水準や差異を実証的に把握している。

④ 最後に、上記分析に関連して行っている不動産業向け貸出及び住宅ローン(不動産関連貸出)に関する分析について紹介

2 本稿では、特に断らない限り、「主要行等」はみずほ銀行、みずほ信託銀行、三菱UFJ銀行、三井住友銀行、りそな銀行、三井住友信託銀行、SBI新生銀行、あおぞら銀行、「地方銀行」は埼玉りそな銀行及び全国地方銀行協会加盟行、「第二地方銀行」は第二地方銀行協会加盟行、「地域銀行」は地方銀行及び第二地方銀行を指す。

3 金融庁「共同データプラットフォームによる本格的なデータ収集の開始」(2025年8月1日)〈<https://www.fsa.go.jp/news/r7/sonota/20250801/20250801.html>〉

4 FSA Analytical Notes (2026. 2)「地域銀行による人材支援と企業の経営人材不足に関する分析」及びFSA Analytical Notes (2026. 6)「地方銀行の顧客企業における経営人材の採用と企業業績に関する動学的分析」。

5 FSA Analytical Notes (2026. 6)「地方銀行の貸出明細データ等とマクロ経済指標を用いた信用リスクに関する予兆分析の試行 vol.2」。

6 FSA Analytical Notes (2025. 10)「地方銀行の住宅ローンのデフォルト状況に関する分析」。

する。本分析は、足もとにおける不動産価格の高騰や不動産業向け貸出残高の積み上がりを受けて、不動産関連貸出におけるリスク動向について実態把握を進めるべく、FANに掲載した分析に用いた手法や、それらの分析を通じて得られた知見をもとに実施したものである。

各分析の具体的な内容については、以下で解説するが、本稿では、紙幅の都合上、概要を紹介するにとどめているため、詳細については各FANをご覧ください⁷。

2 地域銀行による経営人材支援の効果に関する分析

(1) 目的・概要

近年、少子高齢化の進行や生産年齢人口の減少等の影響によって地域における雇用環境が変化しており、中堅・中小企業（中小企業等）にとって人材不足への対応は大きな経営課題となっている。このような状況下、地域企業を知悉する地域金融機関には、取引先企業の経営課題に応じた支援の一環として経営人材を含む人材確保の支援（人材支援）に適切かつ積極的に取り組むことが期待されている。また、こうした取り組みを通じて顧客企業の経営人材確保に寄与していくことは、地域金融機関自身の経営基盤の強化にも資するものと考えられる。金融庁においては、2018年3月の監督

指針改正⁸によって「人材紹介業務」が銀行業に付随する業務に該当することを明確化している。また、中小企業等の経営人材確保を後押しする観点から、政府の取組みとして、2021年10月より「地域企業経営人材マッチング促進事業（レビキャリ）」⁹が開始されている。さらに、金融庁が2025年12月に公表した「地域金融力強化プラン」では、監督指針において金融機関が提供するソリューションとして人材紹介業務を例示するとともにその留意点を明記し、レビキャリの活用のみならず、地域企業の事業承継等も含む様々な経営課題や求める人材像に応じ、地域金融機関が適切な人材紹介を行えるよう促していくこととしている¹⁰。

こうしたことを推進する上で、地域金融機関による人材支援の取組みが、中小企業等における経営人材の充足状況とどのように関連し、各企業における経営人材の確保と業績がどのような関係にあるのかについて、定量的な観点からも理解を深めることが望ましい。

こうしたことから、①2025年3月末時点のレビキャリにおける地域銀行のマッチング支援実績の状況と、金融庁が2025年1月に実施した「金融機関の取組みの評価等に関する企業アンケート調査」（企業アンケート）における経営人材不足の状況との関係

7 本稿において、特に出所を明記していない図表は、いずれもそれぞれに対応するFANから引用している。

8 金融庁「「主要行等向けの総合的な監督指針」及び「中小・地域金融機関向けの総合的な監督指針」の一部改正（案）に対するパブリックコメントの結果等について」（2018年3月30日）。

9 地域経済活性化支援機構が整備し、地域金融機関が経営人材の仲介を行うプラットフォーム。

10 2026年4月の監督指針改正により、金融機関の監督上の着眼点に、人材紹介業務を、金融機関が提案するソリューションのひとつとして明確化するとともに、顧客企業の経営課題の適切な把握による人材要件の精緻化や、顧客企業との日常的・継続的な接触のなかでの採用人材に対するフォローアップ等、人材紹介業務を行う場合の留意事項を明記している。

【図表 1】「レビキャリ」の実績

(人、機関、件)

	2024年度 (2025年 3 月31日時点)	2023年度 (2024年 3 月31日時点)	2022年度 (2023年 3 月31日時点)	2021年度 (2022年 3 月31日時点)
大企業人材の登録者数（累計）	4,343	2,889	1,558	604
利用登録をしている地域金融機関数	156	128	112	82
登録されている求人票数（累計）	3,449	1,874	1,369	10
マッチング件数（累計）	178	72	17	1

について検証するとともに、②各地域銀行が公表しているディスクロージャー誌をAI技術の一種である大規模言語モデル(LLM)等を用いて分析し¹¹、取引先企業への人材支援の取組みに関する記載の傾向を検証した。③加えて、共同DPを通じて収集した地方銀行の貸出明細データとレビキャリを通じて把握できる経営人材の採用情報を用い、経営人材の採用が企業業績に与える影響について分析を行った。

(2) データセット

本分析では、以下の5種類のデータを組み合わせ使用している。各データの用途は以下のとおりである。

ア レビキャリにおける地域銀行ごとの経営人材マッチング実績

本データにより、事業開始から2024年度末までの各地域銀行の累積マッチング件数を把握している（【図表 1】）。本分析では、レビキャリ以外の取組みも含めた指標の設定が容易ではないため、試行的にレビキャリの実績値と地域銀行による経営人材支援

の体制整備や取組状況に関連があるという仮定を置いている¹²。

イ レビキャリを通じて把握した経営人材の採用情報

本分析では、アの用途に加えて、地域金融機関が行ったレビキャリを用いた仲介により経営人材を採用した企業を把握するためにも用いている。

ウ 金融庁が実施した企業アンケート

本アンケートは、地域金融機関の金融仲介の取組み等に対する顧客評価を確認するために、地域金融機関をメインバンクとする中小・小規模事業者を対象に金融庁が実施している調査であり、当該データにより経営人材の不足感や過去3年以内の採用経験等を把握している。概要は【図表 2】のとおりである。なお、当該回答の対象となる経営人材の採用には、レビキャリを通じた採用以外の、例えば企業自身の取組みによる採用や、各地域金融機関独自の支援を通じた採用も含まれるため、必ずしもレビキャリを通じた採用実績と一致するもので

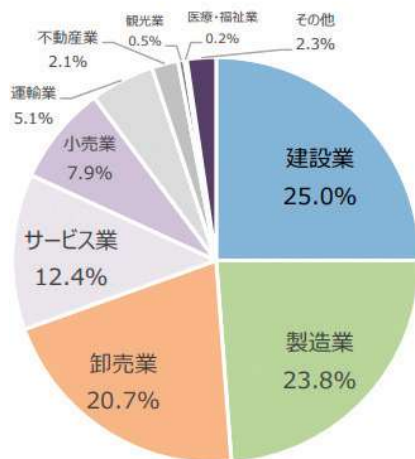
11 本稿では、FSA Analytical Notes (2025.5)「AI技術を用いたテキストデータの解析検証」にて構築したオフラインでのLLMを解析に使用している。

12 本分析では、レビキャリにおける地域銀行ごとの経営人材マッチング件数を用いて集計しているが、レビキャリ以外の取組みを通じて経営人材支援を行っている銀行も存在する点に留意が必要である。

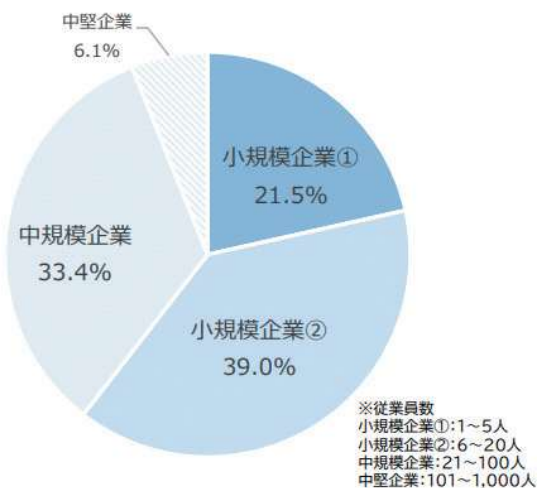
【図表 2】 企業アンケートの概要

調査対象	地域金融機関をメインバンクとする中堅・中小企業30,030社
回答数・率	10,474/30,030件（34.9%） ＊いずれかの質問に1つでも回答があった企業をカウント
調査方法	ウェブ調査
調査実施期間	2025年1月6日～同年1月31日

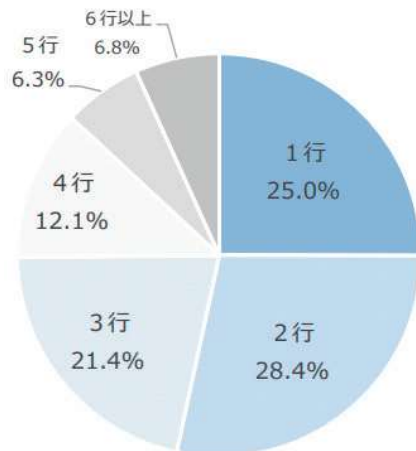
業種別分布(n=10,474)



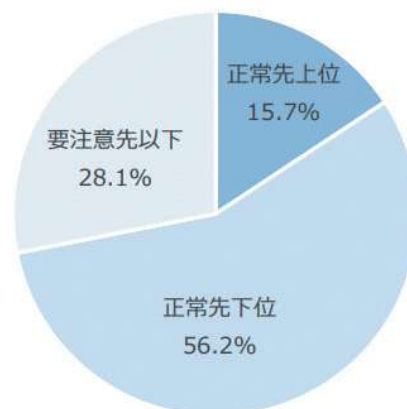
企業規模(従業員数)別分布(n=10,474)



取引金融機関数の分布(n=7,878)



債務者区分別分布(n=10,474)



はなく、レビキャリ実績に基づいて分類した銀行間の差異を検討する上では有用なデータであると考えられる¹³。

エ 地域銀行のディスクロージャー誌及び統合報告書

本データにより、地域銀行の経営に関する定性的情報を収集している。なお、経営

方針や業務内容等に関する部分を分析の対象とすることから、財務データ及びその注釈等はデータセットから除外している¹⁴。

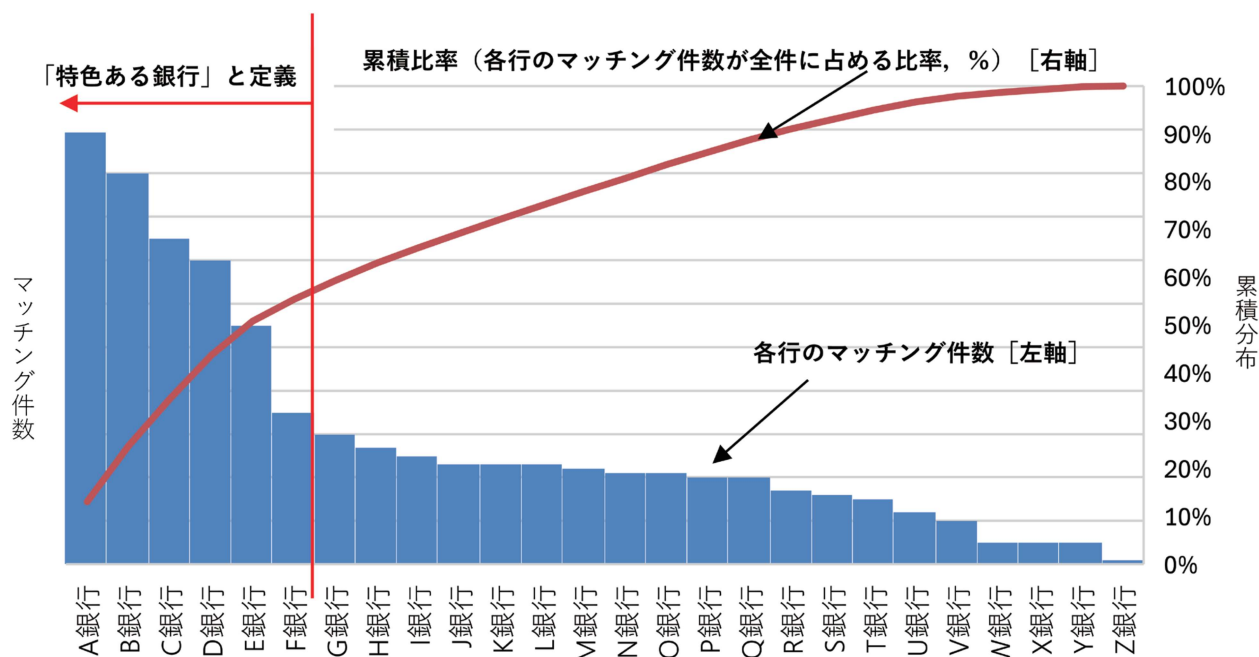
オ 共同DPを通じて収集した貸出明細データ

本分析では、地方銀行貸出先企業の財務情報を把握するために用いている。

13 本アンケートは任意回答であるため、回答企業の偏りやサンプリングバイアスが存在する可能性には留意が必要である。

14 両者を公表している場合は、原則として統合報告書を採用している。

【図表 3】 特色ある銀行の判定結果イメージ



(表注) 棒グラフはマッチング件数分布のイメージを示すものであり、マッチング件数を表す左側Y軸の数値については省略している。

(3) 分析手法

ア 地域銀行による人材支援と企業の経営人材の充足状況との関係性分析手法

本分析では、まず、レビキャリのマッチング実績に基づき、経営人材支援の体制整備や取組みが進んでいる銀行を推定し、当該銀行を「経営人材支援に特色がみられる銀行」と定義した。具体的には、2025年3月末時点のレビキャリのマッチング件数¹⁵を地域銀行ごとに集計し、当該件数が分布の上側外れ値（第3四分位点+四分位範囲×1.5を上回る値）にある銀行を「経営人材支援に特色がみられる銀行」（特色ある

