

企業デフォルト率推計モデル構築に向けた分析

(要旨)

本稿では、金利変動が金融機関の信用リスクに与える影響等の把握に向け、Kinked-ICR (KICR) を基に簡素なデフォルトモデルを構築し、地方銀行の融資先企業の財務情報と与信情報に関する匿名化されたデータと共同データプラットフォームの貸出明細データ等を用いて、事業者向け貸出金利とデフォルト率の相関等に関する試行的分析を行った。本稿で構築したモデルは、貸出金利を変化させた際の企業別デフォルト率変動幅を推計するものであり、与信残高やデフォルト時損失率 (LGD) を掛け合わせることで、損失期待値変動による信用コストへの影響試算での応用等が期待される。

1. はじめに

近年の国内市場金利は、日本銀行による政策金利の引き上げや、地政学リスクの高まりに起因する世界経済の不透明感等を背景として上昇局面にある (図表 1)。こうした金利環境は、銀行の資金調達コストの上昇等を通じて、融資実行時の貸出金利上昇につながる可能性がある。

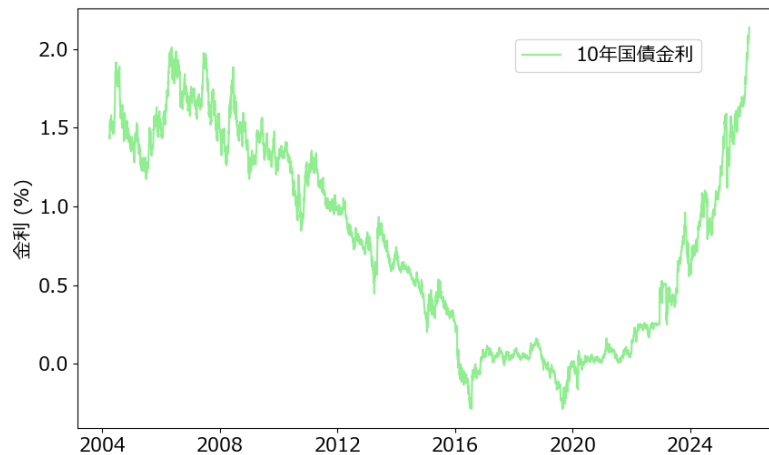
このような状況を踏まえ、本分析では、事業者向けの貸出金利の変化が、企業のデフォルト率の変化を通じて金融機関の抱える信用リスクに与える影響等を推計するため、比較的少数の変数で計算可能な簡易なデフォルトモデル構築し、貸出金利とデフォルト率の相関に関する分析を試行した。

使用したデータは、全国地方銀行協会の加盟行 62 行¹ (以下、地方銀行) の融資先企業 (個人事業主除く) の財務情報と与信情報に関する匿名化されたデータ (2004 年～2022 年の 3 月 31 日基準日) と共同データプラットフォームの貸出明細等データ (2023 年～2025 年の 3 月 31 日基準日) である。なお、2023 年で用いるデータが切り替わっているが、このことが結果に影響しないことを統計検定により確認している (BOX 1 参照)。

なお、本分析は、貸出金利の変化が、企業のデフォルト率の変化を通じて金融機関の抱える信用リスクに与える影響等について推計することを目的としたものであり、市場金利の水準や日本銀行による金融政策について論じるものではない。また、本分析は試行的な取組であり、企業のデフォルト率や金融機関の抱える信用リスクについて評価を加えるものではない。

¹ 2023 年 3 月 31 日末時点。

図表 1 市場金利（10 年国債金利）



II. KICR とデフォルト判定

本分析では、貸出金利の変化が金融機関の抱える信用リスクにどの程度影響を与えるかを把握するための変数として、貸出金利と関連するインタレスト・カバレッジ・レシオ（以下、*ICR*）に着目した（別の指標に関しては **BOX 5** 参照）。

*ICR*は以下の式で定義される。

$$ICR = \frac{\text{営業利益}^2}{\text{支払利息}}$$

*ICR*は直感的に理解しやすく、多くのデフォルトモデルに利用される指標である。しかし、営業利益が正の場合は支払利息が増加すると*ICR*は減少する一方で、営業利益が負の場合、支払利息が増加すると*ICR*は増加する（絶対値が小さくなる）という問題が存在する。すなわち、正と負の営業利益を同時に扱う場合、*ICR*の大小から企業の財務状況を読み解くことが難しくなる。

この問題を解決するため、日銀の金融システムレポート別冊³（以下、FSR-A）にて論じられている、*Kinked-ICR*（以下、*KICR*）とデフォルトの関係性に関する知見を活用し、*KICR*を用いたデフォルトモデルの構築を試みた。

*KICR*の導出は以下のとおりである。まず*ICR*について、*ICR*は次のように変形できる。

² *ICR*の分子は営業利益と受取利息等で構成されるが、本稿では特段の断りがない限り、受取利息等を含めた金額を「営業利益」として記載する。

³ 日本銀行 金融システムレポート別冊「高粒度データを活用したデフォルト率予測モデルとストレステストへの応用」（2019.4）

$$\begin{aligned}
 ICR &= \frac{\text{営業利益}}{\text{支払利息}} \\
 &= \frac{\text{営業利益}}{\text{貸出金利} \times \text{借入残高}} \\
 &= \frac{\text{営業利益} / \text{総資産} \times 100}{\text{貸出金利} \times \text{借入残高} / \text{総資産} \times 100} \\
 &= \frac{\text{営業利益}ROA}{\text{貸出金利} \times \text{レバレッジ}} \\
 &= \frac{R}{i \cdot Lev}
 \end{aligned}$$

ここで、営業利益ROAを R 、貸出金利を i 、レバレッジを Lev としている。

FSR-A では ICR を上記のように変形したうえで、 $KICR$ を次のように定義している⁴。

$$KICR = \begin{cases} \frac{R}{i \cdot Lev} & , \quad R \geq 0 \\ R \cdot i \cdot Lev, & R < 0 \end{cases}$$

