

信用保証制度の利用状況に関する実態把握

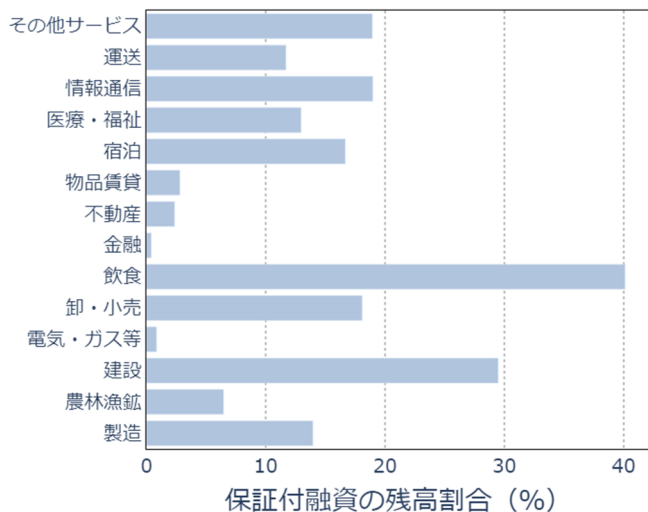
(要旨)

本稿では、共同データプラットフォームで収集された貸出明細データ等を用いて、信用保証制度の利用状況に関する分析を実施した。機械学習により信用保証の有無に影響を与えている特徴量を調査したところ、債務者要因としては売上高や自己資本比率の影響が相対的に大きく、いずれも数値が大きいほど信用保証を利用する債務者の割合が小さくなることが確認された。信用保証の利用状況は債務者の特性等によって異なるため、その適切性を論じるものではないが、債務超過か否かで信用保証の利用傾向が大きく変わることや、業種による差異も確認された。

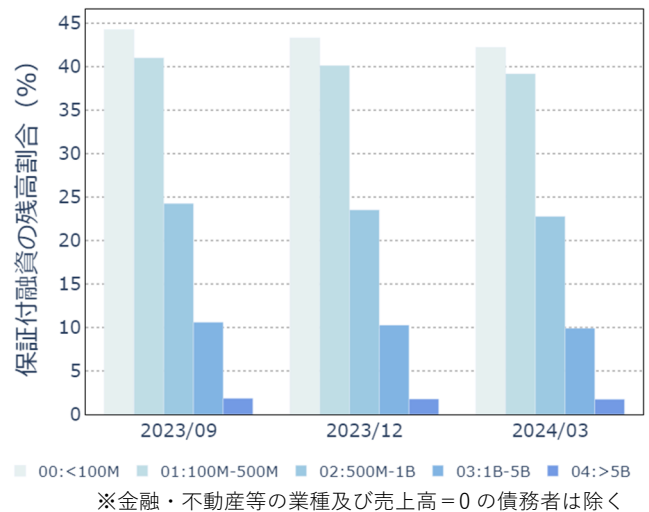
1. はじめに

本稿では、共同データプラットフォームの高粒度データを活用し、中小企業等に対する金融円滑化を支える重要な制度である信用保証協会による信用保証（以下、「保証¹」）に関する実態把握を目的とした分析を行った。図表1・2のとおり、債務者の業種や財務状況によって保証の利用状況は異なることを確認していたが、この中には信用保証制度の対象外となる大企業や国外企業も含まれている。

図表1 【業種別】保証付融資の残高割合



図表2 【売上高別】保証付融資の残高割合



引用：FSA Analytical Notes (2025.1) vol.2「共通貸出先に対する債務者区分の付与状況に関する分析」中のBOX「信用保証協会による保証付き融資の活用状況」

¹ 経営者保証や親会社による債務保証といったその他保証も存在するが、本稿ではこれらの保証については言及せず、単に「保証」と指した場合は信用保証協会による信用保証について示すものとする。

本稿ではより条件を限定した上で保証の利用状況を把握し、保証有無に影響を与えている要因とその傾向について、定量的な分析を試みた。なお、信用保証制度は債務者の特性や銀行の与信方針等を総合的に考慮したうえで利用されるものであり、本稿は本制度の利用状況に関する適切性等を論じるものではない。

本稿の分析では、地方銀行加盟行 62 行（24/12 末時点）の貸出明細データのうち、基準日が 23/9 末・23/12 末・24/3 末・24/6 末・24/9 末のデータを用いている。また、信用保証制度を利用できる企業は特定業種の国内中小企業であること等、対象企業が定められているため、本稿も図表 3 の条件に合致する企業を分析対象とすることで、信用保証制度の対象企業に近似させている²。

図表 3 本稿における分析対象企業

項目	条件
地域	国内に存在する企業
企業規模	個人事業主含む中小企業 ※ただし、その他法人や資本金 3 億円以上の企業を除く
業種	製造/建設/卸・小売/飲食/宿泊/医療・福祉/情報通信/運送/その他サービス