銀行）と定義している¹⁶（【図表 3】）。その上で、メインバンクが特色ある銀行とそれ以外の銀行の間で、中小企業等の経営人材の不足感に差異があるかを検証する。なお、検証においては、企業の規模や取引金融機関数等といった属性の違いによって企業における経営人材の不足感に差異がみられるか確認している。

加えて、メインバンクが特色ある銀行であることの効果をより定量的に分析するため、中小企業等における経営人材の不足感についてロジスティック回帰¹⁷による分析を行った。その上で、得られた結果について

15 地域銀行がレビキャリに登録された経営人材を取引先企業に紹介し、その企業において採用に至った件数を指す。なお、グループ子会社によるマッチングの場合には、傘下の地域銀行の預金残高で件数を按分した。

16 前節で触れたとおり、レビキャリ以外の人材支援を行っている地域銀行も存在することから、本定義は本分析を行う上での便宜上のものであり、本分析は各行のレビキャリ以外の人材支援に関する取組状況を網羅的に把握・考慮して定義しているものではないこと、本定義による分類は、個別金融機関の事業者支援の取組みを包括的に評価するために行ったものではないことに留意が必要である。また、本分析はレビキャリ事業の有効性を評価するために行ったものではない。

【別掲】

$$Y_{it} = \sum_g \sum_{\ell \neq -1} \beta_{g,\ell} \times \mathbb{1}\{G_i = g\} \mathbb{1}\{t - G_i = \ell\} + \sum_{\tau} \gamma_{\tau} \times \ln \left(\frac{\text{資本金}_{i\tau}}{\text{資本金}_{i0}} \right) \mathbb{1}\{\tau = t\} \\ + \varphi_{\text{industry}(i),t} + \psi_{\text{pref}(i),t} + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

てプロペンシティスコア¹⁸に基づき補足的分析を行い、メインバンクが特色ある銀行であることの効果についてより精緻な理解に向けた検証を実施した。

さらに、ディスクロージャー誌に着目し、企業への人材支援の取組みに関する記載傾向についてLLMを用いて分析することで、特色ある銀行における、ディスクロージャー誌上の人材支援に関する記載の特徴について検証した。

イ 経営人材の採用と企業業績に関する動学的分析手法

次に、本分析では、経営人材の採用が企業の業績に与える影響を検証するため、差分の差分法（Difference-in-Differences, DID）¹⁹に基づいたイベントスタディ²⁰を行った。具体的には、レビキャリを通じた経営

人材の採用を企業にとってのイベントと定義し、採用前後における企業業績の変化を、処置群（レビキャリを通じて経営人材を採用した企業）と対照群（レビキャリを通じて経営人材を採用したことがない企業）との比較を通じて分析する。

当該イベントスタディでは、各企業がレビキャリを通じて経営人材を採用した年度が複数年度にわたることを踏まえ、Sun-Abraham（2021）²¹で提唱されたDID手法を用いており、推定モデルは【別掲】のとおりである。

ここで Y_{it} は、企業 i の決算年度 t におけるアウトカム変数であり、 $\Delta \ln$ （売上高）又は ΔIHS （税引前当期純利益）²²を表す。 G_i は、企業 i が経営人材を採用した年度をグループ分けしたもの（コホート）であ

17 「はい／いいえ」のような2つの選択肢しか取り得る値がない問題について、特定の事象が起こる確率を推定するために多用される回帰分析手法。本分析では、メインバンクが特色ある銀行であることや企業規模等の属性による、企業アンケートにおいて中小企業等の経営人材が不足しており、かつ、採用を行っていないと回答する確率を求めている。

18 分析対象のデータセットについて、特定の事象が起こる確率を表す指標。本分析では、各企業属性を用いてメインバンクが特色ある銀行である確率を求めており、このスコアに基づいて、メインバンクが特色ある銀行である中小企業等とそれ以外の中小企業等の間に存在する、企業属性の違いを補正している。

19 特定の処置の効果を検証するために、処置後の処置群におけるアウトカム変数の変化と対照群におけるアウトカム変数の変化を比較することで、処置効果を推定する手法。本分析では、レビキャリを通じて経営人材を採用したことがない企業（対照群）を基準として、経営人材採用後（処置後）における、レビキャリを通じて経営人材を採用した企業（処置群）の業績変化を求めている。

20 処置の前後における処置効果の時間的推移を推定し、処置前後の各時点における処置効果の推移を推定する手法。処置の詳細等は前掲注19を参照されたい。

21 Sun, Liyang, and Sarah Abraham, *Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects*, 225 (2) *Journal of econometrics* 175-199 (2021) .

22 Inverse Hyperbolic Sine変換： $\text{IHS}(X) = \ln(X + \sqrt{X^2 + 1})$ 。 $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$ である。

る。 $\mathbb{1}\{G_i = g\}$ は、企業 i がコホート g に属する場合に 1 をとる指示関数であり、 $\mathbb{1}\{t - G_i = \ell\}$ は、決算年度 t と G_i との差分がイベントタイム ℓ にある場合に 1 をとる指示関数である。 $\beta_{g,\ell}$ は、コホート g に属する企業におけるイベントタイム ℓ での効果を表す。また、 $\mathbb{1}\{\tau = t\}$ は時点 τ の決算年度ダミー、 γ_τ は $\ln(\text{資本金 } i_\tau)$ と決算年度ダミーの交差項に対応する係数である。さらに、 $\varphi_{\text{industry}(i),t}$ は業種と決算年度に関する固定効果、 $\psi_{\text{pref}(i),t}$ は中小企業等の所在都道府県と決算年度に関する固定効果を表す。また、 δ_t は決算年度に関する固定効果であり、 ε_{it} は誤差項である。なお、基準期は $\ell = -1$ とし、 $\ell \neq -1$ の係数 ($\beta_{g,\ell}$) は処置直前期を基準とした相対的な効果として解釈される。

本推定式における $\beta_{g,\ell}$ はコホート別の処置効果を表しており、Sun-Abraham(2021)に従い、これらをコホートサイズに基づいて重み付け平均をとることで、全体の経営人材採用影響に関する平均処置効果として解釈される。

このように、当該分析手法では、イベント時点を基準として、採用前後の各期における処置効果を計測するための対応するダミー変数を導入することで、経営人材採用の前後における企業パフォーマンスの変化を動的に捉えている。

(4) 分析結果

ア 地域銀行による人材支援と企業の経営人材の充足状況との関係性分析結果

経営人材支援に特色ある銀行をメインバンクとする中小企業等とそれ以外の銀行をメインバンクとする中小企業等について、以下のような傾向がみられた。

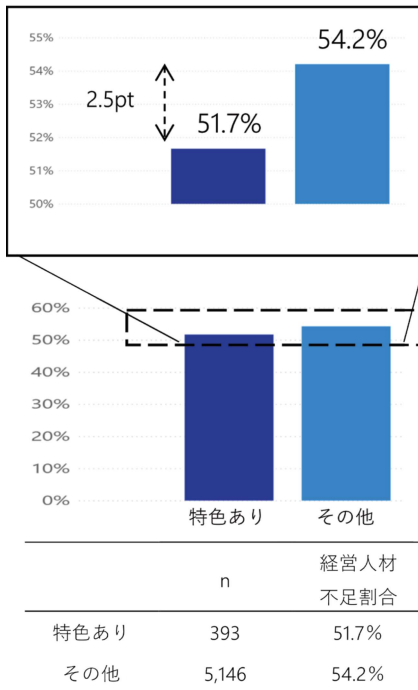
- ・特色ある銀行をメインバンクとする企業では「経営人材不足の企業の割合」が51.7%となり、その他企業と比べて2.5ポイント低くなる（【図表4】）。
- ・「過去3年以内に経営人材を採用した企業の割合」は特色ある銀行をメインバンクとする企業で13.4%であり、その他企業と比べて1.3ポイント高くなる（【図表5】）。
- ・「経営人材が不足しており、かつ、過去3年以内に採用を行っていない（不足かつ採用なし）企業の割合」は特色ある銀行をメインバンクとする企業で44.5%であり、その他企業と比べて2.7ポイント低くなる（【図表6】）。

これらの割合の差は統計的に有意なレベルで差異があるとはいえず、その解釈にあたっては偶然である可能性も排除できないことに留意が必要ではあるが、いずれもメインバンクが特色ある銀行である場合、経営人材の不足感がある旨を回答する企業の割合は低下する傾向がみられた。

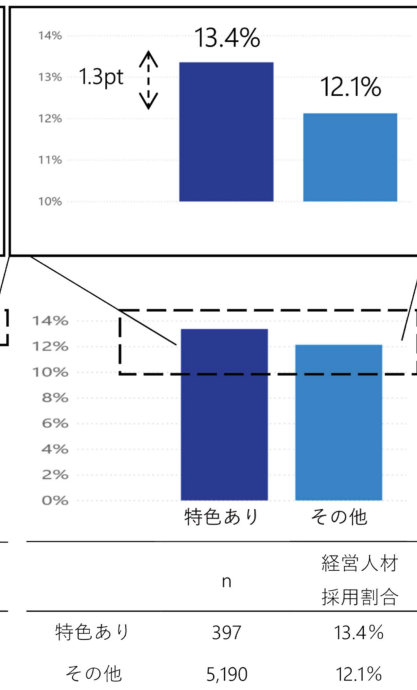
また、メインバンクが特色ある銀行か否かと取引金融機関数によって企業を分割したとき、1行取引の企業のうち経営人材不足かつ採用なしと回答した先の割合は、統計的有意差が確認できるレベルでメインバンクが特色ある銀行である企業のほうが低いことが示された（ χ^2 二乗検定：p値 = 0.03。【図表7】）。これは、企業が取引する銀行がメインバンク1行に限られるとき、その銀行の人材支援に関する体制や取組みが、企業の経営人材の採用に影響している可能性を示唆している。

これらの結果について、ロジスティック

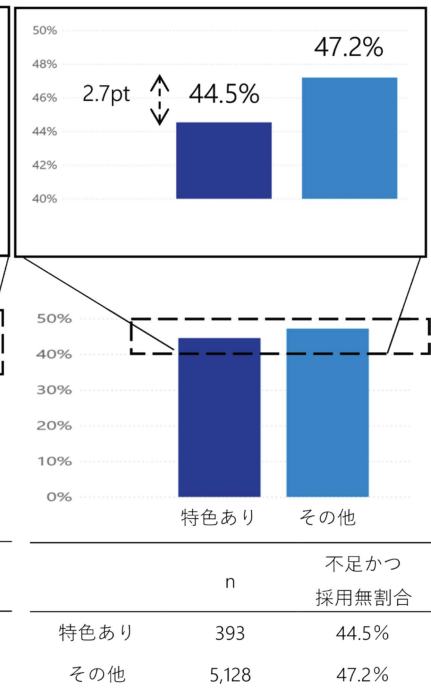
【図表 4】 経営人材不足割合



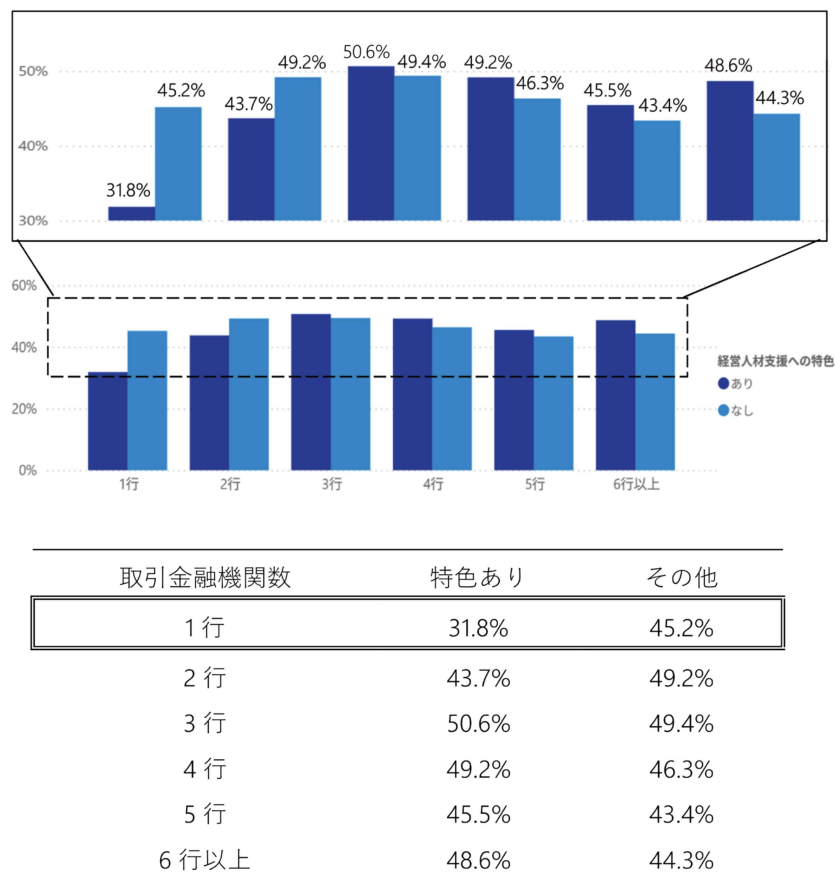
【図表 5】 経営人材採用割合



【図表 6】 経営人材不足・採用無割合



【図表 7】 特色有無による「経営人材不足かつ採用なし」の割合（取引金融機関数別）



回帰に基づき経営人材不足かつ採用なしである確率に寄与する要素を分析したところ、

メインバンクが特色ある銀行か否かは有為な影響がみられなかった一方で、2行

又は3行取引であることや、企業規模が中位であること、債務者区分が低いことは統計的有意な水準で経営人材不足かつ採用なしである確率の上昇に寄与するとの結果が得られた。これは、メインバンクが特色ある銀行であることが、顧客企業の経営人材不足感に影響するという仮説に対して否定的な結果であった。