また、 ICR はデフォルトモデル構築において対数変換されることが多く、本分析でも $KICR$ に対して対数変換を行った。ただし、 $KICR$ は負の値もとるため、以下のような対数変換により $\log KICR$ を定義した。

$$\log KICR = \begin{cases} \log_{10}(1 + KICR), & KICR \geq 0 \\ -\log_{10}(1 - KICR), & KICR < 0 \end{cases}$$

本分析では、実務上の取り扱いや貸出金利に着目した分析であることを踏まえ、企業のデフォルトを「基準日 T において債務者区分⁵が要管理先以上である企業が 1 年後に破綻懸念先以下となった場合」と定義した（図表 2）。したがって、調査対象は基準日 T にて債務者区分が要管理先以上である企業となる（図表 3）。

⁴ ICR は営業利益÷支払利息であることから、営業利益が正の場合、支払利息が増加すると ICR は減少する。一方、営業利益が負の場合、支払利息が増加すると ICR は増加する（絶対値が小さくなる）。一般的に、利益を固定した場合、支払利息が増加するとデフォルト件数が増加すると予想されるところ、支払利息の変化に対する振る舞いが営業利益の正負により異なるため、デフォルトモデルの変数として扱うことに困難が生じることから $KICR$ に変形している。詳しくは FSR-A を参照されたい。

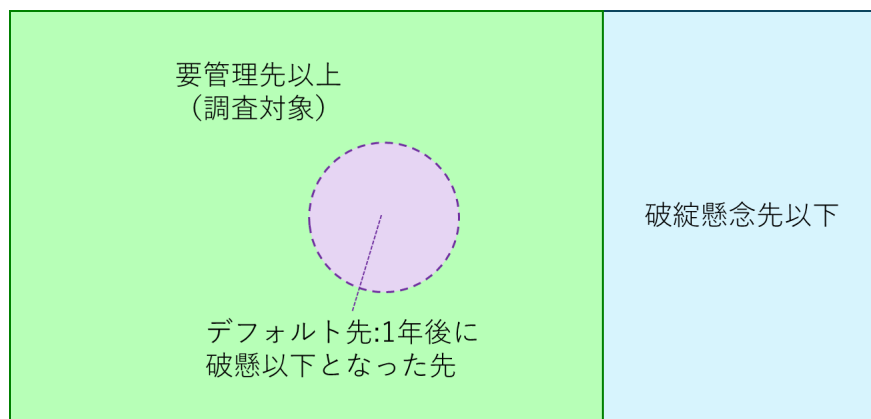
⁵ 本分析で用いたデータは、債務者区分を「正常先」「要注意先」「要管理先」「破綻懸念先」「実質破綻先」「破綻先」の 6 区分で表記しており、本分析における債務者区分の分類もこれに倣っている。

図表 2 デフォルト判定表

	2004/3/31	2005/3/31	2006/3/31	2007/3/31	2008/3/31	...
企業A	正常先	正常先	正常先	正常先	正常先	
企業B	正常先	正常先	正常先	破綻懸念先	破綻懸念先	
企業C	要管理先	破綻懸念先	破綻懸念先	破綻懸念先	要管理先	
企業D	破綻懸念先	破綻懸念先	要管理先	要管理先	要管理先	
企業E	破綻懸念先	破綻懸念先	実質破綻先	実質破綻先	破綻先	

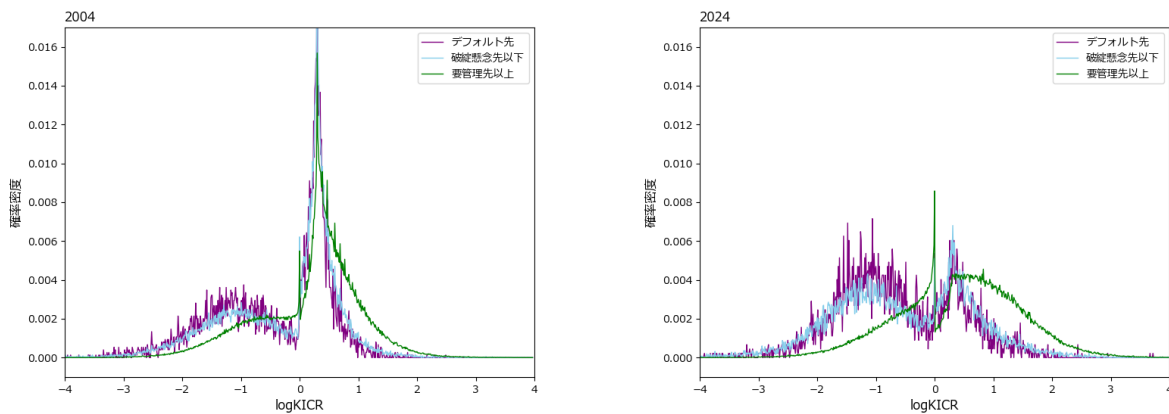
調査対象	デフォルト先	調査対象外
------	--------	-------

図表 3 基準日 T における債務者区分イメージ



また、2004 年時点及び 2024 年時点における $\log KICR$ の確率分布を図表 4 に示した⁶。2004 年などで大きな密度が生じる $\log KICR \approx 0.3$ 近傍は、対数変換前の $KICR \approx 1$ 近傍に対応しており、これは定義上、配当や為替差益がほぼない中小企業においては経常利益がほぼゼロであることを意味する。当該分布の対数変換については BOX 2 にて考察している。

⁶ デフォルト先・破綻懸念先以下・要管理先以上のそれぞれに対し、全領域で足し合わせると 1 になるように正規化している。そのため、 $\log KICR$ を固定した位置でデフォルト先÷要管理先以上を行ってもデフォルト率とスケールが異なることに注意。

図表 4 2004 年時点及び 2024 年時点における $\log KICR$ の確率分布

Ⅲ. デフォルト率の $KICR$ 依存性

本分析では、対象企業を $\log KICR$ の値によりソートし、1,000 社ごとにグループ化したうえで、各グループ内でのデフォルト企業数の割合を、当該グループのデフォルト率⁷とした。その際、対応する $\log KICR$ の値は当該グループにおける $\log KICR$ の平均値を用いている。