II. 機械学習を用いた特徴量の寄与度分析

本章では、機械学習を用いて銀行の特徴や企業特性等の様々な特徴量から保証有無³を分類するモデルを構築した。そのうえで、各特徴量の寄与度を調べることで、保証有無に影響を与える要因を調査した。なお本分析では、機械学習のうち決定木を応用した勾配ブースティング手法の 1 種である CatBoost を使用した。また、機械学習に入力した貸出データは、いずれも現在残高 100 万円以上の手形貸付又は証書貸付に限定している。

1. データセット

本分析のモデルに投入した特徴量の一覧を図表 4 に示す。モデル作成にあたっては、全レコードのうちランダムに抽出した 75% のデータ (Train Data) を用いて学習をさせ、残り 25% のデータ (Test

² 信用保証制度の利用条件には、この他にも従業員数に関する条件や業種細分類による条件もあるが、データの制約上、本分析では採用していない。また、利用項目に欠損があるデータは除外している。

³ 本分析では保証の有無に対して仮説を立てたものであり、保証付融資の中で保証割合が 80% であるか 100% であるか等の差は考慮していない。

Data) を用いてモデル評価を行っている。なお、信用保証制度には限度額があるため、新規実行債権に保証が付与されるかは当該企業が既に受けている保証額の影響も受ける。この影響を排除するため、各基準日において複数の貸出明細データがある場合には、取引開始日が最も古いデータを対象としている。また直近の動向を調べるべく、このように抽出した債権の取引開始日が、基準日から三カ月以内のデータのみ抽出した（サンプル数 N=64,845）。なお、対象データを限定せず基準日に存在する全ての新規実行債権のデータを投入して機械学習を実施しても、モデル精度は悪化するものの、重要度が上位となる特徴量は同様であった。

図表 4 モデルに投入した特徴量一覧⁴

区分	特徴量	説明
銀行属性	金融機関名	金融機関名
	金融機関HHI	金融機関本店所在都道府県における、地域銀行・信金信組の貸出額に関するHHI
債権情報	貸出残高	現在残高
	貸出期間	【最終返済日】－【取引開始日】の日数
	科目コード（貸出種別）	手貸 / 証貸
債務者情報	中核企業の有無	当該債務者に親会社・本体が別にある場合は「1」を設定
	新規企業フラグ	企業設立年月日が基準日時点より、3年未満か・3年以上5年未満か・5年以上か
	越境フラグ	債務者所在都道府県≠金融機関所在都道府県、の場合に「1」
	業種	製造 / 建設 / 卸・小売 / 飲食 / 宿泊 / 医療・福祉 / 情報通信 / 運送 / その他サービス
	債務者都道府県	47都道府県を示す変数（各都道府県信用保証協会の判断など、都道府県固有の事情をコントロール）
債務者情報 （財務）	売上高	売上高
	自己資本比率	$= 100 * \text{自己資本} / \text{総資本}$
	売上高営業利益率	$= 100 * \text{営業利益} / \text{売上高}$
	当期利益	当期純利益
	ICR	$= (\text{営業利益} + \text{受取利息} + \text{配当金}) / \text{支払利息・割引料}$
	ROA	$= 100 * \text{経常利益} / \text{総資産}$
	現預金借入金比率	$= 100 * \text{現金・預金} / \text{借入金}$
	現預金比率	$= 100 * \text{現金・預金} / \text{流動負債}$
	当座比率	$= 100 * \text{当座資産} / \text{流動負債}$
	流動比率	$= 100 * \text{流動資産} / \text{流動負債}$
	固定比率	$= 100 * \text{固定資産} / \text{自己資本}$

（参考）Train Data 及び Test Data に用いたデータの件数

		23/09	23/12	24/03	24/06	24/09
Train	保証なし	6,106	5,215	5,525	4,047	5,959
	保証あり	4,634	4,343	4,582	3,669	4,553
Test	保証なし	2,093	1,726	1,834	1,387	1,911
	保証あり	1,492	1,504	1,544	1,245	1,476

⁴ HHI（ハーフィンダール・ハーシュマン指数）は競争状態を図る指数であり、ここでは、全金融機関の該当都道府県での融資金額シェアの二乗を合計したものとしている。「新規企業フラグ」は、国税庁 HP に掲載されている法人番号の指定を受けた法人等の基本3情報を用いている。「債務者都道府県」は、保証付与の判断や付与する場合の程度に関する方針が各都道府県の信用保証協会によって異なる可能性や、地域による保証協会利用の積極性の違い等の可能性を勘案するための変数である。

2. 結果・考察

まず作成したモデルの精度⁵について確認すると、図表5のとおりいずれの評価指標でも十分に高い精度であると示された。したがって、本モデルに投入した特徴量を用いて、保証有無を説明できていると考えられる。