このロジスティック回帰に基づく結果について、メインバンクが特色ある銀行か否かは有為な影響がみられなかったことの背景として、特色ある銀行とされた地域銀行数が少ないことを反映して、ロジスティック回帰の結果が特色ある銀行であることの効果を過小評価している可能性が考えられる²³。このことを踏まえ、本分析ではメインバンクが特色ある銀行と判定される確率（プロペンシティスコア²⁴）を推定し、その値に基づいて観測可能な属性の違いを補正した上で、企業間の比較を行った。これに基づき、メインバンクが特色ある銀行である企業が分析対象とした企業全体に占める比率の小ささを考慮しつつ比較する。具体的には、以下の2通りの手法に基づく比較を行っている。

- ① 推定したプロペンシティスコアに基づき、メインバンクが特色ある銀行である企業とそうでない企業の間でスコアによる最近傍ペア（最も近い2点）を作成し、条件の近い企業間における

経営人材不足かつ採用なしに該当する確率の差を推定

- ② プロペンシティスコアに基づく加重最小二乗法を用いて平均処置効果を推定

これらの手法に基づく分析の結果は以下のとおりである。

- ・条件の近い企業を比較すると、メインバンクが特色ある銀行である場合は確率が7.4ポイント低いものの、統計的有意差は認められなかった。
- ・一方で、平均処置効果を推定すると、「不足かつ採用なし」の確率が3.0ポイント低下し、こちらでは、統計的有意差が認められた。

以上の結果から、メインバンクが特色ある銀行である企業と、経営人材が不足しており、かつ、過去3年以内に経営人材の採用を行っていない企業との間に負の相関関係がある可能性が示唆された。ただし、ロジスティック回帰及び前述の最近傍ペアを用いた分析の結果を踏まえると、推定方法によって効果の大きさ及び統計的有意性に差異が認められる点には留意が必要である。

また、経営人材支援に特色のある銀行とそれ以外の銀行のディスクロージャー誌について、生成AI（LLM）を用いて比較を行った。具体的には、生成AIにディスクロージャー誌内の文章をカテゴリー分類させ、

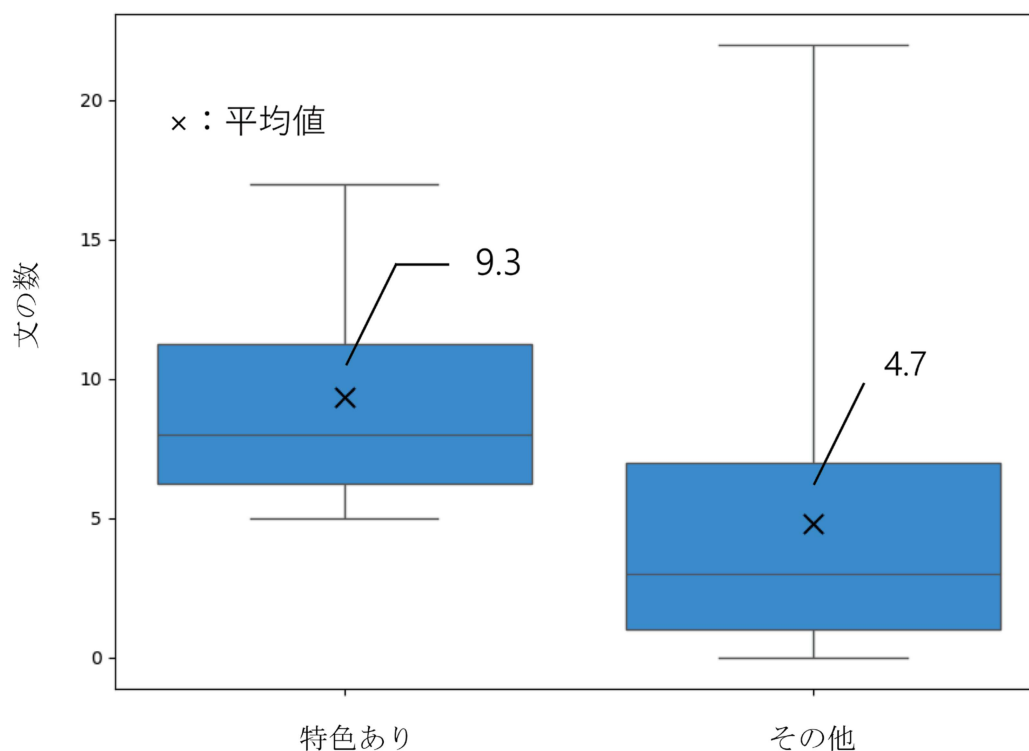
23 効果を検証したい事柄について、その分布に偏りがある場合（例：「はい」と回答したサンプルが「いいえ」と回答したサンプルと比較して非常に大きい場合）、ロジスティック回帰の結果に多数派の影響が過度に反映される可能性がある。本分析においては、メインバンクが特色ある銀行である場合は相対的に少なく、メインバンクが特色ある銀行であることの影響が過小評価される可能性がある。

24 ここでは、ある企業が「メインバンクが特色のある銀行である」という条件を満たす確率を企業の属性からロジスティック回帰により推定し、プロペンシティスコアとしている。

【図表 8】 生成AIによるカテゴリー分類

カテゴリー名	説 明	LLMが出力する判断理由の典型例
企業への人材マッチング	企業への人材の採用等の支援に関する記述	文章中に「取引先企業の採用のサポート」という記述があり、企業への人材の採用支援を行っていることが明確に示されているため。
企業の人材育成	企業への人材の（デジタルなどの）教育・研修実施に関する記述	この文章は、IPOを目指す企業の経営者への人材育成プログラムの実施について述べており、企業への人材育成に関する記述である。
人材の一般論	人材に関する一般的な記述	この文章は、観光面における課題と雇用状況について述べており、特定の銀行の活動や企業への支援に関する記述はみられない。雇用状況に関する一般的な情報と考えられる。
地域銀行自身の人材	企業に対して行っている人材支援ではなく、地域銀行自身の人材育成・採用・人事等に関する記述	この文章は、地域銀行自身の人材（職員）の多様な働き方を支援する制度導入について述べており、企業への支援に関する記述はみられない。
その他	明らかに上記のどのカテゴリーにも属さない場合のみ	この文章は、関連会社のキャリアマネジメントと事業内容について述べており、地域銀行の企業への人材支援や育成に関する記述はみられない。

【図表 9】 各ディスクロージャー誌における企業への人材支援の取組みに関する文の数



結果とその判断理由を出力させた上で、人材支援に関する記載文の数を集計している（【図表 8】）²⁵。その結果、特色ある銀行における文章数の平均は9.3文であり、その他の銀行の4.7文と比べて4.6文多くなることがみられた（【図表 9】）。このことは、

特色ある銀行の人材支援に対する積極的な姿勢を反映している可能性を示唆している²⁶。

イ 経営人材の採用と企業業績に関する動学的分析結果

まず、企業活動の規模的拡大を示す指標

【図表10】 各推定モデルにおける経営人材採用影響の推計結果 [Δln (売上高)]

($\beta_{g,\ell}$ の重み付けコホート平均による経営人材採用影響に関する平均処置効果)

イベント タイム (ℓ)	推定モデル				
	コント ロールなし	ln (資本金) × 決算年度	業種 × 決算年度	都道府県 × 決算年度	すべてコン トロール
− 5	−0.065 (0.118)	−0.046 (0.118)	−0.071 (0.119)	−0.065 (0.118)	−0.049 (0.119)
− 4	0.035 (0.056)	0.053 (0.056)	0.035 (0.057)	0.030 (0.056)	0.047 (0.057)
− 3	0.031 (0.023)	0.045 (0.023)	0.031 (0.023)	0.026 (0.023)	0.041 (0.024)
− 2	0.014 (0.017)	0.031 (0.017)	0.017 (0.016)	0.012 (0.017)	0.031 (0.016)
0	0.049 (0.028)	0.068* (0.028)	0.056* (0.028)	0.047 (0.028)	0.069* (0.028)
1	0.035 (0.026)	0.055* (0.026)	0.043 (0.025)	0.031 (0.026)	0.055* (0.026)
2	0.102 (0.113)	0.117 (0.110)	0.111 (0.114)	0.100 (0.113)	0.120 (0.111)
Observations	2,783,894	2,783,894	2,783,894	2,783,894	2,783,894
Adj.R-squared	0.007	0.009	0.011	0.009	0.014

(表注) 上段は係数の推定値、下段は標準誤差。「*」は5%水準で統計的に有意。

「イベントタイム−1」は基準カテゴリーであり、ダミー変数が設定されない。コントロール変数の詳細は省略している。

処置群は138先(709レコード)、対照群は666,605先(2,783,185レコード)で構成される。なお、処置群の先数は、レビキャリを通じて経営人材を採用した企業のうち、売上高等の財務情報を確認可能な企業での総数であり、各イベントタイムで財務情報を確認可能な先数は異なる。対照群の先数についても同様であり、各イベントタイムにおいて財務情報を確認可能な先数は異なる。

経営人材採用の6年以前及び3年以降のイベントタイムは観測数が限られるため、省略している。

として用いたΔln (売上高) に関する推定結果を確認する。

【図表10】は前記(3)で述べた推定モデルをベースにコントロール変数の構成を変化させた複数の推定モデルでのDID推定結果を示している。

この結果について、経営人材採用前(イベントタイム $\ell = -5$ から $\ell = -2$)の各期においては、いずれのモデルにおいても

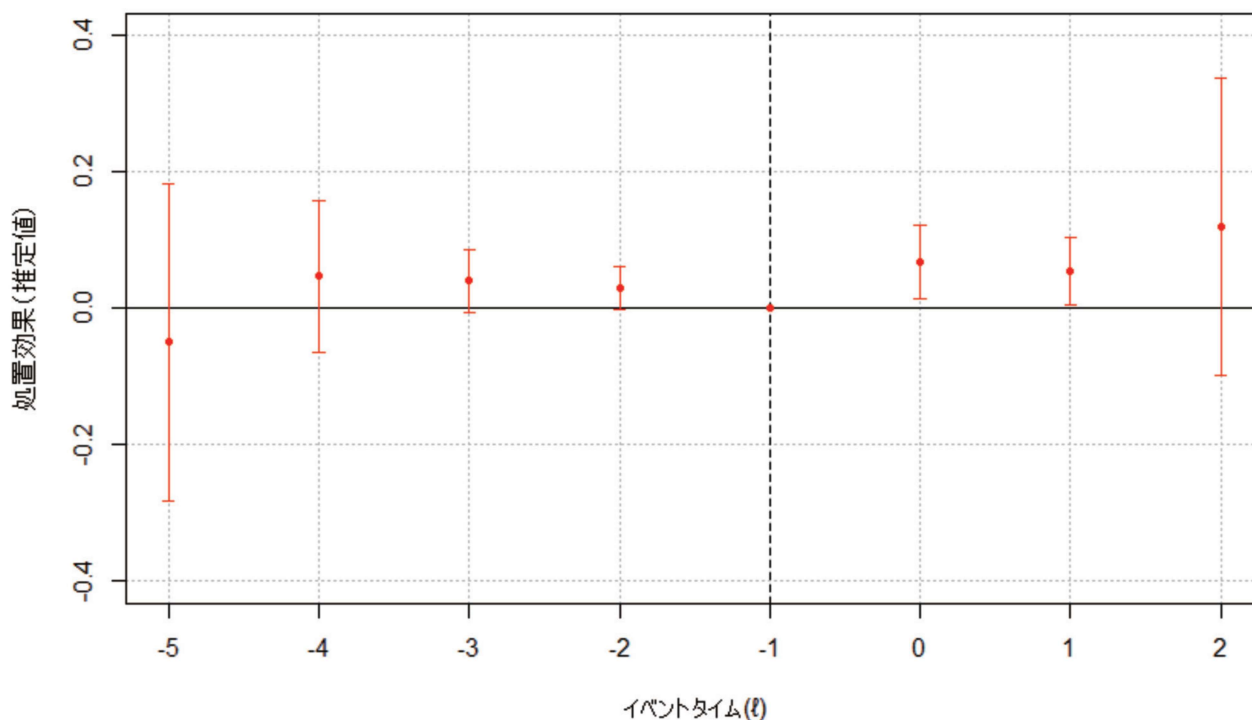
推計係数の符号が一方向に偏っておらず、かつ統計的に有意ではない。このことから、処置群と対照群の間に事前トレンドの差は認められず、両者は採用前において同様の推移をたどっていたと推定できる。

一方、採用後に着目すると、イベントタイム $\ell = 0$ 及び $\ell = 1$ において、係数はいずれも正であり、複数のモデル(「ln (資本金) × 決算年度」「業種 × 決算年度」「す

25 本分析では、誤った情報が出力されるハルシネーションなどのAI特有のリスクを抑制するために、生成AIに結論だけではなく判断理由も併せて出力させた上で、人間による個別の確認・修正を行っている。

26 レビキャリ以外の人材支援の取組みを積極的に行っている銀行や、本分析の解析範囲外の箇所、又はその他の情報媒体を通じて人材支援に関する活動を報告している銀行が存在する可能性については、留意が必要である。

【図表11】 経営人材採用の売上高成長率への動学的効果 [$\Delta \ln$ (売上高)]



(表注) 図は $\ln$ (資本金)、企業業種、企業所在都道府県と決算年度の交差項をコントロールした推定結果を示す。横軸は採用からの経過年 (イベント時点を0とする)、縦軸は $\Delta \ln$ (売上高) への推定効果である。点は推定係数、線は95%信頼区間を表す。

べてコントロール」) で統計的に有意となっている。これは、採用直後から1年後にかけて、処置群の売上高成長率が対照群と比較して相対的に高まっていることを示唆する結果である。ただし、 $\ell = 2$ においても係数は正であるものの、統計的有意性は確認されず、標準誤差も比較的大きいことから、効果の持続性については慎重な解釈が必要である。

これらの結果は、経営人材の採用が、少なくとも採用後初期において、企業の売上高成長と正の関係にある可能性を示している。とりわけ、採用前のトレンドに大きな乖離が確認されない点を踏まえると、推計された結果は、経営人材採用の前後で生じた変化として整合的に解釈することができる。