図表 5 には、2004 年時点及び 2024 年時点のデフォルト率の $KICR$ 依存性を示した。青い点は各 $\log KICR$ に対するデフォルト率をプロットしたものであり、赤い線は $\log KICR < 0$ の領域と $\log KICR > 0$ の領域に分けてフィッティングした結果である。フィッティングについては、デフォルト率が「デフォルトする（1）かしない（0）かの二値データに関する確率」であることから、両領域ともシグモイド関数を用いて行った。具体的な関数形は、以下の通りである。

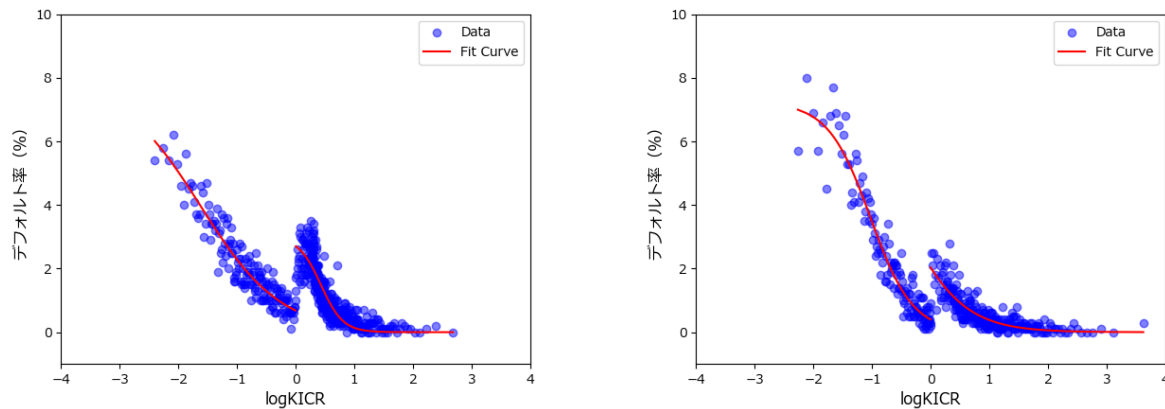
$$\text{デフォルト率(\%)} = \frac{L}{1 + e^{-k * (\log KICR - b)}}$$

ここで、 k, L, b はシグモイド関数のパラメータである。

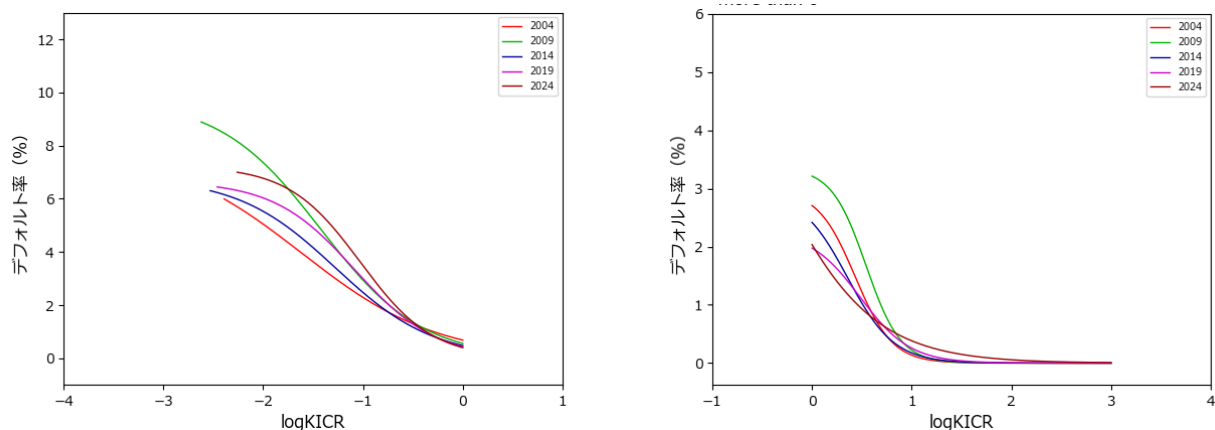
また、プロットにおいて $\log KICR = 0$ 付近で大きな不連続性が見られるため、 $\log KICR < 0$ の領域と $\log KICR > 0$ の領域に分けてフィッティングを行っている。この不連続性に関する考察は BOX 3 を参照されたい。

⁷ つまり、1,000 社ごとのグループ内デフォルト企業数/1000×100(%)となる。

図表 5 2004 年時点（左図）及び 2024 年時点（右図）におけるデフォルト率の KICR 依存性



2004 年から 2024 年までを 5 年ごとに同様のフィッティングを行い、フィッティング曲線を $\log KICR < 0$ （図表 6：左図）と $\log KICR > 0$ （図表 6：右図）に分けて図示した⁸。

図表 6 デフォルト率の KICR 依存性のフィッティング結果（左： $\log KICR < 0$, 右： $\log KICR > 0$ ）

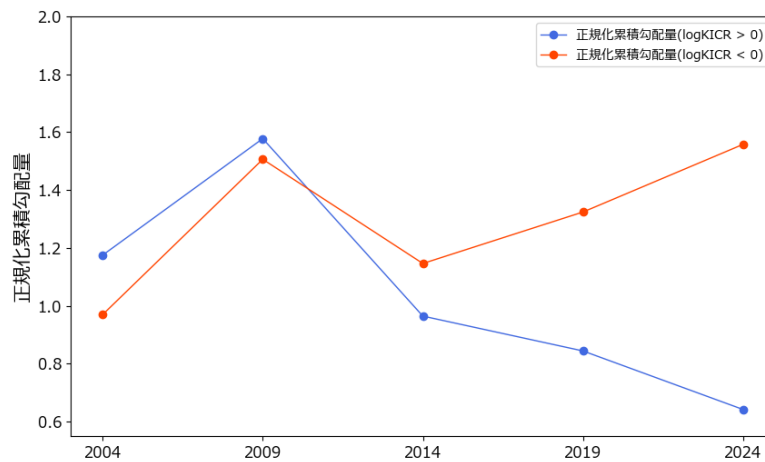
図表 7 は、 $\log KICR > 0$ および $\log KICR < 0$ の各領域におけるフィッティング関数の正規化累積勾配量⁹の時系列推移を示している。本分析では、年度ごとのパラメータ値の違いに起因して、フィッティング曲線の形状が異なることを考慮し、曲線の両端におけるデフォルト率の差異に基づく平均変化率や傾きが最大となる変曲点における傾きではなく、デフォルト率の傾きの大きさ等を表す指標である累積勾配量を用いた。具体的には、累積勾配量を正規化し、絶対値をとったものを指数として