続いて、図表6・7における SHAP 値⁶及び Feature Importance⁷のいずれにおいても、貸出期間や現在残高が、保証有無に比較的大きな影響を与えていることが確認された。図表6の SHAP 値を確認すると、貸出期間が長い方が SHAP 値が正になる（保証ありに寄与する）傾向があり、逆に貸出期間が短いほど SHAP 値は負になる（保証なしに寄与する）傾向が見られた。一般的には長期の貸出の方がリスクが大きいことと整合的な結果と考えられる。他方、現在残高については、残高が小さい方が SHAP 値が正になる（保証ありに寄与する）傾向があり、残高が大きい方が SHAP 値が負になる（保証なしに寄与する）傾向が見られた。ここでは、現在残高が企業規模の代理変数として作用しており、残高が小さい企業ほど小規模な信用力の低い企業が多いことを示していると考えられる。また図表7の Feature Importance を確認すると、金融機関名の寄与度が2番目に大きい結果となった。これは貸出期間等の貸出情報や企業の特徴以外に、金融機関の与信判断等、金融機関固有の要素が保証有無に一定の影響を与えていることを示している。

さらに、自己資本比率や売上高といった債務者の財務状況に関する特徴量も一定の影響があることを確認した。次章にて、財務状況と保証有無の関係についてより詳細な実態把握を行う。

⁵ ROC curve のグラフは、縦軸に陽性率（真陽性/（真陽性＋偽陰性））、横軸に偽陽性率（偽陽性/（偽陽性＋真陰性））をとり、モデルにおける分類の判定基準を変化させた場合に陽性率と偽陽性率がどのように変化するかを図示したものである。また、AUC は ROC 曲線の下部の面積を表し、値が大きいほど予測精度が高いことを意味する。予測精度 100%だと 1、完全ランダムだと 0.5 となる。

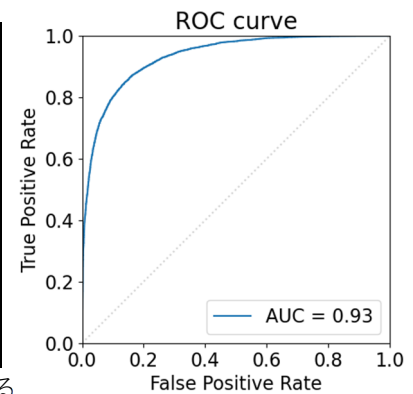
⁶ SHAP 値の概念としては、まず変数 x だけ投入した場合の予測値を求め、次に変数 y を加えた場合の予測値…という形で特徴量を 1 つ 1 つ加えながら、予測がどのように変わるか（＝各特徴量が予測にどう貢献しているか）を求めるものである。SHAP 値は、協力ゲーム理論における Shapley 値の概念を機械学習に応用したものであるが、特徴量をモデルに投入する順番によって個々の貢献度が変わるため、すべての順番で貢献度を求め、その平均値をとったものが SHAP 値となる。SHAP 値の詳細は、日本銀行ワーキングペーパーシリーズ「格付け分類モデルにおける機械学習の応用：機械学習の説明可能性を高める手法（2023 年 3 月）」等を参照。図表6は実際の予測を行う際の寄与の度合を表している。カラースケールで表された特徴量については、赤色はその特徴量の値が大きい場合を示しており、そのプロットが右にあるほど保証ありに、左にあるほど保証なしに寄与しているという出力結果で示されている。なおグレーで表された特徴量については、カテゴリー変数のため値の大小が決定できないものとなっている。

⁷ Feature Importance とは、モデル作成にあたり、各特徴量の重要度を数値で表したものである。このスコアはその特徴量を用いた分岐の回数が多いほど値が大きくなる傾向にあり、全スコアを合計すると 100 になるように規格化されている。

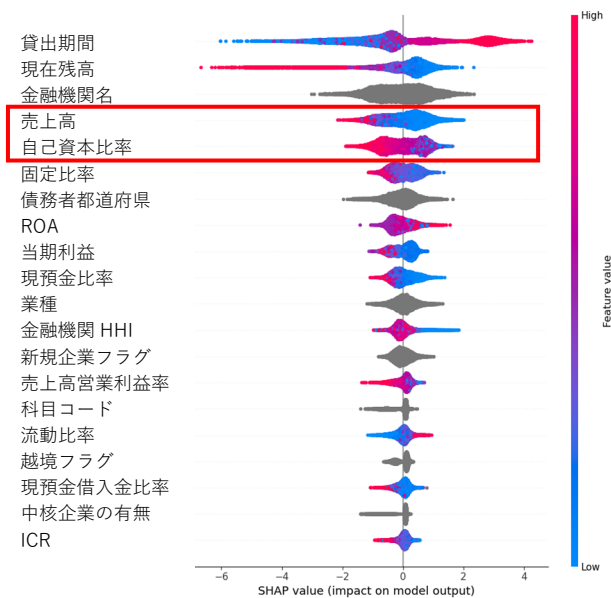
図表5 モデル評価値

評価指標	説明	Score
Accuracy	モデルの全データの予測の中で正しく予測できた割合	0.856
Precision	モデルが「保証あり」と予測した中で実際に「保証あり」であった割合	0.842
Recall	実際に「保証あり」だった中でモデルが「保証あり」と予測できた割合	0.833
F1-score	Precision と Recall の調和平均 $= 2 \times (\text{precision} \times \text{recall}) / (\text{precision} + \text{recall})$	0.838