また、【図表10】では、各列がコントロー

ル変数の異なる推定仕様に対応しており、列ごとの比較を通じて推定結果の安定性を確認することができる。係数の大きさや有意性には若干の差があるものの、採用前後における推定結果の現れ方には大きな違いはみられない。こうした点から、本分析で把握される売上高成長率の変化は、特定の仕様にのみ依拠したものではなく、複数の推定条件のもとでおおむね共通して確認される結果であると考えられる。

これらを踏まえ、【図表11】では、企業規模、業種及び都道府県に関する要因を決算年度との組合せで同時にコントロールした「すべてコントロール」の仕様を用い、経営人材採用前後の売上高成長率の推移を示している。この仕様は、企業属性の違いや年度ごとの外部環境の影響を相対的に幅広く調整したものであり、本分析では【図

【図表12】 各推定モデルにおける経営人材採用影響の推計結果 [ΔIHS (税引前当期純利益)]

($\beta_{g,\ell}$ の重み付けコホート平均による経営人材採用影響に関する平均処置効果)

イベント タイム (ℓ)	推定モデル				
	コント ロールなし	ln (資本金) × 決算年度	業種 × 決算年度	都道府県 × 決算年度	すべてコン トロール
− 5	2.605 (2.480)	2.977 (2.491)	2.561 (2.477)	2.630 (2.482)	2.986 (2.490)
− 4	−2.638 (1.591)	−2.433 (1.591)	−2.659 (1.600)	−2.629 (1.594)	−2.428 (1.602)
− 3	1.264 (1.446)	1.132 (1.444)	1.226 (1.453)	1.277 (1.446)	1.106 (1.451)
− 2	−1.027 (1.214)	−0.973 (1.216)	−1.047 (1.206)	−1.004 (1.213)	−0.978 (1.206)
0	−0.938 (1.455)	−0.737 (1.453)	−0.929 (1.453)	−0.908 (1.453)	−0.719 (1.450)
1	0.069 (1.949)	0.310 (1.940)	0.102 (1.953)	0.101 (1.949)	0.343 (1.947)
2	−0.291 (2.373)	−0.073 (2.360)	−0.219 (2.374)	−0.223 (2.374)	0.040 (2.361)
Observations	2,804,413	2,804,413	2,804,413	2,804,413	2,804,413
Adj.R-squared	0.001	0.002	0.001	0.001	0.002

(表注) 上段は係数の推定値、下段は標準誤差。「*」は5%水準で統計的に有意。

「イベントタイム − 1」は基準カテゴリーであり、ダミー変数が設定されない。コントロール変数の詳細は省略している。

処置群は138先 (710レコード)、対照群は670,625先 (2,803,703レコード) で構成される。なお、処置群の先数は、レビキャリを通じて経営人材を採用した企業のうち、税引前当期純利益等の財務情報を確認可能な企業の総数であり、各イベントタイムで財務情報を確認可能な先数は異なる。対照群の先数についても同様であり、各イベントタイムにおいて財務情報を確認可能な先数は異なる。

経営人材採用の6年以前及び3年以降のイベントタイムは観測数が限られるため、省略している。

表10】で確認した動学的な変化を代表的に示すものとして位置付けられる。【図表11】は、こうした最も包括的な仕様のもとで、採用前後における売上高成長率の推移を視覚的に確認するためのものである。

以上より、売上高成長率に関する本分析の結果は、経営人材の採用と企業活動の規模的拡大に関連性がある可能性を示唆している。

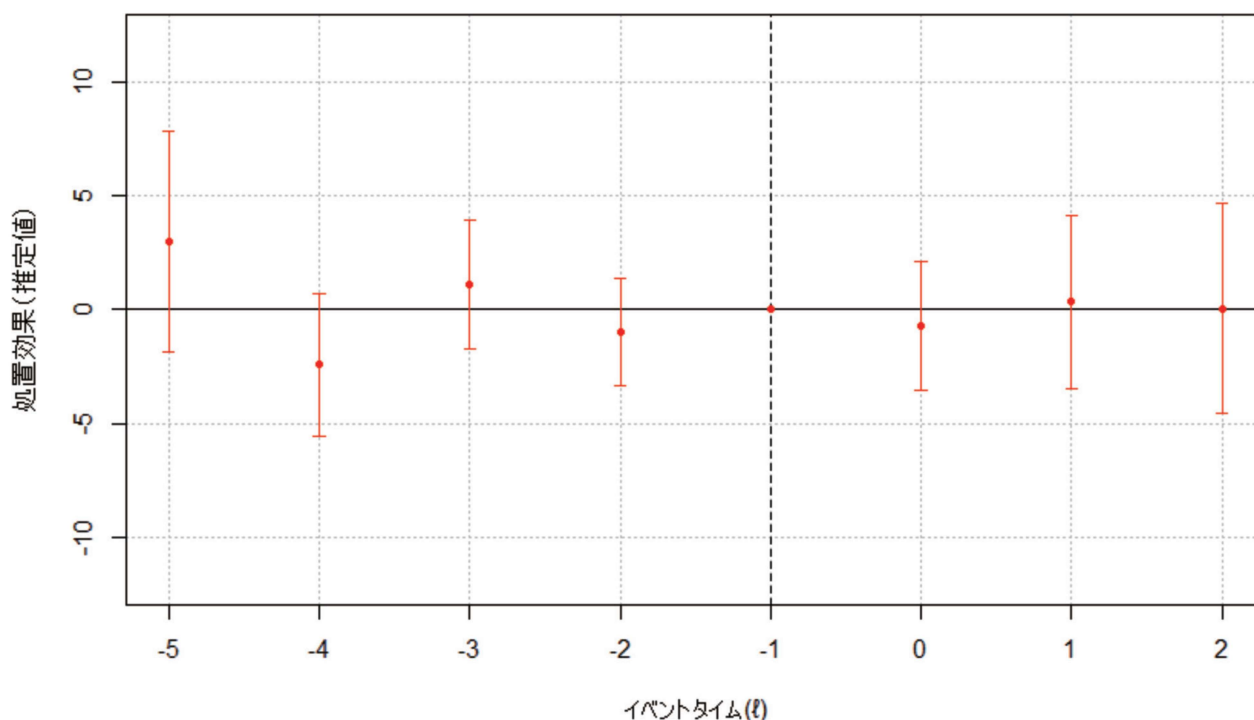
次に、企業の収益性の変化を捉える指標として用いたΔIHS (税引前当期純利益) に関する推定結果を確認する。

【図表12】は、前記(3)で述べた推定モデルをベースに、コントロール変数の構成を

変化させた複数の推定モデルに対するDID推定結果を示したものである。【図表12】では、経営人材採用前 (イベントタイム $\ell = -5$ から $\ell = -2$) の各行をみると、係数は正の期と負の期が混在しており、特定の方向に偏った動きはみられない。加えて、いずれのモデルにおいても統計的有意性は確認されていない。また、採用後 (イベントタイム $\ell = 0$ から $\ell = 2$) についても、係数の符号は期によって一貫しておらず、統計的に有意な結果は得られていない。

こうした傾向は推定モデル間で共通しており、決定係数にも大きな差異はみられないことから、本結果は特定の仕様に大きく

【図表13】 経営人材採用の税引前当期純利益への動学的効果 [Δ IHS（税引前当期純利益）]



(表注) 図はln（資本金）、企業業種、企業所在都道府県と決算年度の交差項をコントロールした推定結果を示す。横軸は採用からの経過年（イベント時点を0とする）、縦軸は Δ IHS（税引前当期純利益）への推定効果である。点は推定係数、線は95%信頼区間を表す。

依存するものではないと考えられる。これらを踏まえ、【図表13】では、企業規模、業種及び都道府県に関する要因を決算年度との組合せで同時にコントロールした「すべてコントロール」の仕様に基づき、経営人材採用前後における税引前当期純利益の動学的効果を示す。この図表は、【図表12】で確認した結果を、最も包括的な仕様のもとで時系列に沿って視覚的に確認するためのものである。

【図表12】で確認されたように、採用後の各イベントタイムにおいて推計係数はいずれも統計的に有意ではなく、税引前当期純利益に対する何らかの経営人材採用の処置効果があるとは確認できない。したがって、経営人材の採用による利益面での効果については、少なくとも本分析で対象とした短・中期の期間において、明確には確認

されていない。

この点は、売上高成長率に関する結果と対照的ではあるものの、両者は必ずしも矛盾するものではないと考えられる。一般に、経営人材の採用に伴う事業拡大や組織改革は、初期段階において人件費や設備投資等の増加を伴うことが多く、売上高の拡大が直ちに利益の増加として現れない状況も想定される。また、利益指標は売上高と比較して景気変動や一時的要因の影響を受けやすく、年ごとの変動が大きい傾向にある。このため、経営人材採用の効果が利益面で継続的に顕在化するまでには、より長期の時間軸での観察が必要となる可能性も考えられる。

(5) 小 括

本分析では、レビキャリに係るデータや企業アンケート、共同DPを通じて収集し

た高粒度データ等の複数のデータを組み合わせ、地域銀行の人材支援と中小企業等の経営人材不足の関係性や、経営人材の採用が企業業績に与える効果について検証した。

地域銀行の人材支援と中小企業等の経営人材不足の関係性に関する分析結果は、標本抽出や調査票提出の有無等を通じてサンプリングバイアスが生じている可能性や、レビキャリ以外の取組みを通じて経営人材支援を行っている銀行もあること、回帰分析の結果にばらつきがあることから、一定の幅を持って解釈する必要があるものの、メインバンクである地域銀行が人材支援における「特色ある銀行」である場合に、その取引先では、経営人材が不足し、かつ、経営人材の採用を行っていない確率が低い傾向がみられた。また、LLM等を用いたディスクロージャー誌に対するテキストデータ分析では、「特色ある銀行」は、取引先の人材支援に関して積極的な姿勢を有していることを示唆するものであった。

経営人材の採用と企業業績に関する動学的分析においては、主として地方銀行の取引先企業を対象としていることから、分析の結果は地方銀行と取引関係を有する企業における平均的な効果を示すものであって、全国の企業を無作為に抽出した標本に基づくものではない点に留意する必要があるものの、経営人材の採用後において、売上高

成長率に統計的に有意な正の影響が確認された。

3

地方銀行の貸出明細データ等とマクロ経済指標を用いた信用リスクに関する予兆分析の試行

(1) 目的・概要

近年の本邦における経済情勢は緩やかに回復しつつある一方で、各国の通商政策や中東情勢などの地政学的なリスクによる不確実性の高まりや、人手不足及び賃上げによる人件費上昇、原材料費上昇による物価高騰を背景として、減少傾向にあった倒産件数は2022年頃から上昇に転じている²⁷。このように、企業を取り巻く外部環境は大きく変化しており、個々の事象がもたらす影響の持続性や波及効果を見通すことは一層困難となっている。

こうした状況を踏まえ、金融庁では、2025年6月に公表したFAN「地方銀行の貸出明細データ等とマクロ経済指標を用いた信用リスクに関する予兆分析の試行」(以下「予兆分析FAN(2025版)」ともいう)²⁸において、将来的な信用リスクの増加等、金融機関の経営に影響を与え得る環境変化を早期に検知することを目的として、地方銀行²⁹の貸出明細等と国内外のマクロ経済指標を用いて債務者区分の下方遷移を予測する機械学習モデルを構築³⁰し、製造業の

27 東京商工リサーチ「全国企業倒産状況」など。

28 FSA Analytical Notes (2025.6) vol.3「地方銀行の貸出明細データ等とマクロ経済指標を用いた信用リスクに関する予兆分析の試行」。

29 2024年9月末時点で62行。

30 本分析における機械学習モデルの構築手法、マクロ経済指標の選択にあたっては、2022・2023年度に金融庁が有限責任あずさ監査法人に調査・研究を委託した「AIやICT技術を活用した経営改善支援の効率化に向けた調査・研究」及び「AI技術を活用した経営改善支援の効率化に向けた調査・研究」を参考にしている。

変化の兆し（予兆）を捉えることを試みた。

上記分析に加え、2026年6月に公表したFAN「地方銀行の貸出明細データ等とマクロ経済指標を用いた信用リスクに関する予兆分析の試行 vol.2」（以下「予兆分析FAN（2026版）」ともいう）では、製造業だけではなく建設業も対象に、それぞれ機械学習モデルを構築し、両業種の変化の予兆を捉えることを試みている。

以下では、これらの2つのFANについて紹介する。

（2）データセット

本分析で用いたデータは、大別すると地方銀行の法人向け貸出明細データとマクロ経済指標データの2つである。

貸出明細データは、全国地方銀行協会の信用リスク情報統合サービス（CRITS）のデータベースから抽出・加工されたデータ及び共同DPにより収集された貸出明細データの2種類である。前者は2004年度から2023年度までのデータであり、後者は共同DPが段階的な運用が始まった2023年度以降のデータである。このデータの切替えが、予測モデルの示す2023年度以降の結果に影響を与えている可能性には留意が必要である。また、本分析では、マクロ経済指標データを収集し、各年度のマクロ経済状況が債務者区分の下方遷移に与える影響を取り込めるようなモデルの構築を試みている。

分析対象業種としては、名目GDPに占める割合が最大である点と国内銀行からの借入れが大きい点を踏まえて製造業を選定するとともに、近年の倒産件数の水準が高い点と2025年3月末時点において貸出明細データにおける債務者数が多い点を考慮して建設業も加えた。また、企業規模の観点からは、大企業、中堅企業又は中小企業のそれぞれにおいて経営環境の変化を背景とした信用リスクの変化の度合いに違いがあることが考えられるため、地方銀行の主要な貸出先であり、また、サンプル数も確保できる中小企業³¹に限定した。

なお、国内銀行の中小企業向け貸出のうち、国内製造業向けは31.9兆円³²、建設業向けは11.8兆円となっている（いずれも2025年3月末時点）。このうち、本分析のモデル構築に使用したデータでは、製造業向けは12.6兆円（上記比39.7%）、建設業向けは5.9兆円（同49.5%）が把握可能である。

（3）機械学習モデル構築

本分析では、数多くの機械学習分野の調査・研究で利用されており、高い予測性能を発揮することで知られているeXtreme Gradient Boosting (XGBoost)³³を用い、以下の工程でモデルを構築している。なお、以下の(3)及び(4)においては、特に断らない限り予兆分析FAN（2026版）に基づいて記載している。

31 本分析の中小企業の定義は、全国地方銀行協会の信用リスク情報統合サービス（CRITS）のデータベースから抽出・加工されたデータの定義に基づく。

32 日本銀行「貸出先別貸出金」。それぞれ国内銀行における国内店の銀行勘定のうち製造業向け、あるいは建設業向けを対象とした残高。なお、企業規模は中小企業に限定している。

33 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.