⁸ $\log KICR > 0$ （図表 6 における右図）の領域において、企業数が多い $0 < \log KICR < 1$ で主にフィッティングされることが期待されることから、2024 年に $1 < \log KICR < 2$ で他の年よりも大きく出ている。（図表 5）のようなプロットではこの領域での他の年とは差異は認められず、また、デフォルト率の値が小さく、かつ、企業数も $0 < \log KICR < 1$ と比べ少ないことから影響は小さいと判断。

⁹ 本分析では、正規化累積勾配量を、 $\log KICR > 0$ の領域では、 $0 < \log KICR \leq 1$ の範囲、 $\log KICR < 0$ の領域では、サンプルが取る最小値 $\leq \log KICR < 0$ の範囲で計算された、 $\log KICR$ の正規化累積勾配量 $\left(= \frac{1}{(x_2 - x_1)^2} \int_{x_1}^{x_2} (F(x) - F_{ref}) dx \right)$, ここで x_1 および x_2 は各領域における $\log KICR$ の最小値と最大値であり、 $F(x)$ はフィッティング関数であり、 F_{ref} は基準として $F(x_2)$ とした。）と定義している。そのうえで、デフォルト可能性を示す指標とするために絶対値をとっている。

定義している。正規化累積勾配量でみると、 $\log KICR < 0$ の領域では、市場金利と一定の相関が見られた一方、 $\log KICR > 0$ の領域では、2019年以降も下がる方向に推移しており、 $\log KICR$ の正負に基づきそれぞれフィッティングした本分析でもFSR-Aで示唆された振る舞いと整合的な傾向が見られた。

図表7 フィッティング関数における各領域での正規化累積勾配量の絶対値

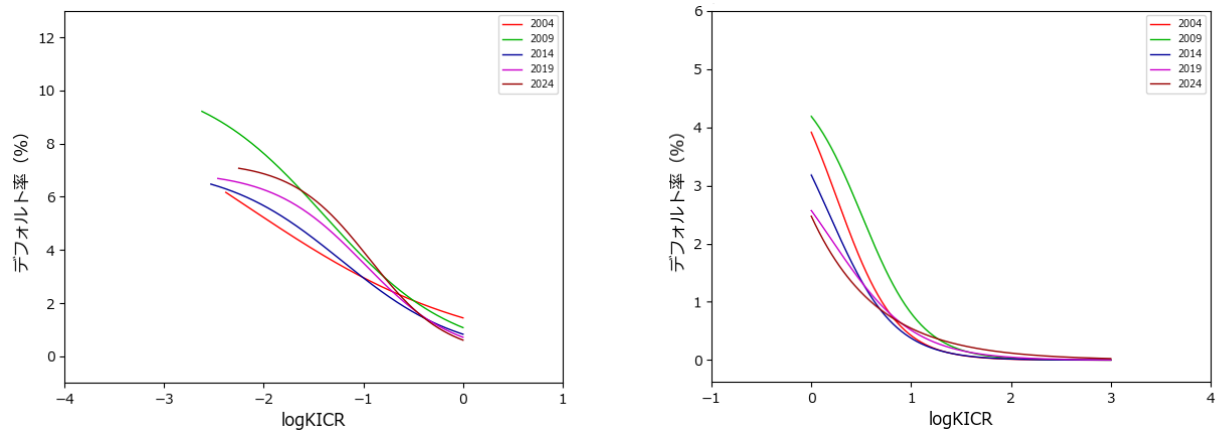


$KICR$ とデフォルト率の関係性は、レバレッジ($Lev = \text{借入金額} / \text{総資産}$)の高低によって変化する (FSR-A を参照。また、業種別の分析結果に関しては BOX 4 を参照されたい)。当該関係性を検証するため、本稿では図表4の分布を踏まえて高レバレッジ企業 ($Lev > 0.6$) と低レバレッジ企業 ($Lev < 0.4$) に分け、デフォルト率の $KICR$ 依存性を同様にフィッティングした (図表8、図表9)。

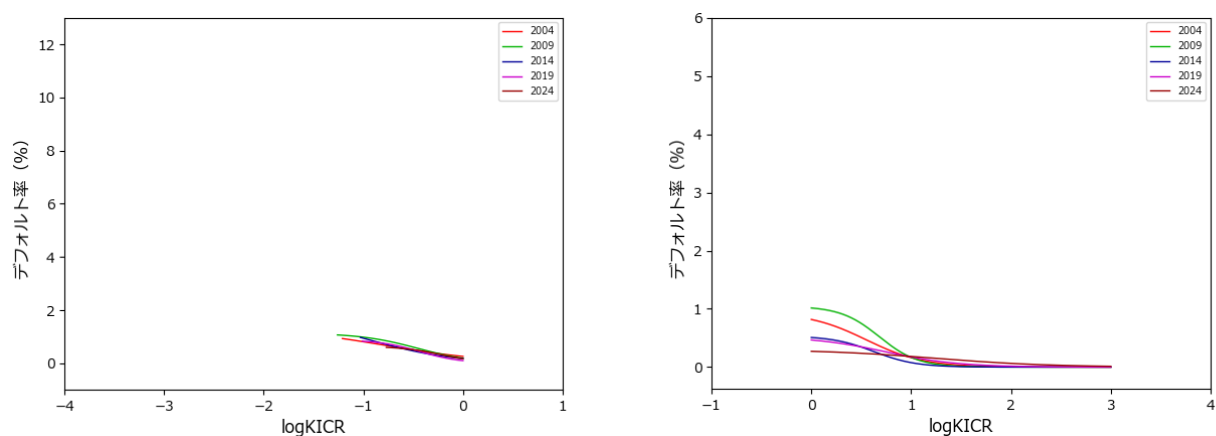
高レバレッジ企業では、 $\log KICR < 0$ の領域において全企業と比べて顕著な差は見られなかったが、 $\log KICR > 0$ の領域では全企業と比較してデフォルト率が全体的に高い傾向が見られた。低レバレッジ企業では、両領域において全企業と比較してデフォルト率は低い傾向にある¹⁰。