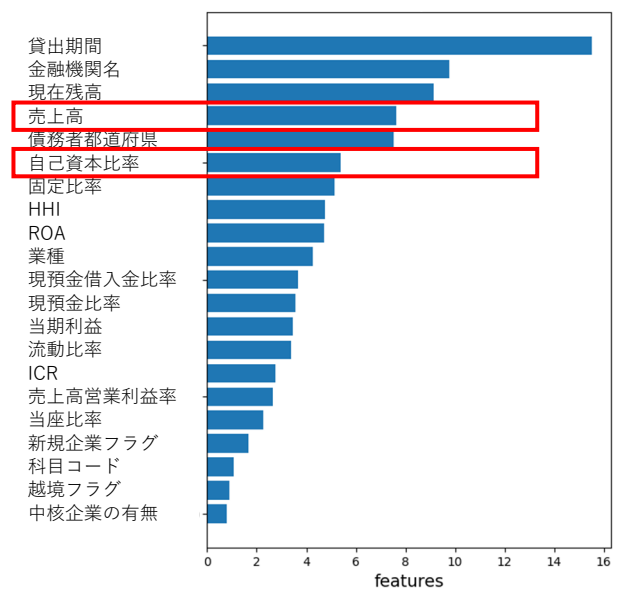
※Score は Test Data で評価している



図表6 SHAP 値



図表7 Feature Importance



III. 債務者の財務指標と保証の関係

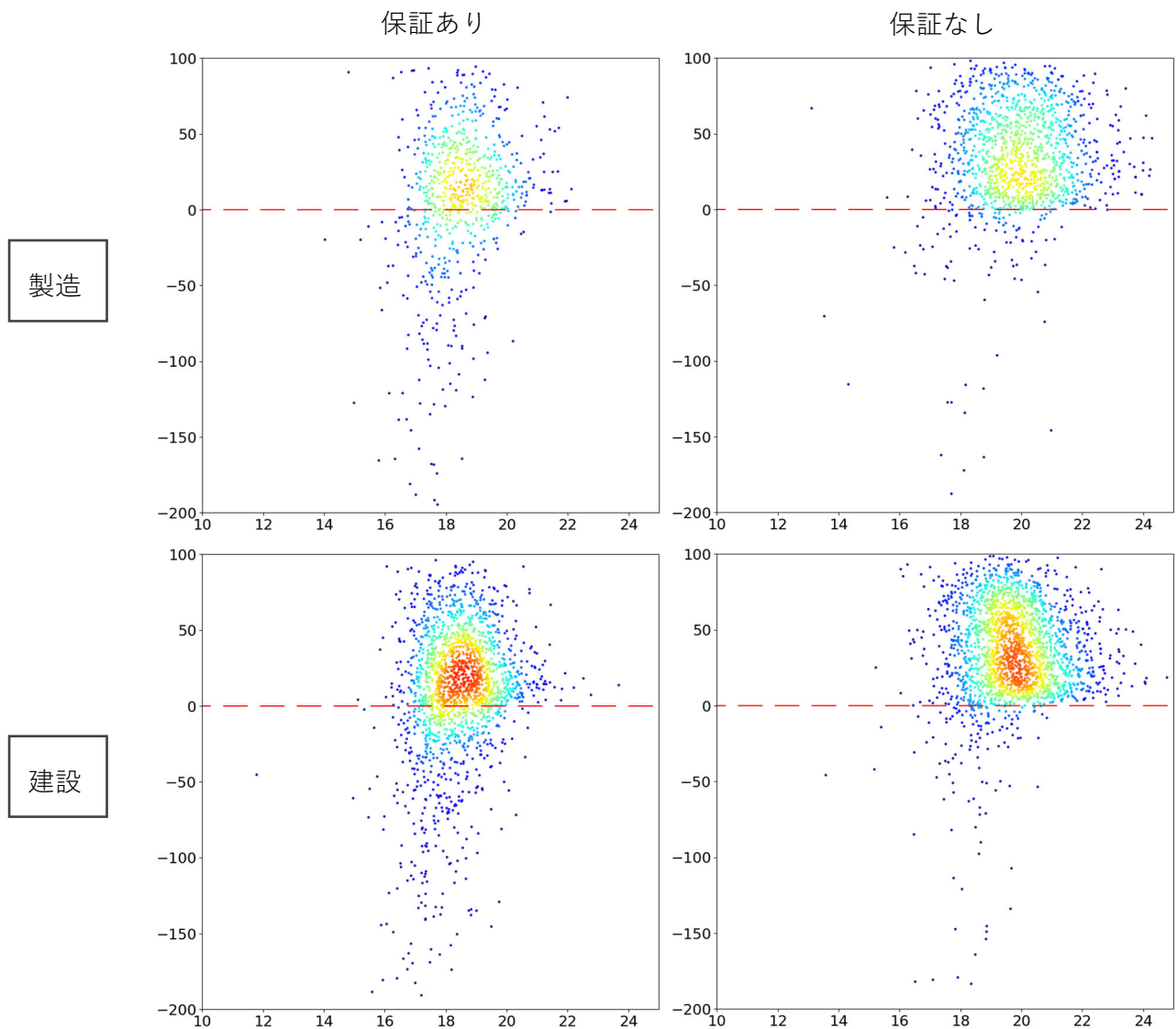
債務者の財務指標のうち、前章で保証有無に一定の影響があることを確認した「売上高」と「自己資本比率」について、その水準と保証有無との関係を業種別に確認する。以降の分析では、基準日を 24/9 末に限定し、データ数が十分に存在する製造、建設、卸・小売、飲食、運送のみグラフの描画を行なっている⁸。