ア 予測対象

機械学習モデルにおける予測対象を債務者区分³⁴とし、基準日時点で債務者区分が正常先である債務者が1年後同日時点で要注意先以下へ下方遷移（正常先からの下方遷移）するか否かを予測する。一般に、債務者区分の正常先からの下方遷移は、マクロ経済状況の影響を受けたものを含め、債務者の信用悪化を示しており、その結果、与信費用の増加によって金融機関の経営状況にも影響するものと考えられる。したがって、正常先からの下方遷移を予測対象とすることは、地方銀行の経営状況に影響を及ぼすような産業の変調を捉えるという本分析の目的に合致するものと考えられる。

イ 学習方法

本分析においては、機械学習モデルの構築に際して過学習による影響を抑制するため、データを分割³⁵して学習させるとともに、予測精度の検証を行う。データの分割は、データの時系列性を考慮して、学習と検証の時間関係が逆転しないように分割する（学習用データ）。なお、2023年度以降のデータについては学習には用いず、最終的な精度の確認と結果の確認に使用する（確認用データ）。

変数については、説明変数は、債務者の財務及び貸出しに関して約20指標並びにマクロ経済指標に関して約60指標を選定し、それぞれに前処理したものを変数として投入している³⁶。目的変数は債務者区分の下方遷移であり、下方遷移しなかった場合を「0」、下方遷移した場合を「1」とするよう、ダミー変数化している³⁷。

また、本分析においては、マクロ経済指標を対象に、指標間の相関関係の強さに着目したグループ化（クラスタリング）を行っている。この結果を活用して、各クラスターから1つの代表的な指標を選択することでマクロ経済指標数を削減したモデルを構築し、機械学習モデルの解釈性を向上についても試行している。紙幅の都合上、詳細については割愛するが、興味のある読者は予兆分析FAN（2026版）をご覧ください。

(4) 分析結果

まず、【図表14】は、製造業及び建設業の債務者区分の下方遷移状況の実績を示している。製造業については、リーマン・ショック期である2009年度に下方遷移率が大幅に上昇した後、緩やかに減少し、2020年度の新型コロナウイルス感染症拡大期において再度小幅に上昇し、再度緩やかに減

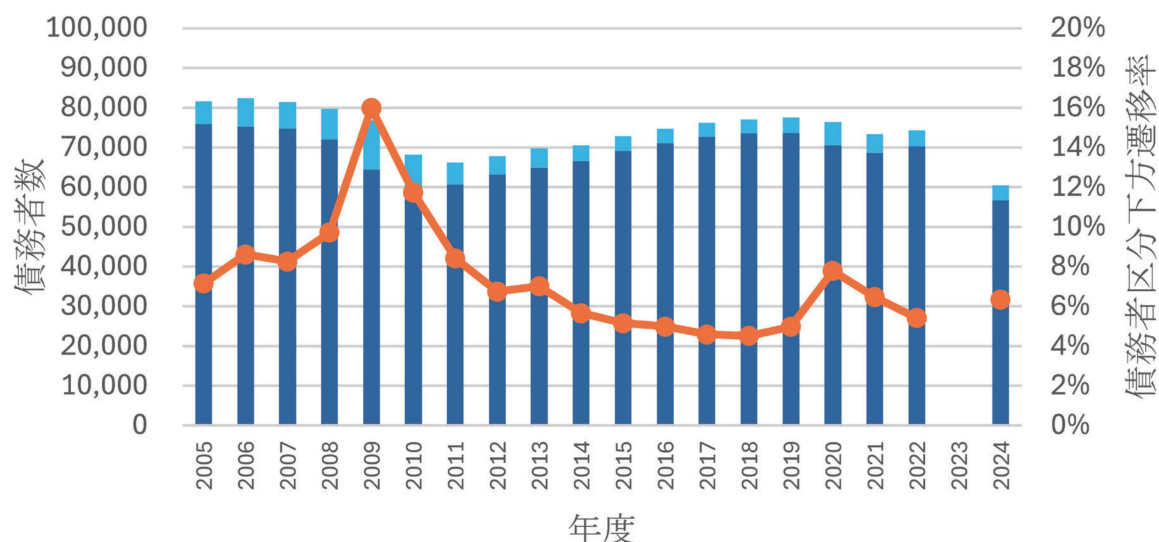
34 各金融機関が貸出先の財務状況等を勘案し、信用リスクに応じて付与する区分。本分析で用いたデータでは、債務者区分を「正常先、要注意先、要管理先、破綻懸念先、実質破綻先、破綻先」の6区分で表記しており、本分析における債務者区分の名称もこれに倣っている。

35 データの分割に際しては、【図表14】及び【図表15】で示すとおり、債務者区分が下方遷移する割合の実績は、年度によっては10%以下と低位であり、そのまま学習した場合、データの偏りの影響を受けることが想定されることから、債務者区分が下方遷移しない先に対しアンダーサンプリングを実施している。

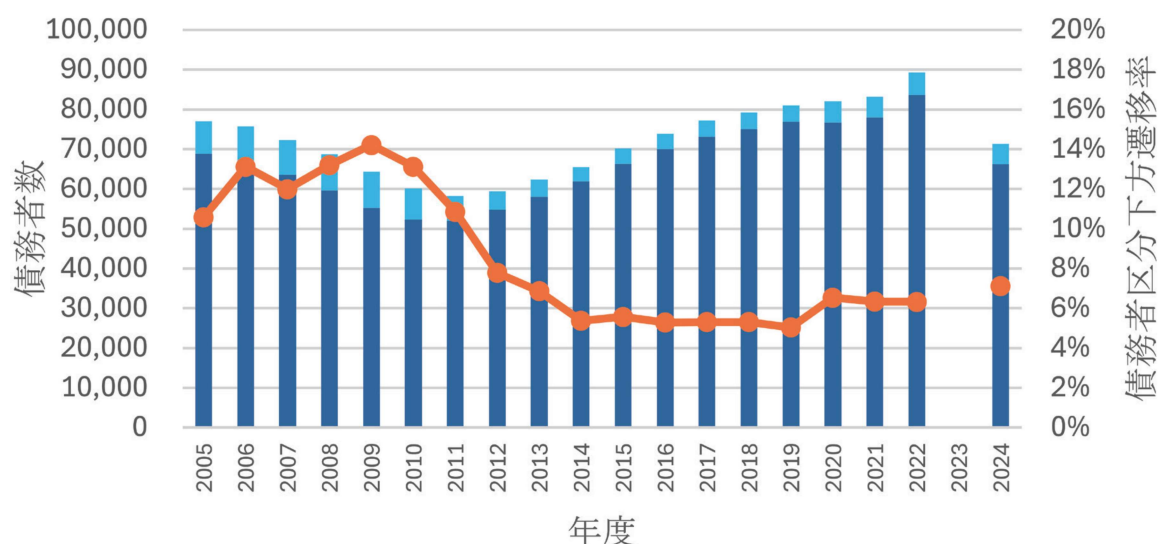
36 具体的な前処理の内容については、FANを参照されたい。

37 本分析の目的は将来予測であるため、説明変数と目的変数の時点は一致させていない。すなわち、説明変数は基準日とその1年前同日のデータである一方、目的変数は基準日から1年後同日の下方遷移の有無であり、基準日時点に観測可能なデータのみを用いた将来予測を実施している。実際には、公的統計や決算情報など、指標によって基準日からは数カ月後に観測可能となるものが多いが、予測対象は1年先であるため、数カ月遅れの情報を加味しても未来情報の先取りは生じない。

【図表14】 債務者区分下方遷移状況（上図：製造業、下図：建設業）



■ 正常先→変化なし ■ 正常先→要注意先以下 ● 下方遷移率（右軸）



■ 正常先→変化なし ■ 正常先→要注意先以下 ● 下方遷移率（右軸）

少している。一方、建設業においては、2009年度にかけて下方遷移率が高止まりした後、緩やかに減少し、2013年度ごろから横ばいで推移しており、製造業に比べて動きは緩やかとなっている³⁸。

次に、【図表15】は、構築したモデルの予測精度をAUC³⁹を用いて検証した結果

を示している。業種が建設業である場合と確認用データを用いた場合に予測精度が下がる傾向にあるものの、総じて比較的高い精度と考えられる。

最後に、機械学習モデルによって算出された個々の債務者に対する債務者区分下方遷移の予測確率について、その分布の時系

38 2023年度は使用データの境界期にあたるため、債務者区分下方遷移の把握が不可能となっている。

39 AUCは機械学習モデルの出力結果の序列性について示す指標で0～1の間の値をとる。AUC=0.5である場合に偶然と変わらない精度を示し、数値が高いほど精度が高いことを示す。

【図表15】 構築した機械学習モデルにおける予測精度

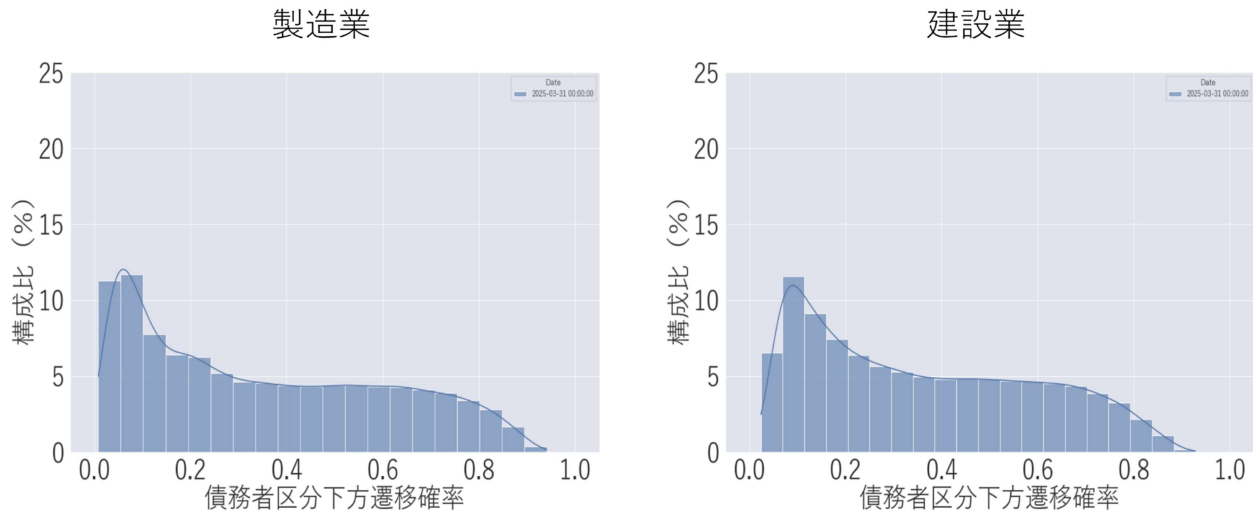
データ	業種	
	製造業	建設業
学習用	0.802	0.771
確認用	0.758	0.696

【図表16】 機械学習モデル算出の債務者区分下方遷移の予測確率の分布推移

(上図：製造業、下図：建築業)



【図表17】 債務者区分下方遷移確率分布（2025年度）



列推移を示したものが【図表16】である⁴⁰。

【図表16】の上図は製造業における結果を示している。債務者区分下方遷移の予測確率の平均値や中央値（50パーセンタイル値）は、【図表14】で示した債務者区分の下方遷移状況と同様、2009、2010年度のリーマン・ショック期で大幅に上昇しているほか、2020年度の新型コロナウイルス感染症拡大期においても小幅に上昇がみられる。【図表16】の下図は建設業における結果を示している。債務者区分下方遷移の予測確率の平均値や中央値（50%点）は、【図表14】で示した債務者区分の下方遷移状況と同様、2009、2010年度のリーマン・ショック期にかけて高止まりした後、2013年度ごろから横ばいで推移しており、製造業に比べて全体として動きは緩やかとなっている。

このうち、直近年度（2025年度）におけ

る債務者区分下方遷移確率のヒストグラム及び密度分布を描いたものを【図表17】に示す。両者とも2025年度では低位側に分布が集中しており、高位側に向かって裾野が広がっている。これは経済的に安定している時期の形状⁴¹であるが、今後の債務者の財務状況及びマクロ経済指標の変化のほか、使用データの切替えに伴う影響も考えられることから、今後の状況に注視が必要である。

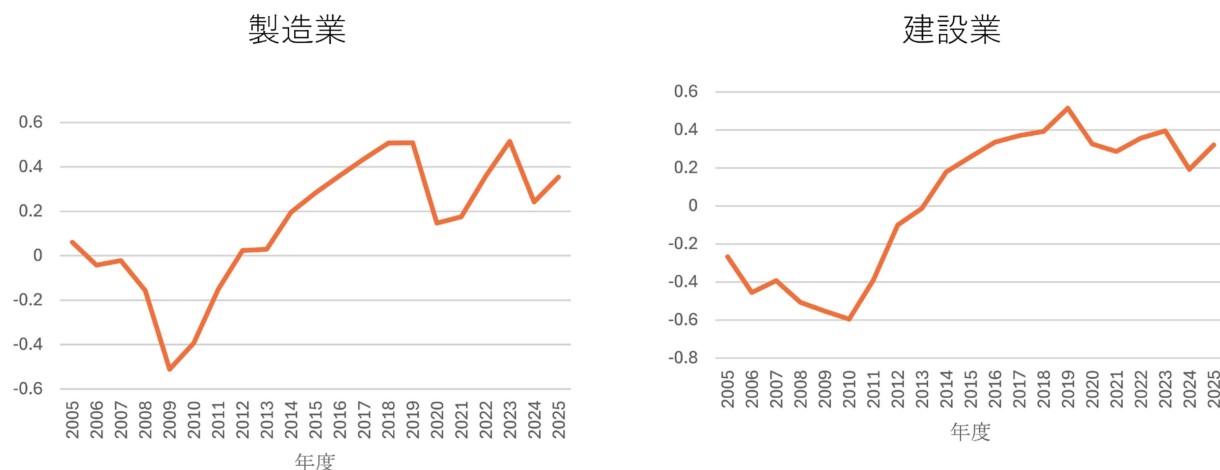
債務者区分下方遷移確率の分布の形状を表す値のうち、歪度⁴²の推移について【図表18】において確認を行う。予兆分析FAN（2025版）において、通常は債務者区分下方遷移確率が低いところにきわめて多く分布している（歪度が大きい）一方、リーマン・ショックや新型コロナウイルス感染症拡大期のような不安定期に、債務者区分下方遷移確率が大きく算出された企業