¹⁰ $\log KICR < -1$ の領域にほぼ企業が分布しないことにより、フィッティング手法の精度が劣る。

図表 8 高レバレッジ企業におけるレバレッジ別デフォルト率の KICR 依存性のフィッティング結果
(左 : $\log KICR < 0$, 右 : $\log KICR > 0$)



図表 9 低レバレッジ企業におけるレバレッジ別デフォルト率の KICR 依存性のフィッティング結果
(左 : $\log KICR < 0$, 右 : $\log KICR > 0$)



IV. まとめ

本分析では、金利変動が金融機関の抱える信用リスクに与える影響等を把握するため、*KICR*に基づく簡素なデフォルトモデルの構築し、事業者向け貸出金利とデフォルト率の相関等に関する試行的分析を行った。なお、本分析は、貸出金利の変化が、企業のデフォルト率の変化を通じて金融機関の抱える信用リスクに与える影響等について推計することを目的に試行したものであり、市場金利の水準や日本銀行による金融政策について論じるものではない。また、本分析は試行的な取組であり、企業のデフォルト率や金融機関の抱える信用リスクについて評価を加えるものではないことに

留意が必要である。

このモデルでは、*KICR*が各企業における貸出金利の関数であることを踏まえ、特定の企業について貸出金利を変更した場合の*KICR*を計算し、その*KICR*に対するデフォルト率をフィッティング関数を用いて算出することで、金利条件の変更が当該企業のデフォルト率に与える増減効果を推計¹¹できる。これを分析対象である要管理先以上の企業に対して計算することで、各金融機関の貸出ポートフォリオにおけるデフォルト率の変動幅の推計にも活用できる可能性がある。また、各企業のデフォルト率の推計変動幅に借入残高と LGD を掛けることで、デフォルト時の損失増加額の期待値推計にも使用しうる。これらのことから、本モデルは金利環境の変化による金融機関が抱える信用リスクへの影響を試算する際に有用なモデルとなる可能性がある。ただし、これらの推計は、*KICR*の他の変数であるレバレッジ比率や営業利益 ROA を固定し、財務状況を変えずに金利のみを変動させているため、デフォルト率を高く見積もる傾向がある点には留意が必要である。

本分析では*KICR*を用いて簡易なデフォルトモデルの構築を試みたが、本モデルをベースとして、より多くの変数を組み込み多くの要素を考慮したモデルや、機械学習を活用したデフォルトモデルを構築することで、本試行の拡張として、金利変動の影響をより精緻に分析することも考えられる。金融庁では、引き続きモデルの高度化等続け、金融機関が抱える信用リスク等の更なる実態把握に向けた取組を進めていく。

¹¹ モデルの性質上、シグモイド関数のフィッティングパラメータの値は毎年変わるため、その年における貸出金利が瞬間的に変化したという仮定が必要となる。また、モデル作成にはその年のデフォルト先の確定が必要となるため、その年のモデルは次の年にしか作れない点にも留意が必要である。ただし、シグモイド関数のフィッティングパラメータは1年で大きな変化はしていないことから前年のモデルを用いて推計しても、一定程度の精度が得られることを確認している。

BOX 1: 2023 年におけるデータセット切り替えにかかる同一分布検定

2022 年 3 月 31 日基準日と 2023 年 3 月 31 日基準日でデータセットが異なるため、両者が接続できることを確認したい。そこで、2023 年 3 月 31 日基準日の両データセットから得られるサンプルが異なる母集団分布に従っていないならば、少なくとも同じデフォルトモデルで扱えると考えられることから、その検証のために二標本 Kolmogorov-Smirnov 検定を実施した。

二標本 Kolmogorov-Smirnov 検定は 2 つの独立した標本が同じ分布に従っているかどうかを検定する非パラメトリック手法¹²である。この検定を行うためには標本が独立である必要があるが、本検定では、両データセットからランダムサンプリングを行うことで、標本の独立性を担保した。帰無仮説を「二つの標本は同じ分布に従う」とし、対立仮説を「異なる分布に従う」として検定を行う。

まず、標本サイズを n 、 m 、標本を $X_{1,i}$ 、 $X_{2,i}$ とする二つの標本から以下の経験分布関数 $F_n(x)$ 、 $G_m(x)$ を作成する。

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1(X_{1,i} \leq x)$$

$$G_m(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m 1(X_{2,i} \leq x)$$

ここで、 $1(X_{k,i} \leq x)$ は指示関数である。

$$1(X_{k,i} \leq x) = \begin{cases} 1, & X_{k,i} \leq x \\ 0, & X_{k,i} > x \end{cases}$$