⁸ 宿泊、医療・福祉、情報通信についてはデータ数が十分でないこと、その他サービスについては様々な種類の業種が入っていることから、本分析では描画していない。

1. 売上高と自己資本比率の分布

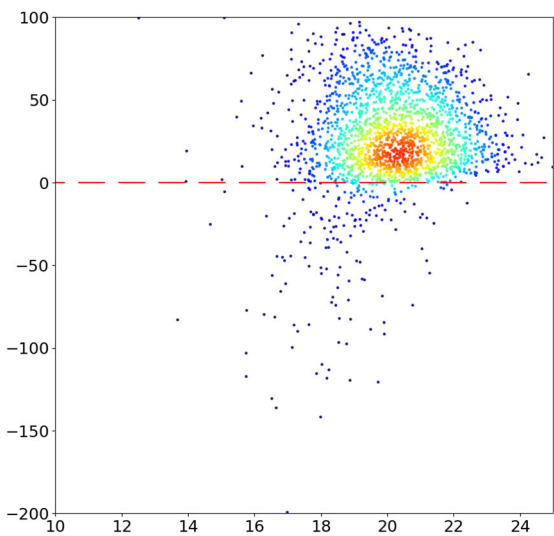
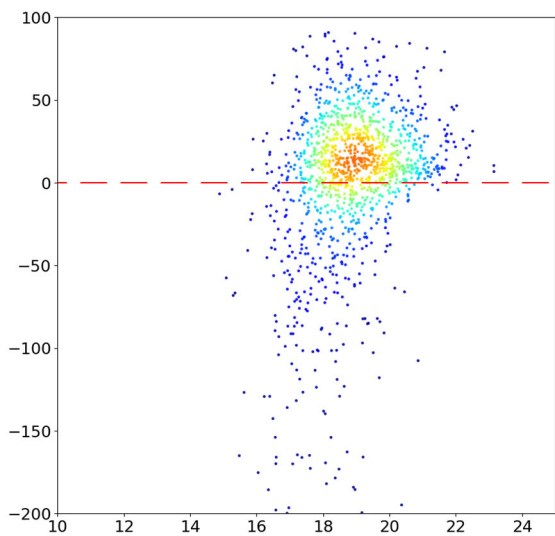
本節では、「売上高」と「自己資本比率」の関係について、散布図を図表8としてプロットしている。赤破線は自己資本比率0%を示しており、その下部は債務超過を意味している。保証なしの分布では、いずれの業種においても赤破線以下の分布が急激に少なくなっており、債務超過先への保証なしでの融資が急激に少なくなっていることがわかる。売上高の傾向をみると、保証なしの分布の方が全体的に右側に位置し、保証ありの債務者に比べ売上高の大きい債務者が多いことがわかる。

図表8⁹ 直近債権における売上高と自己資本比率の関係（保証有無による比較）

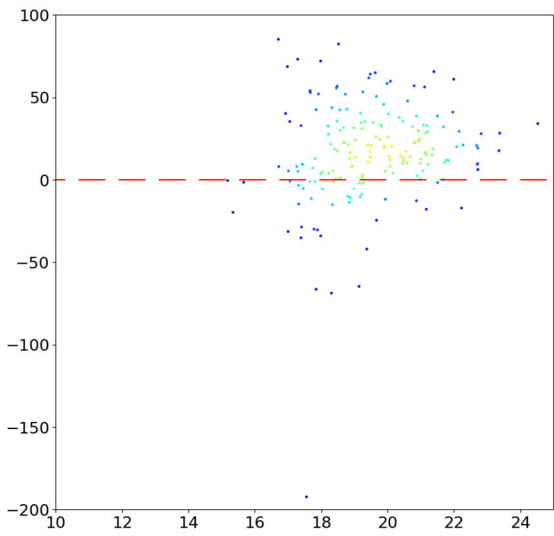
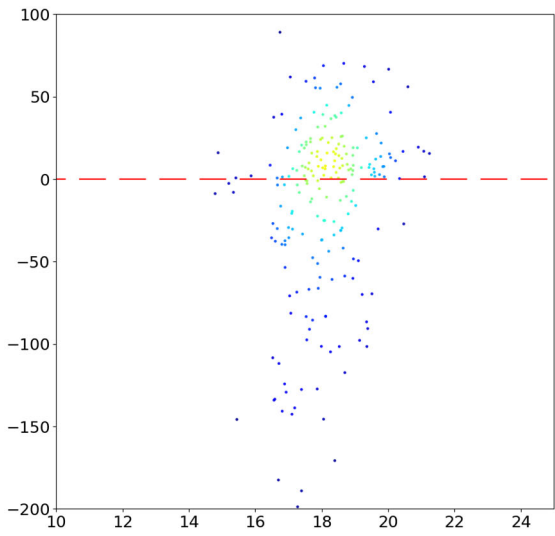