40 本節においては全サンプルに対して機械学習モデルで債務者区分の下方遷移確率を付与、集約した結果を示す。

41 経済的な環境と分布の形状については、FANを参照されたい。

42 分布の非対称性を示す指標。今回のような度数分布の場合、中心に度数が集中していれば0、中心より左側に度数が集中していれば正、中心より右側に度数が集中していれば負の値をとる。

【図表18】 債務者区分下方遷移確率の分布における歪度の推移



が比較的多くなり分布の観点からは平準化された（歪度が小さくなる）ことを意味することを指摘した。それを踏まえ、本分析結果における各業種のふるまいを確認すると、製造業を対象に構築したモデルの結果における歪度の推移については、予兆分析FAN（2025版）で示したものと同様に2009年度のリーマン・ショック期で水準が大幅に低下しているほか、2020年度の新型コロナウイルス感染症拡大期においても水準の低下がみられるものとなっており、学習方法の変更に対して本分析の結果は頑健であることを示唆している。また、直近の動きについては2023年度以降上昇と下降を繰り返しており、こうした挙動の背景については検証が必要と思われる。

他方、建設業を対象に構築したモデルの結果における歪度の推移については、2010年度のリーマン・ショック期にかけて低位で推移した後、上昇に転じ、高止まりしている傾向となっている。直近の動きは製造業と同様、上昇と下降を繰り返しており、

こうした挙動の背景についても注視していくことが必要と思われる。

また、本分析で行った機械学習モデルの解釈性向上の試みについて、各クラスターから1つの代表的な指標を選択することでマクロ経済指標数を削減したモデルを構築したところ、製造業においては「D.I./業況/中小企業/製造業/実績（前年同月差）」に加えて「鉱工業出荷指数」の重要度、建設業においては「貸出約定平均金利」に加え、「公共機関からの受注額」の重要度が一定程度確認されるなど、それぞれの業種における信用リスクの動向をモニタリングする上で有用な一定の示唆を得られている⁴³。紙幅の都合上、詳細については割愛するが、こうした結果について興味のある読者は予兆分析FAN（2026版）をご覧ください。

(5) 小 括

以上の分析結果より、金融機関の経営に影響を与えるような国内産業の予兆を捉えるにあたり、モデルが出力する分布の形状

43 例示した指標は、各業種の信用リスクの動向に関連する指標であると考えられるが、これらの変数はクラスターから代表値を1つ選択したものであり、同クラスターに分類された別指標が関連している可能性もあるなど、幅を持った解釈が必要である。

を確認しつつ、特にその数値の動きが明確で解釈が容易である平均値、中央値、歪度の3指標を中心にモニタリングすることで、足もとの状況変化を捕捉できる可能性があるとの示唆が得られた。指標の判断基準としては、前年からの各指標の大小比較や傾向確認、リーマン・ショックや新型コロナウイルス感染症拡大期といった特定時期と現状との水準比較が考えられる。また、業種ごとに予測に寄与する変数が異なることから、足もとの状況確認において各業種の信用リスクの動向をモニタリングするにあたり、注視すべき変数を探索するための手法としても活用し得る。

本分析では、地方銀行の貸出明細データ等及びマクロ経済指標データを用いて金融機関の経営状況に影響を与えるような国内産業の変化の予兆把握を試みた。その結果、予兆分析FAN（2025版）にて構築した個別債務者に対する債務者区分の下方遷移について一定の精度で予測可能な機械学習モデルをベースに、複数業種への適用とそれに伴う債務者区分下方遷移状況及び予測に寄与する変数の業種間比較を実施し、足もとの予兆把握において、一定の示唆を得られることが確認できた。本分析においては、製造業及び建設業を対象としたが、業種の拡張や細分化、あるいは「AI関連」

といった業種の枠にとらわれない対象への適用も可能と考えられる。

4

地方銀行の住宅ローンのデフォルト状況に関する分析

(1) 目的・概要

近年、マンション価格をはじめとした不動産価格の高騰⁴⁴や、日本銀行の金融政策変更に伴う市場金利の上昇など⁴⁵、住宅ローンを取り巻く環境は変化している。こうした環境変化に加え、変動金利を選択する借り手の割合の増加や貸出期間の長期化など、住宅ローンの債務者や商品性をめぐる変化が、金融機関が抱える住宅ローンの信用リスクに影響を及ぼす可能性がある。そこで、住宅ローンの信用リスクの実態をみるため、共同DPの貸出明細データのうち、地方銀行の住宅ローン債権⁴⁶を対象として、債務者区分に基づいてデフォルト状況の分析を行った。

(2) デフォルトの定義・分析手法

本分析では、「住宅ローン債務者で債務者区分が正常先あるいは要注意先だった先が、要管理先以下（要管理先、破綻懸念先、実質破綻先又は破綻先のいずれか）に下方遷移した場合」に、その住宅ローンがデフォルトしたと定義付けている⁴⁷。一般に、住宅ローンのデフォルトは、債務者区分のほ

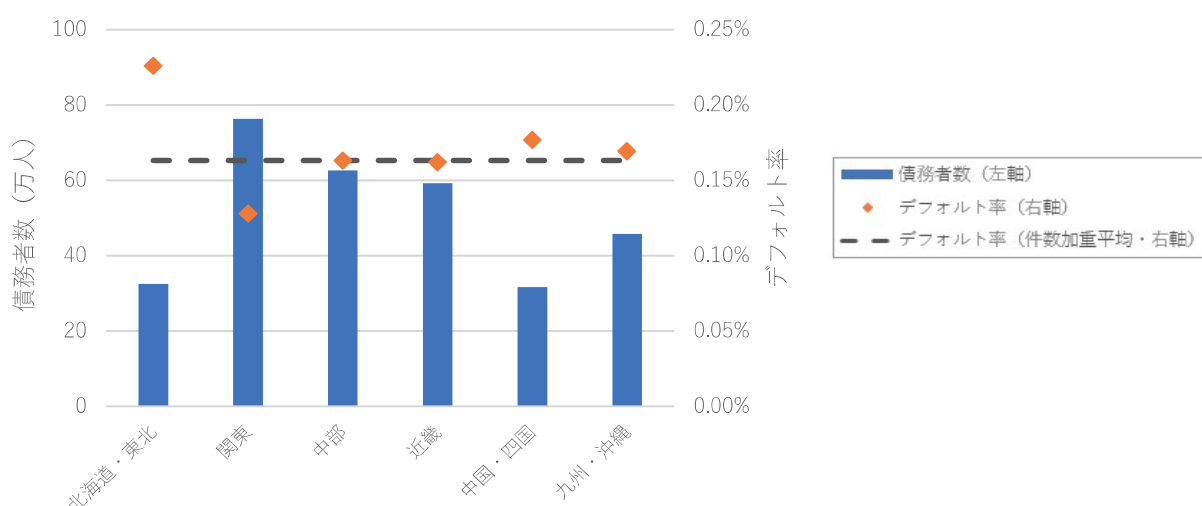
44 国土交通省「不動産価格指数」。

45 財務省「国債金利情報」、及び日本銀行「長・短期プライムレート（主要行）の推移」。

46 貸出明細データから住宅ローン債権のレコードを抽出するにあたり、住宅ローン債権であると明示的な設定がなされているレコードに加え、元本や金利水準、貸出期間等の条件から住宅ローン債権であると類推できるものは住宅ローン債権として推計を行っている。なお、推計された債権残高、債権数は、既存の収集計表のデータとおおむね整合的な範囲に収まっていることを確認している。

47 本分析のデフォルト時の債務者区分の設定については、バーゼル規制に基づいている。なお、実務上はデフォルト時の債務者区分を旧金融検査マニュアルに倣って破綻懸念先以下とする場合も多い。本分析の実施にあたってデフォルト時の債務者区分を要管理先以下／破綻懸念先以下に設定した場合の結果を比較したが、傾向に大きな変化はなかった。

【図表19】 本店所在地域別のデフォルト状況



(表注) 表中の記号の意味・内容は【図表21】～【図表24】、【図表26】について同じ。

か、返済の延滞状況、保証会社の保証履行や法的破綻によって判断されることが多いが⁴⁸、延滞、保証履行及び法的破綻については、貸出明細データの制約から、本稿分析におけるデフォルトの判定上、参照することが難しいため、上記の債務者区分に基づいたデフォルト判定基準を採用している。延滞等の状況が債務者区分に反映されるまでタイムラグが生じ得るが、本分析では、実際にはデフォルトしている債権が債務者区分上は正常先あるいは要注意先にとどまったままである（そのためにデフォルトとして扱われない）ケースもあると考えられることから、デフォルト数及びデフォルト率が実際よりも低く見積もられている可能性があることには留意が必要である。

本分析では、2024年3月末時点の貸出明細データに含まれる住宅ローン債権のうち、債務者区分が正常先あるいは要注意先である債務者を分析対象としている。なお、完済等の何らかの理由により、2025年3月末

時点で貸出明細データに明細情報が含まれない貸出先については分析対象から除外している。

こうして計算したデフォルトした住宅ローン債権について、地域別、実行年度別、実行金額帯別等の様々な切り口からデフォルト率を算出し、比較を行った。

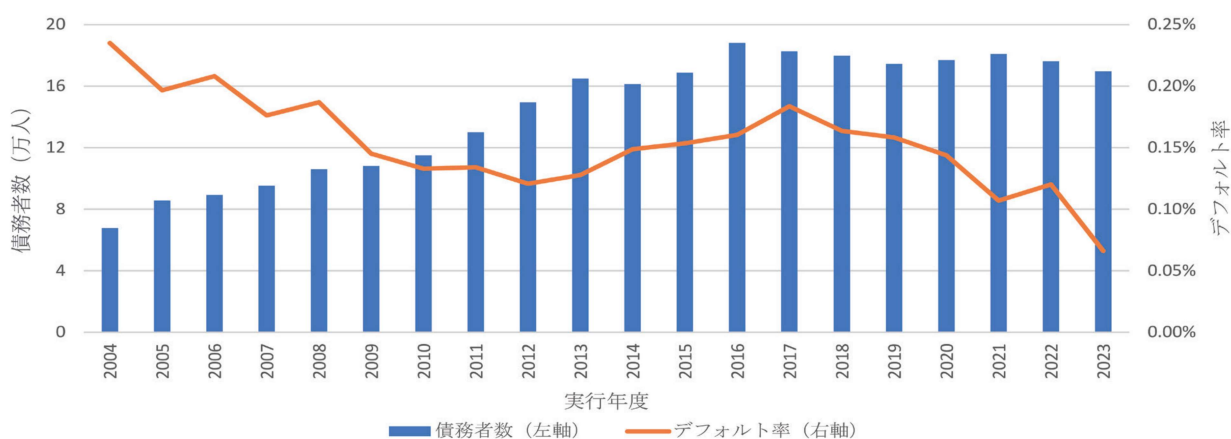
(3) 分析結果

【図表19】は銀行本店所在地に基づく地域別の集計結果を示している。この図表から、北海道・東北でデフォルト率が高く、関東で低い結果であることがみてとれる。ただし、この結果を解釈するにあたっては、ある地域でその地域以外に本店所在地のある銀行が比較的高いシェアを持っている場合や、貸出先地域と銀行の本店所在地の属する地域が異なる場合もあることから、必ずしも各地域にある住宅ローン債権のデフォルト率を表すものではないことに留意が必要である。