次に、この経験分布関数 $F_n(x)$ 、 $G_m(x)$ の最大の垂直距離である統計量 $D_{m,m}$ を計算する。

$$D_{(m,m)} = \sup |F_n(x) - G_m(x)|$$

この統計量 $D_{m,m}$ を標本サイズに応じてスケールした KS 統計量 λ は次の式で表される。

$$\lambda = \sqrt{\frac{n \cdot m}{n + m}} \cdot D_{n,m}$$

統計量 $D_{m,m}$ および KS 統計量 λ は値が大きいほど、2 つの標本が同じ分布から抽出された可能性が低いことを示す。標本が十分大きい場合、KS 統計量 λ を用いた Kolmogorov 分布に漸近的に従うことが知られており、P 値は次の式で近似される。

$$P(KS > \lambda) \approx 2 \sum_{k=1}^{\infty} (-1)^{k-1} e^{-2k^2 \lambda^2}$$

¹² 非パラメトリック手法とは、標本が従う母集団を仮定せずに行える分析手法である。本分析では、母集団分布がどのような確率密度関数であるかわからない・近似することなく検定を行う必要があったため、非パラメトリック手法の中から検定手法を選択した。

この P 値によって帰無仮説の棄却を判断する。帰無仮説が棄却された場合、二つの標本は異なる分布に従っているといえる。

本分析では、2023 年 3 月 31 日基準日の両データセットの調査対象のうち、基準日時点で要管理先以上である対象の中から 10 万件ずつを重複なくランダムに抽出し、そのサンプルに対し二標本 Kolmogorov-Smirnov 検定を実施した。その結果、KS 統計量：0.00251・P 値：0.91026 となった。KS 統計量の値は十分小さく、2 つの標本が同じ分布から抽出された可能性が高いことを示している。また、P 値は KS 統計量以上の統計量が出力される確率を表し、2 つの標本が同じ分布から抽出されるという帰無仮説を棄却するのに十分ではないことを示している。

以上の結果から、2022 年と 2023 年の両データセットが、同じデフォルトモデルで扱えると判断した¹³。

¹³ 二標本 Kolmogorov-Smirnov 検定は、帰無仮説を棄却した場合には「異なる分布である」といえるものの、棄却できなかった場合に「同じ分布である」とは必ずしもいえない検定である。ただし、今回のようにサンプル数が 10 万と十分大きく、KS 統計量が十分小さく、P 値が十分大きい場合には、「完全に同じ分布」と断言することはできないが、「統計的に有意な差がある証拠は見つからなかった」といえる。したがって今回のような 2022 年から 2023 年での接続を同一デフォルトモデルで扱うことは十分に耐え得ると判断した。