⁹ X軸を売上高の対数値（ただし売上高0を除く）、Y軸を債務者の自己資本比率としてプロット。カーネル密度関数の推計（今回はガウス分布への近似）を用いたカラースケールにより集中度を描画することで、密度が高いと計算された部分を赤く表示している。なお色の描画にあたり、推計した関数の返り値に応じた色の設定は、いずれの図においても同一基準としている。

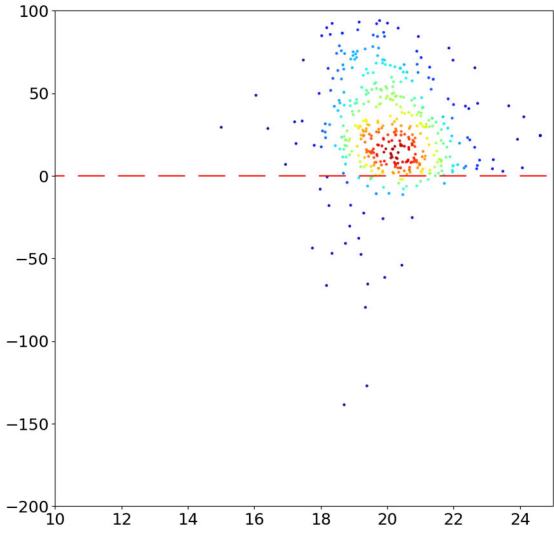
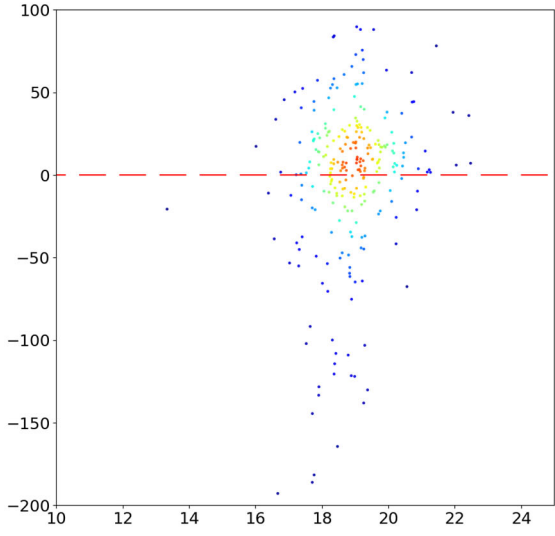
卸・小売