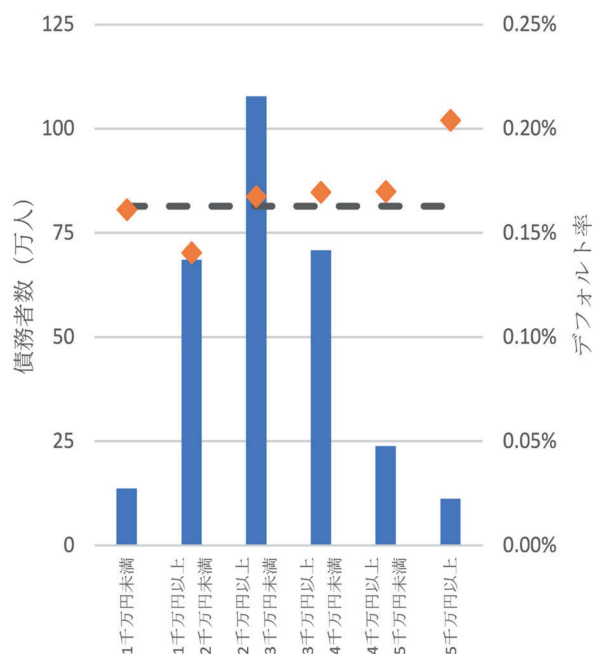
【図表20】は実行年度別の集計結果を示

48 日本銀行「住宅ローンのリスク管理」BOJ Reports & Research Papers (2007年3月27日)。

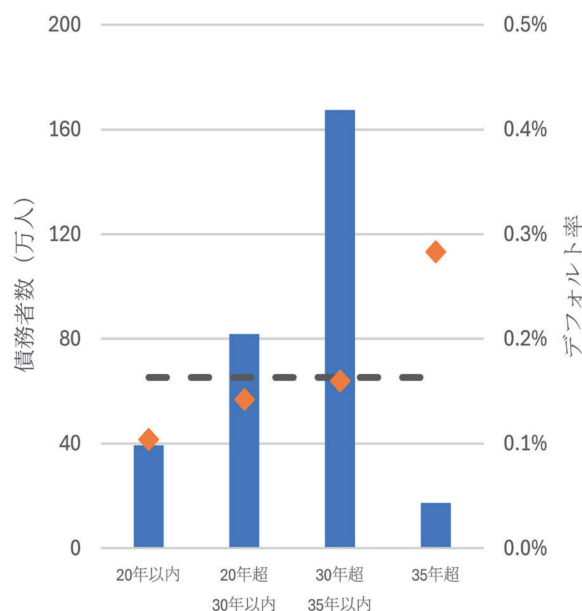
【図表20】 実行年度別デフォルト状況推移



【図表21】 実行金額別のデフォルト状況



【図表22】 貸出期間別のデフォルト状況



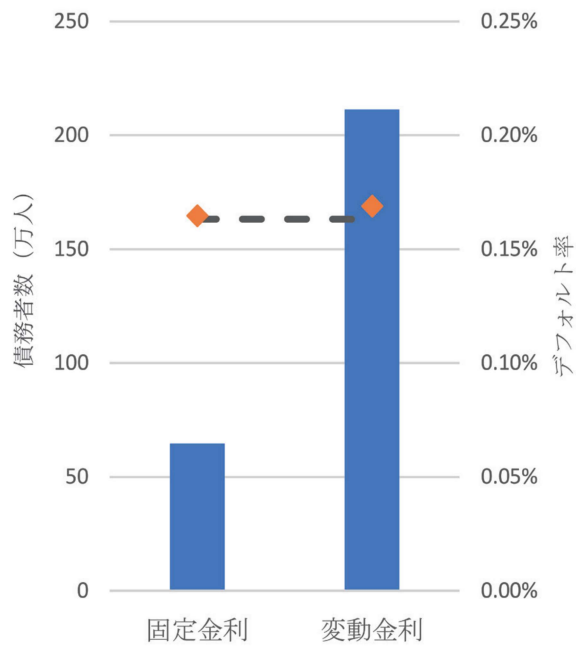
している。2017年度にデフォルト率のピークが確認され、2012年度に底を打っている。ただし、本結果についても、2025年3月末基準日以前に完済や繰上返済により既に対象から外れている借入れが含まれないため、各実行年度のデフォルト率の単純比較は難しい点に留意が必要である。

【図表21】は実行金額帯別の集計結果を示している。この結果から、1千万円未満から5千万円以上の金額帯まで6つに区分しているが、デフォルト率に関して明確な

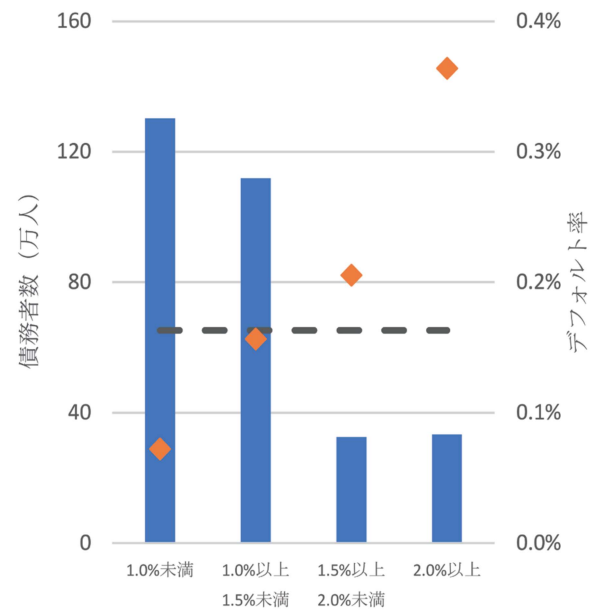
傾向は把握しにくく、金額帯ごとに若干の上下の分布にとどまっている。

【図表22】に示す貸出期間（住宅ローンの返済期間）の区分による集計結果では、「30年超・35年以下」のカテゴリに住宅ローン債権の集中がみられる。「35年超」カテゴリでは、件数こそ少ないものの、デフォルト率が高い傾向が示されている。目下、貸出期間が35年超となる債権の比率が増加傾向にあり⁴⁹、本分析を踏まえると、今後の動向に注視が必要と思われる。

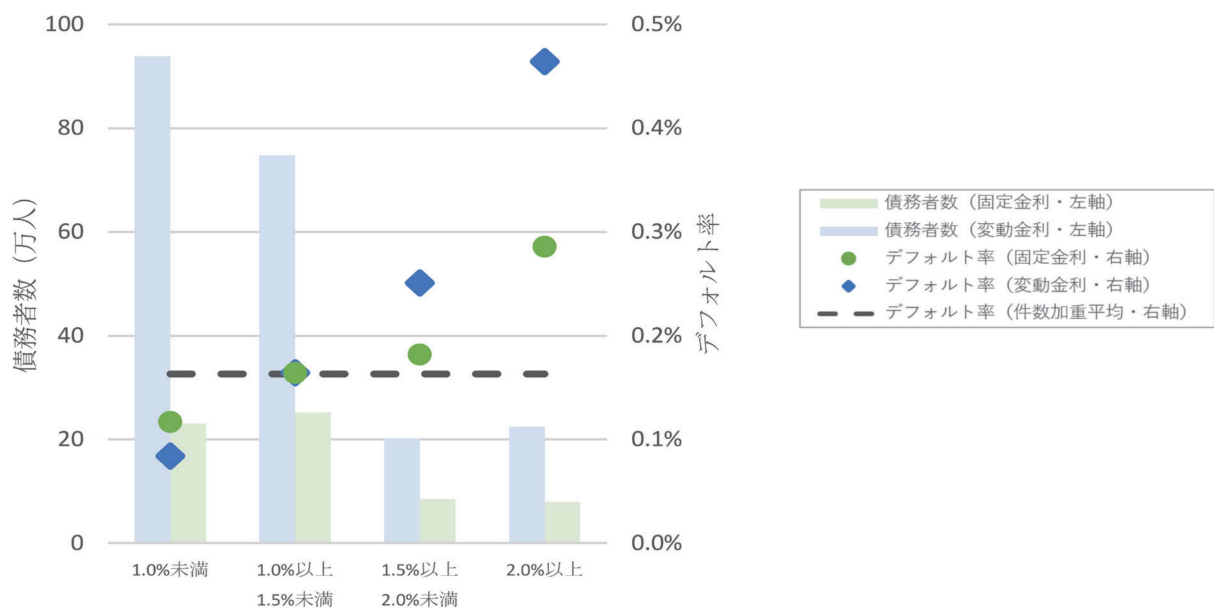
【図表23】 金利種類別のデフォルト状況



【図表24】 金利水準別のデフォルト状況



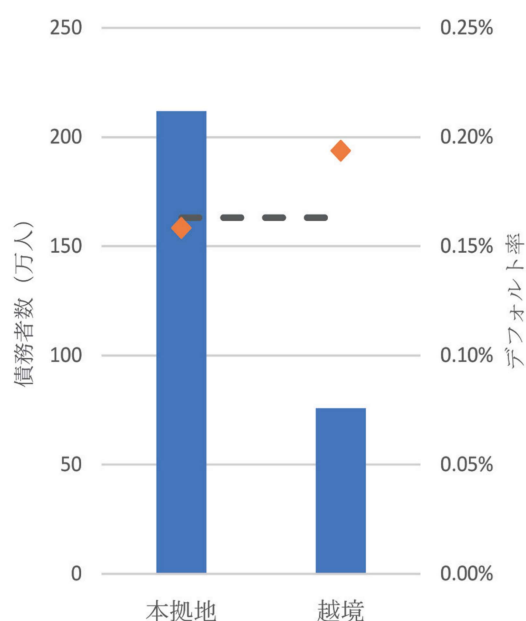
【図表25】 金利種類・水準別のデフォルト状況



【図表23】に示すとおり、金利種類（固定・変動）別のデフォルト率を比較すると差異はみられなかった。一方で、【図表24】のとおり、金利水準別に比較すると、金利水準が高いほどデフォルト率が高くなる傾向

がみられた。これを踏まえ、金利種別ごとに金利水準で分割して分析を行うと、【図表25】のように固定よりも変動のほうが金利水準の変化に対するデフォルト率の变化度合いが大きいことが示された。変動金利

【図表26】 貸出先地域別のデフォルト状況



の住宅ローンについては、金利上昇局面で信用リスクが顕在化しやすい可能性がある。

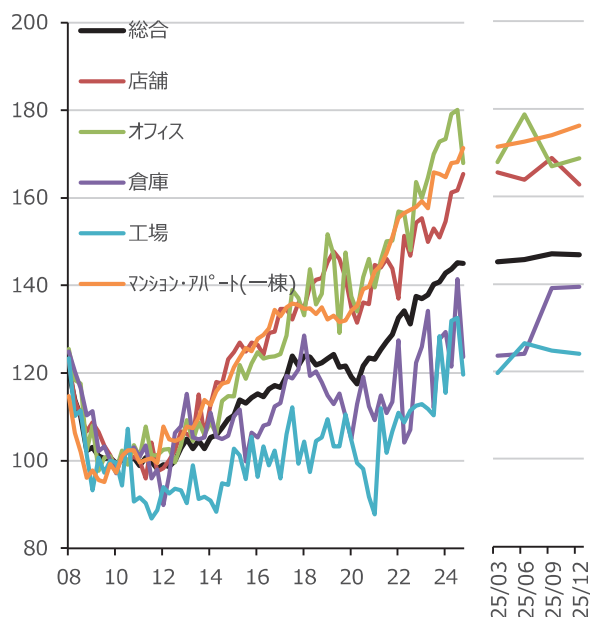
また、【図表26】に示すとおり、本拠地向け貸出し（本店所在都道府県への貸出し）と越境貸出しのデフォルト率を比較すると、後者が高くなっており、本拠地向けのそれと比較して高いことが見受けられる。

(4) 小 括

本分析では、債務者区分に基づいた住宅ローン債権のデフォルト状況について、地域別、貸出期間別、金利水準別といった異なる角度から分析を行い、貸出期間との関係におけるデフォルト率のふるまいを含め、いくつかの特徴的なふるまいを確認した。分析の結果見受けられたデフォルト率が高い傾向にある属性を持つ貸出しについては、今後の動向を引き続き注視していく必要があると考えられる。

本分析は、地方銀行が実行した住宅ローンのみを対象としており、また、単年度のみデフォルト率に着目しているといった

【図表27】 商業用不動産価格指数



(表注) 2010年平均を100として指数化。

(出所) 国土交通省。

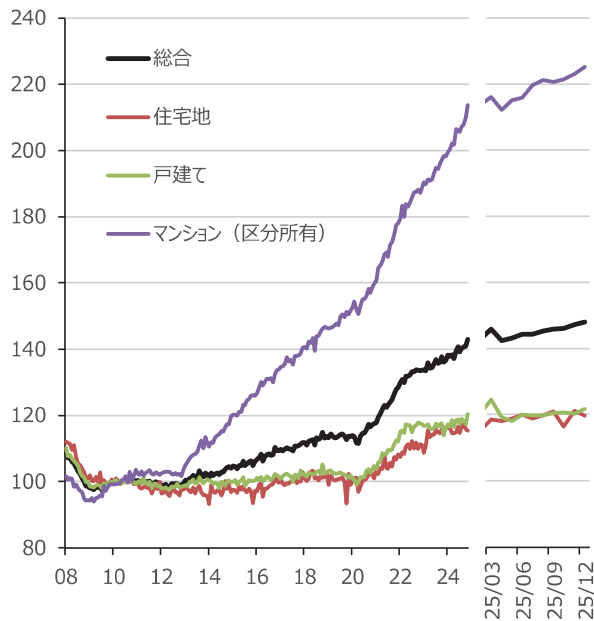
制約があることに留意が必要である。より多面的な分析を行うには、データが入手可能であれば、他業態の金融機関の住宅ローン債権の分析を行ったり、時系列変化を長期にわたって分析したりすることが望ましい。

5 不動産関連貸出に関する分析

(1) 概 要

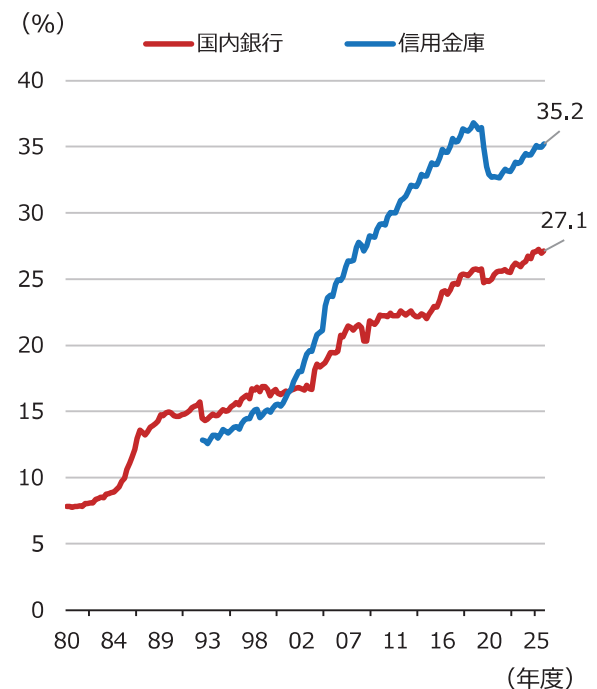
以下では、不動産市況を概説するとともに、不動産関連貸出に関する分析を取り上げる。足もとにおいて、商業用不動産、住宅用不動産のいずれも趨勢的に価格が上昇しており、それぞれ、特に、商業用不動産では賃貸用アパート・マンション・オフィス、住宅用不動産ではマンションの上昇が大きい（【図表27】、【図表28】）。こうしたなか、国内金融機関の不動産業向け貸出残高は増加し、法人向け貸出残高に占める同貸出しの割合も趨勢的に上昇している（【図表29】、【図表30】）。また、住宅ローン貸出