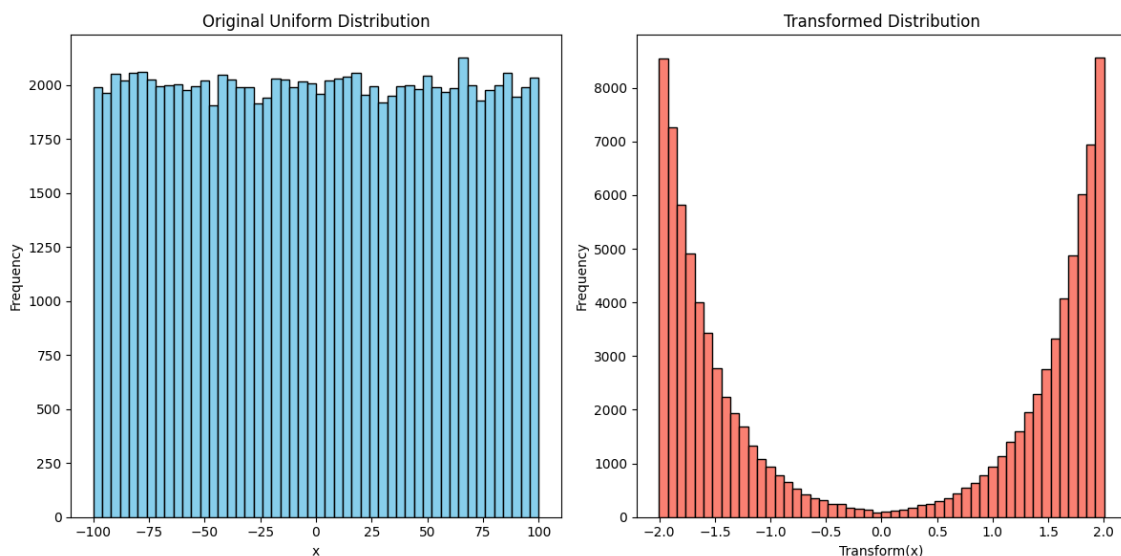
BOX 2: KICRの対数変換後の分布に関して

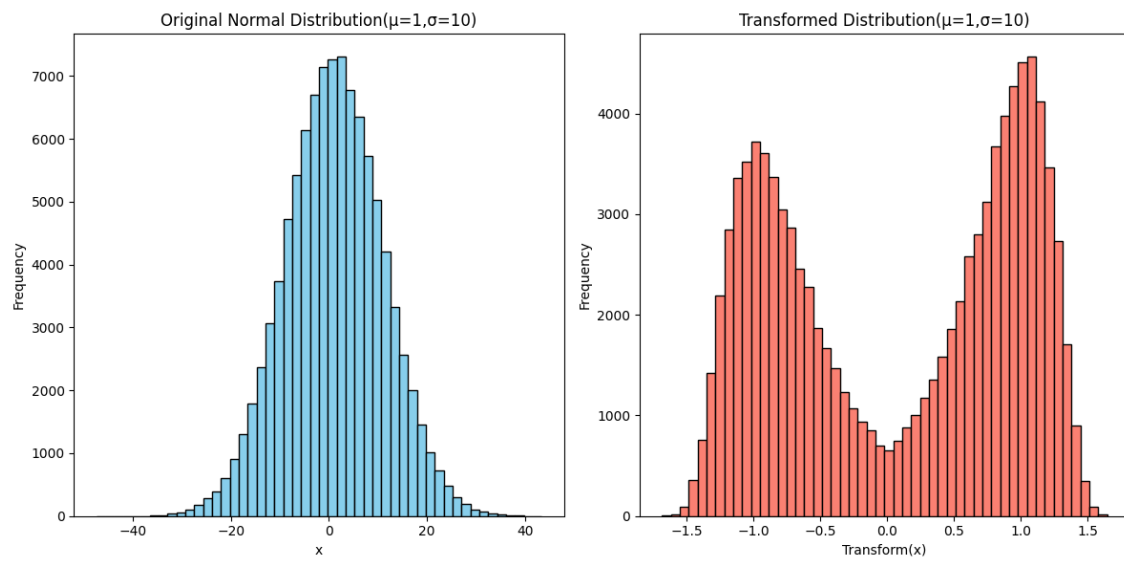
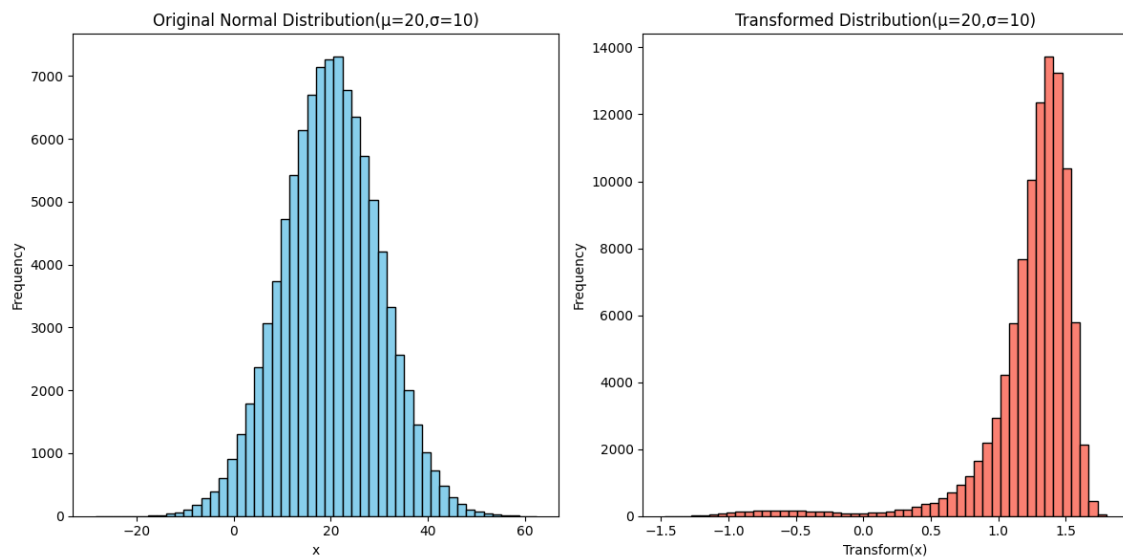
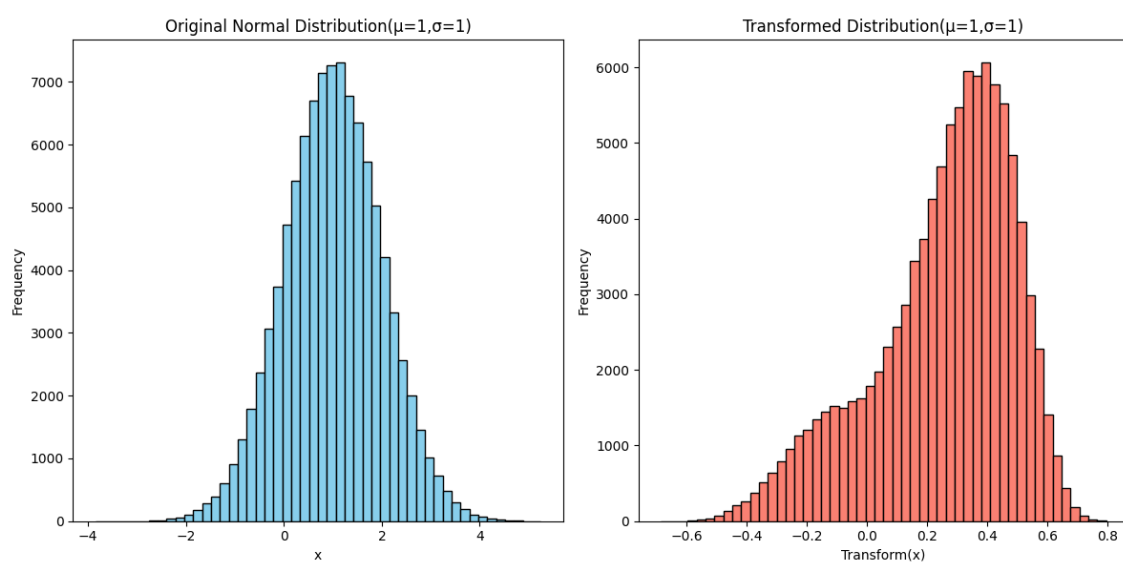
本分析におけるKICRに対する対数変換の式は以下の通りである。

$$\log KICR = \begin{cases} \log_{10}(1 + KICR), & KICR \geq 0 \\ -\log_{10}(1 - KICR), & KICR < 0 \end{cases}$$

同様の対数変換を、一様分布に従うデータ集合および、分散や平均が異なる複数の正規分布に従うデータ集合に対して適用し、その結果を図表 10 から図表 13 に示した。各図表において、左側が変換前で右側が変換後である。一様分布の場合、図表 10 のように変換後は x 軸の値の絶対値が大きくなるほど密度が高くなる傾向を示す。一方、正規分布の場合、条件によって違いがあり、図表 11 のように標準偏差 σ が 10 程度とそれなりに大きく、平均値の絶対値 $|\mu|$ が 10 以下であれば、変換後の x 軸の値が ± 1 付近の密度が高くなり、図表 12 のように $|\mu|$ がそれ以上大きくなると変換後の μ 付近の密度が高くなる傾向を示す。また、図表 13 のように σ が 1 程度と小さく、 μ も 1 程度である場合、変換後の μ 付近の密度が高くなり、0 を挟んで反対側に小さな山が付くような分布の形となる。図表 13 の特徴は図表 4 の 2004 年の分布と類似している。