飲食



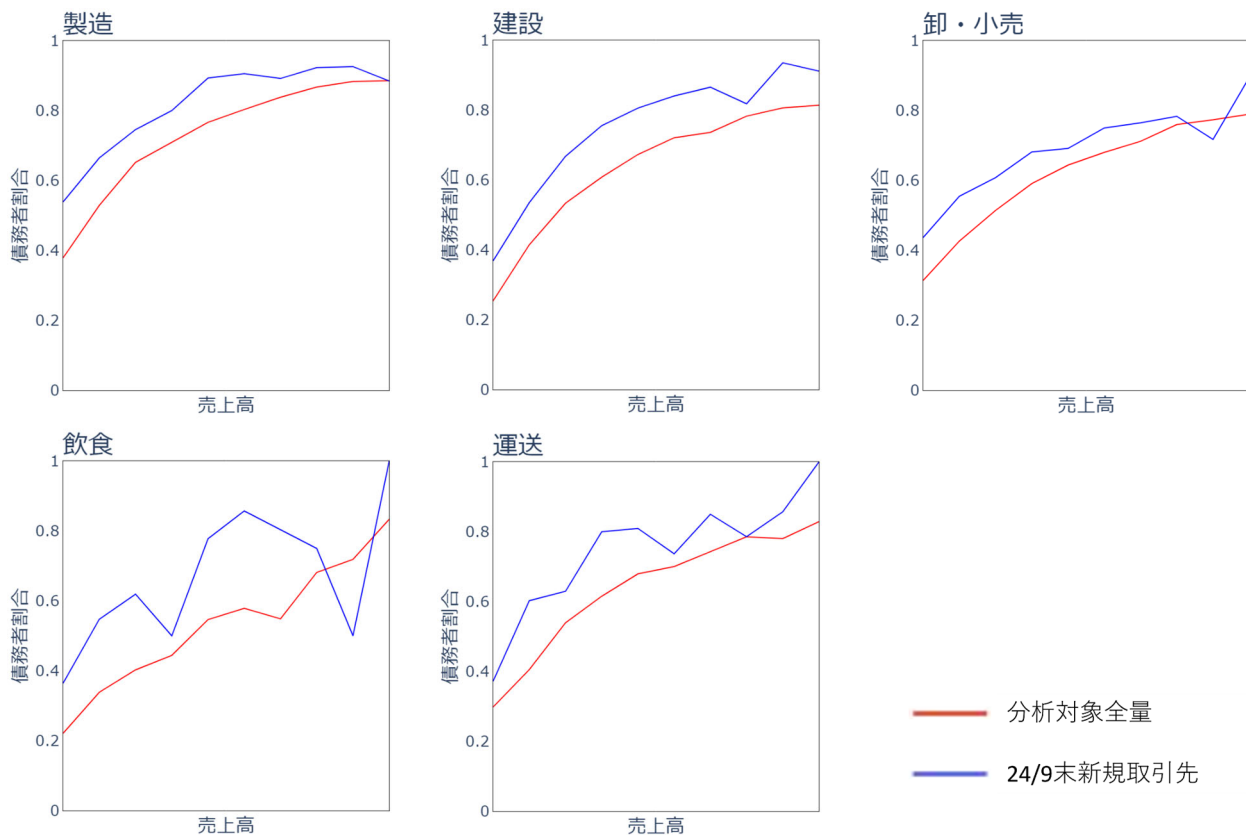
運送



2. 売上高と保証利用債務者割合の関係

本節では、債務者の売上高別の保証の利用状況をより詳細に確認していく¹⁰。以降では、貸出残高の総額に占める保証付融資の残高割合が50%未満の債務者を「保証非メイン債務者」と定義¹¹したうえで図示していく。図表9には横軸に債務者の売上高区分¹²、縦軸に保証非メイン債務者の割合を示している。

図表9 売上高と保証非メイン債務者割合の関係



図の赤色の折れ線が本分析の全量データを描画したものであるが、いずれの業種についても、売上高が小さいほど保証非メイン債務者の割合が低くなっているが、特定の区分で急速に増加量が上昇するといった傾向は見られなかった。すなわち、売上高が一定の水準を境に保証あり/なしという一律の対応ではないことが示唆される。

¹⁰ なお、売上高や自己資本比率の数値データの基準日は、24/9 末に紐づくレコードを用いており、融資時点の財務情報と若干の差異がある。また、民間金融機関における実質無利子・無担保融資の影響を除くべく、2022 年以降に実行された債権に限定し、債務者単位に集約している。

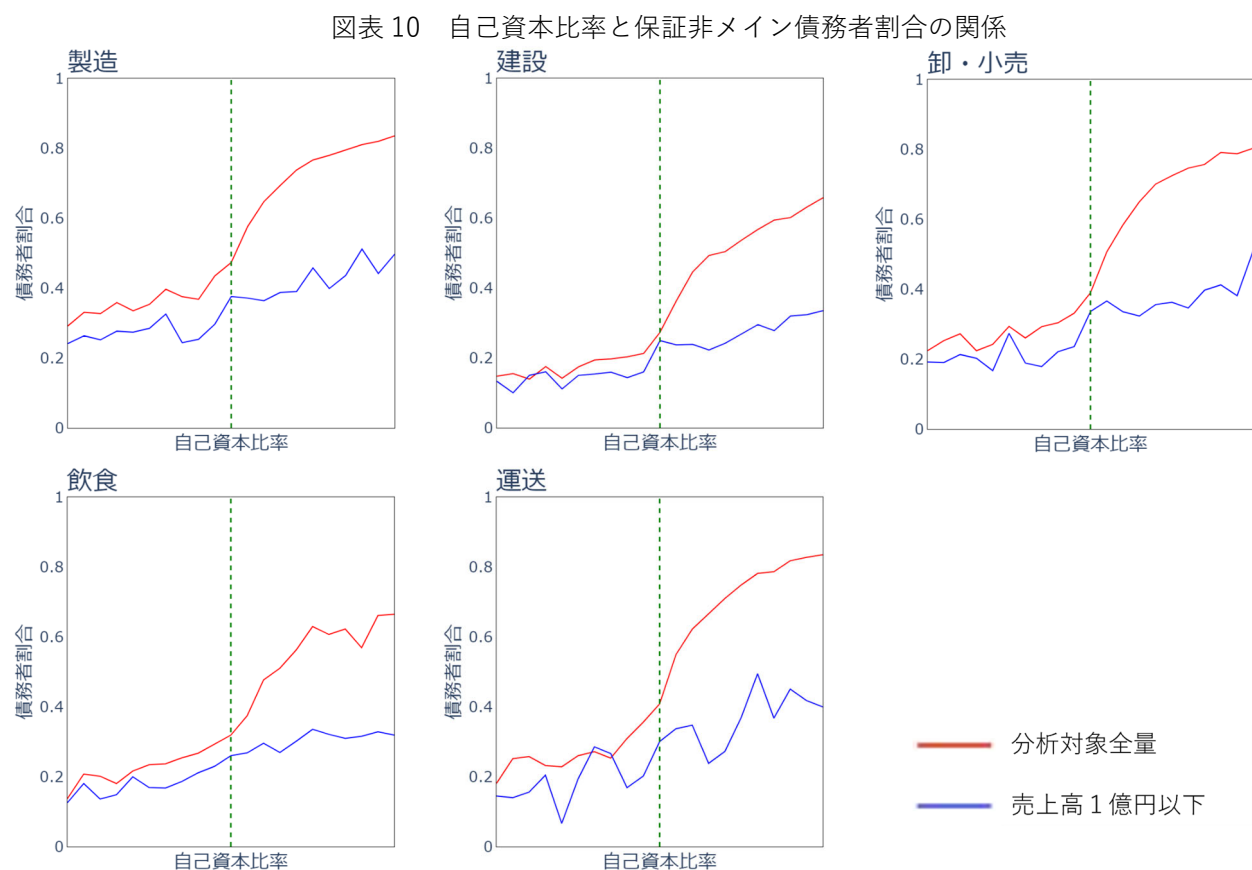
¹¹ 本分析では、保証がメインかを 50%の閾値で判断しているが、実際には完全に保証なし（0%）もしくは保証あり（100%）のいずれかの債務者が全体の 8 割程度を占めている。