【図表28】 住宅不動産価格指数



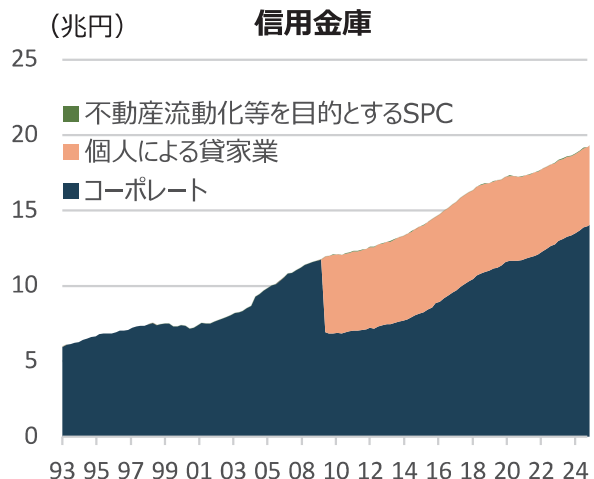
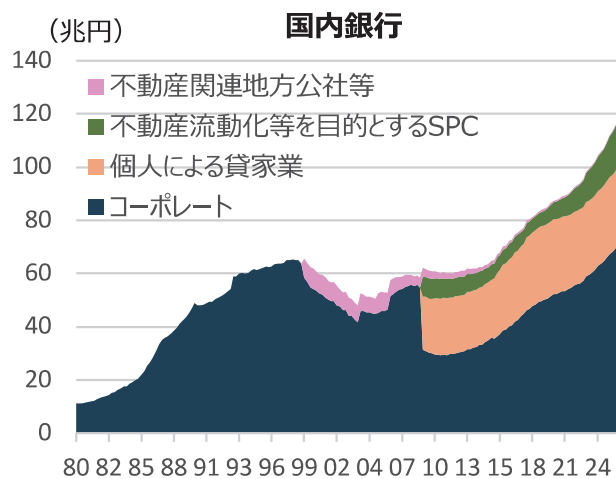
(表注) 2010年平均を100として指数化。
(出所) 国土交通省。

【図表29】 法人向け貸出に占める不動産業向け貸出の割合



(表注) ここでは、法人向け貸出残高（総貸出から地方公共団体・個人・海外円借款を除外したもの）に占める不動産業向け貸出残高の割合によって計算している。
(出所) 日本銀行データをもとに金融庁計算。

【図表30】 不動産業向け貸出残高



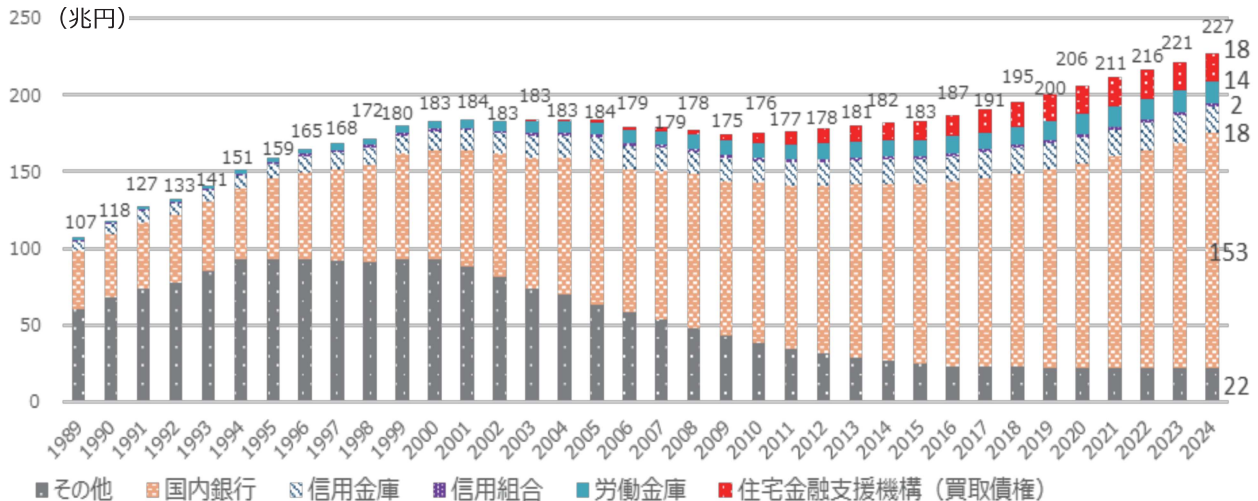
(表注) 左図の「国内銀行」はゆうちょ銀行を除く銀行。右図の「信用金庫」は日本銀行と取引のある信用金庫。左図の貸出残高は定義変更により、1993年度より貸出残高に当座貸越が追加。
(出所) 日本銀行データをもとに金融庁計算。

残高も増加傾向にあり（【図表31】）、金融庁が2025年1月に公表したFANでは、1

件当たり平均実行額及び平均貸出期間の伸長が確認されている⁵⁰。

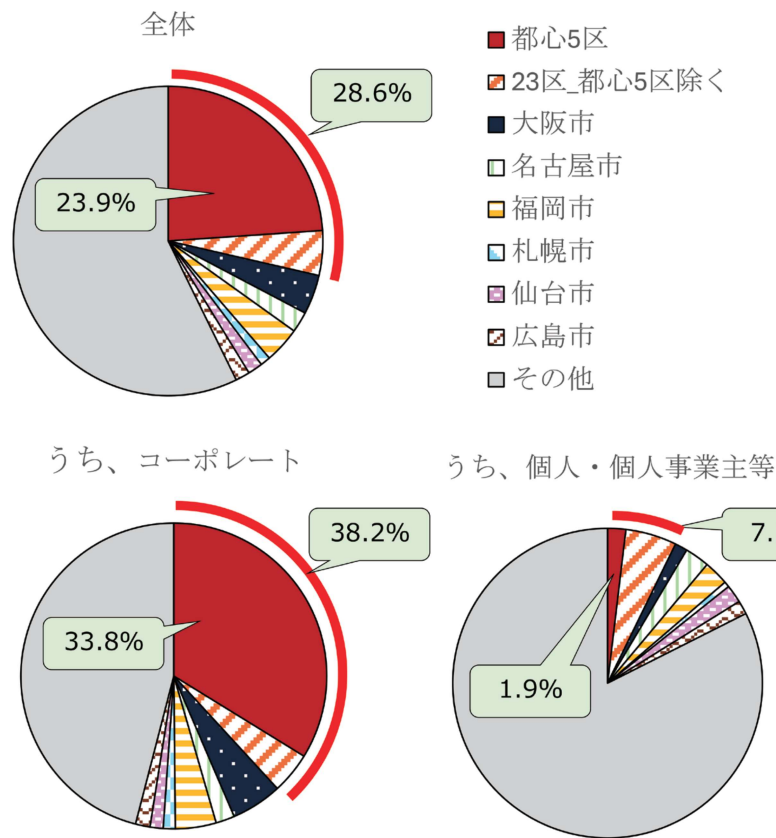
50 前掲注49参照。

【図表31】住宅ローン残高



(出所) 住宅金融支援機構。

【図表32】地域銀行の不動産業向け貸出残高における地域別構成比

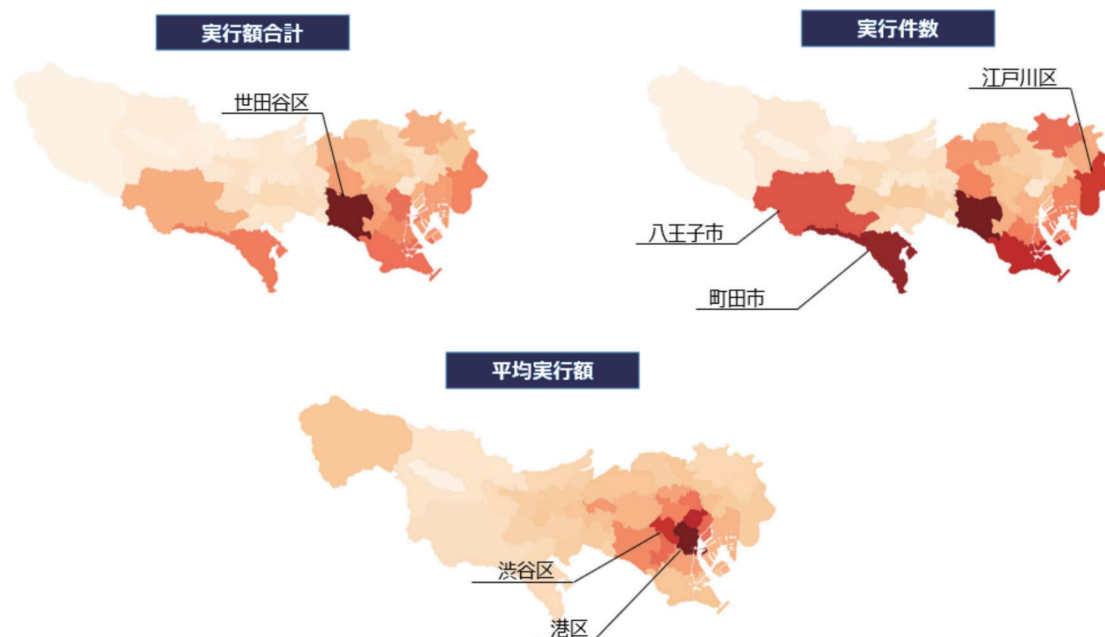


(2) 不動産業向け貸出の地理的分布

貸出明細データを用いて、2025年3月末時点の地域銀行の不動産業向け貸出残高について、地域別の構成比を図示すると（【図表32】）、東京都区部、とりわけ都心5区（千代田・港・中央・新宿・渋谷）への貸出比

率が大きく、都心5区で全体の約24%を占める。また、貸出を行った銀行別では、本店所在地が首都圏外の銀行による与信も一定程度確認された。一方で貸出比率が大きい都心5区向けの不動産業貸出の債務者区分において、顕著な信用状況の悪化等は総

【図表33】 東京都内住宅ローン実行額、実行件数及び平均実行額（島嶼部を除く）



（表注）各図表とも赤色の市区町村ほど金額／件数が多いことを表す。可視化にあたっては株式会社GRIの地図情報データを使用。

（出所）金融庁。

じてみられなかった。属性別では、コーポレート向けに限ると東京都区部の構成比は約38%に達し、大口先（貸出残高2000億円以上）を除外しても約32%と高い値である。ただし、個人・個人事業主等に限定すると、東京都区部の構成比は約7%にとどまる。なお、本集計の都市は借り手の登録住所に基づくため、必ずしも資金用途たる事業の所在都市と一致しない点に留意が必要である。

（3）東京都向け住宅ローンの特徴

前述のとおり、本邦金融機関の住宅ローン貸出残高は趨勢として増加傾向にある。このことを踏まえ、貸出明細データのうち、住宅ローンに関する詳細なデータが存在する地方銀行⁵¹について、直近10年間に実行

された住宅ローンの傾向を確認すると、東京都内では高額な住宅ローンが多数実行されているなどの特徴的なふるまいがみられた⁵²。そのことを踏まえ、東京都内の市区町村（島嶼部除く）別に、地方銀行が実行した住宅ローンの実行件数・実行額・平均実行額を俯瞰すると（【図表33】）、以下の特徴がみられた。

- ・実行件数は、世田谷区、町田市、八王子市、江戸川区等の、都心5区から一定の距離を置きながらも人口の多い地域⁵³で多く、これらの地域で地方銀行が住宅資金需要に応じて住宅ローンを実行していることがうかがわれる。
- ・実行額の合計では世田谷区が最も大きく、これは上記市区と比較して同区の

51 必要なデータ項目の欠損等により、一部地方銀行の住宅ローンについては、分析から除外している。

52 データの制約上、本分析では各住宅ローン債権の実行額をもとに分析しており、ペアローン等単一の家計に対して複数の住宅ローンが実行されている可能性については考慮していない。

53 東京都「区市町村統計表」。

平均実行額が相対的に高いことに起因している。

- ・ 1 件当たり平均実行額は、都心 5 区及びその周辺区で高く、都心部の住宅価格上昇を反映して、地方銀行による実行額も高額化している。

加えて、銀行別にみると本店所在地が首都圏外の地方銀行による住宅ローンの実行が一定数見受けられた。また、都内の住宅ローンのデフォルト状況をみると、総じてデフォルト債権の実行額・実行件数は全体に比して小さく、足もとで顕著な信用リスクの高まりはみられないが、住宅ローンは高額化・長期化の傾向にあることが示されており⁵⁴、信用リスクの状況や借り手の返済負担の増加の可能性等の今後の状況の変化には留意が必要である。

(4) 小 括

以上では、共同DPで収集された貸出明細データ等を用いて金融庁が足もとで行っている不動産関連貸出に関する分析について概要を紹介した。上記分析の限りにおいては、不動産関連貸出の積み上がりやポートフォリオに占める割合等の高まりがみられるものの、債務者区分にみられる貸出先の信用状況の悪化等、本邦金融システム全体の安定性に直ちに影響を及ぼすようなリスクの積み上がりはみられなかった。もっとも、金利及び不動産市場の動向によっては、金融機関の信用リスクに影響を及ぼす可能性や、家計の住宅ローンの返済負担が増加する可能性があることに留意が必要である。

6 おわりに

本稿では、共同DPで収集された貸出明細等の高粒度データ等を対象とし、AIや機械学習等の最新の分析技術を取り入れて金融庁が実施した分析のうち、FANに収録された分析を中心に紹介した。

本稿で紹介した分析は、金融行政の高度化を企図して行ってきたデータ基盤の充実・強化及び分析力の向上のための様々な取り組みが目に見える成果として結実しつつあるものであり、従来のデータでは得られない知見をもたらすものである。

金融庁では、本稿で紹介した分析で得られた知見等をもとに足もとのリスク要因を丁寧に検証し、その結果を金融システムのモニタリングに活用していく方針である。その際、生成AI等の技術も精力的に活用し、モニタリングひいては金融行政の高度化の実現を図っていく。

次回は共同DPを通じて収集するデータ以外の多様なデータを活用した分析について紹介する予定である。

(さいとう つよし／かじはら こうたろう／
かわい だいすけ／まつもと こうすけ／
おくでら だいすけ／せきぐち ゆうと)

54 前掲注49参照。