¹² 0 円から 10 億円未満まで、1 億円単位で区分。

また、新規先であるか否かが保証の利用割合に与える影響を確認するため、24/9 末新規取引先¹³の債務者のみを抽出したものを青で図示している。赤の全先と同様の振る舞いが見られるが、いずれの業種・売上高においても、24/9 末新規取引先の割合の方が大きい傾向が見られた¹⁴。これは、そもそも保証有無の判断以前に新規先の方が融資実行時に優良企業のみがより選定されやすい可能性や、既にメイン行が担当している債務者への新規融資取引を行う場合には保証なしとなりやすい可能性等が挙げられる。業種別にみると、特に売上高が小さい先では製造業が他業種より保証非メイン債務者の割合が大きく、特に新規先の場合に差異が顕著であった。

3. 自己資本比率と保証利用債務者割合の関係

続いて、債務者の自己資本比率の区分¹⁵毎に保証非メイン債務者割合をプロットしたものを図表 10 に示す。なお、緑破線は自己資本比率 0 %を示しており、左側が債務超過、右側が資産超過を意味する。



¹³ 「24/9 末新規取引先」の定義は、23/9・23/12・24/3・24/6の基準日に存在しないが、24/9に存在する債務者としている。

¹⁴ 飲食・運送については、24/9 末新規取引先における、売上高 5～10 億円に存在するデータ数が少ない点に留意。

¹⁵ ▲50%から 50%までの範囲において 5 %毎に区分。

分析対象全量を示す赤線に着目すると、いずれの業種においても、自己資本比率0%近辺を境に、保証非メイン債務者の割合が大きく上昇する傾向が確認できる。一方で、自己資本比率がマイナスの場合、その絶対値が大きくなっても保証非メイン債務者の割合は大きく変わらないことがわかる。業種別の傾向としては、建設業や飲食業は全体として保証非メイン債務者の割合が低いが、これらの業種は比較的規模の小さい先が多く、保証を利用するケースが多いと考えられる。反対に、製造業は債務超過であっても保証非メイン債務者の水準が他業種より比較的高い傾向にある。

さらに、売上高1億円未満の企業のみを抽出したものが青線であるが、赤の全先と比較すると、自己資本比率0を境に大きな変動は見られず、いずれの業種においても保証非メイン債務者の割合は直線的かつ緩やかな右肩上がりの振る舞いとなっている。規模の小さい債務者については、仮に基準日時点で債務超過でなくても、保証を利用するケースが多いと考えられる。

IV. 総括

本稿では、共同データプラットフォームによる債権単位の貸出明細データ等を用いて、機械学習により保証有無に影響を与えている特徴量を把握するとともに、企業規模別や業種別等の切り口から信用保証協会の利用状況について詳細な実態把握を行った。保証における債務者要因として、売上高や自己資本比率が保証有無に相対的に大きな影響を与えていた。売上高については、一定の水準を境に保証非メイン債務者の割合が大きく変わるという傾向は確認されなかった一方、自己資本比率については、債務超過か否かで傾向が大きく変わることが確認された。また、業種による保証の有無の水準にも違いが見られ、特に建設業や飲食業については、比較的規模の小さな先が多いという特性もあることから、保証非メイン債務者の割合が低位になっているという可能性が考えられる。

ただし、データの制約上、今回の分析対象は地方銀行の23年9月期以降の短期間のデータに限定されている点に留意する必要がある。今後、データの蓄積に併せ、より詳細な実態把握を継続しながら、分析の高度化を試みるとともに、保証動向を注視していく。