図表 10 一様分布に従う集合に対する対数変換

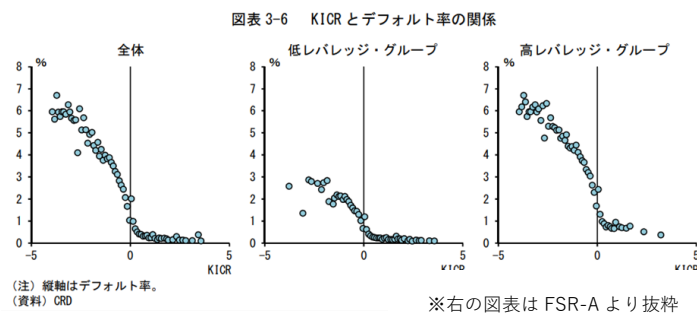
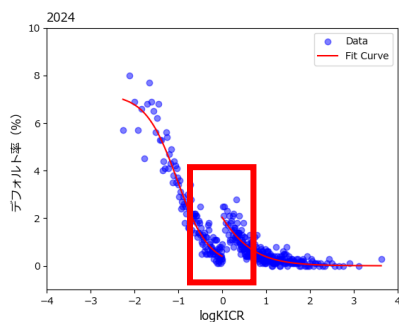


図表 11 正規分布($\mu=1, \sigma=10$)に従う集合に対する対数変換図表 12 正規分布($\mu=20, \sigma=10$)に従う集合に対する対数変換図表 13 正規分布($\mu=1, \sigma=1$)に従う集合に対する対数変換

BOX 3: デフォルト率の KICR 依存性における $\log KICR = 0$ 付近の不連続性に関して

本分析において、デフォルト率の $KICR$ 依存性をプロットした結果、 $\log KICR = 0$ 付近に不連続性があることが確認された。これは **FSR-A** では報告されなかった振る舞いであり（図表 14）、本分析の結果との相違は、次の 3 点に起因すると考えられる。①**FSR-A** では「中小企業信用リスク情報データベース（CRD）」の法人モデル用データベースを利用しているが、これは地方銀行のみならず、3メガ行を含む大手行 5 行、地域銀行 66 行、信用金庫・信用組合等 40 先、政府系金融機関 3 先からなる計 114 先の金融機関および信用保証協会の取引先データが含まれており、本分析とは対象が異なること。②デフォルト率の計算に関して、**FSR-A** では 1) 要管理先以下になった場合 2) 延滞三か月以上 3) 保証協会代位弁済 のいずれかを満たした場合にデフォルトと定義していること。③**FSR-A** では $\log KICR$ に対して基準化を行い、0 付近で双曲線近似を行っていること¹⁴。

図表 14 $\log KICR = 0$ 付近の不連続性について



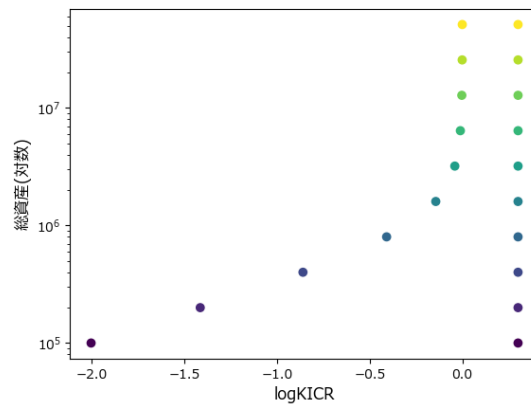
図表 15 は $KICR = 1$ ($\log KICR \approx 0.301$)、営業利益を 1 万円で固定した総資産が様々な企業群に対し、営業利益を -1 万円に変更した際に総資産の違いによって $\log KICR$ がどのように変化するかを示している。横軸が $\log KICR$ 、縦軸が総資産の対数表示であり、同一企業の営業利益のみを 1 万円 → -1 万円への変化をさせた場合、左方向への平行移動が生じる。このとき、各企業のレバレッジの差異は借入金利の差異を無視できるほど大きい¹⁵ため、総資産の逆数がレバレッジにおおよそ比例すると考えられ、図表 15 はレバレッジが低いほど（総資産が大きいほど）、変化の幅が小さくなると読み取れる。

¹⁴ 本分析では金利のみを動かす想定であり、営業利益は動かさないことから $\log KICR$ が負から正の領域に移ることがなく、この処理を行っていない。

¹⁵ もとものの企業群は $KICR = 1$ で固定していることから ROA と $i \cdot Lev$ が等しくなる。また、営業利益も 1 万円で固定されていることから、総資産が大きくなるほど $i \cdot Lev$ は反比例して小さくなる。このとき、借入金利の企業差は高々数倍程度にとどまり、総資産が最大 1,000 倍変動した場合、その変動は主にレバレッジによって吸収されることになる。

さらに、図表 15 に示されるように、低レバレッジ企業は高レバレッジ企業に比べてデフォルト率が低い傾向にあること、また図表 4 の分布図が $\log KICR \approx 0$ 付近や $\log KICR \approx 0.3$ 付近にスパイクをもつことを踏まえると、不連続性の存在は容認しうると考えられる。

図表 15 $KICR=1$ 、営業利益を 1 万円で固定し、総資産が様々な企業群に対し、営業利益を－1 万円にした際の総資産の違いによる $\log KICR$ の変化（色は総資産の多寡によるもの）



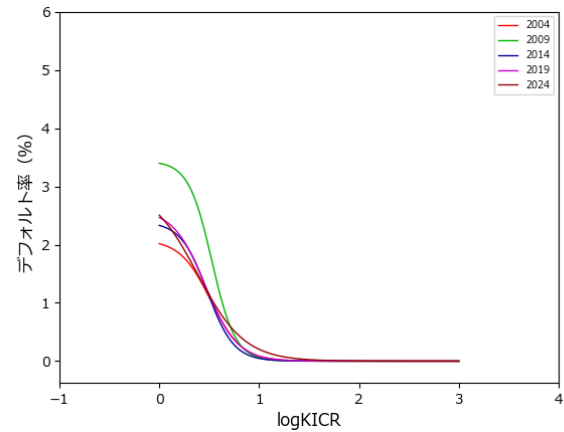
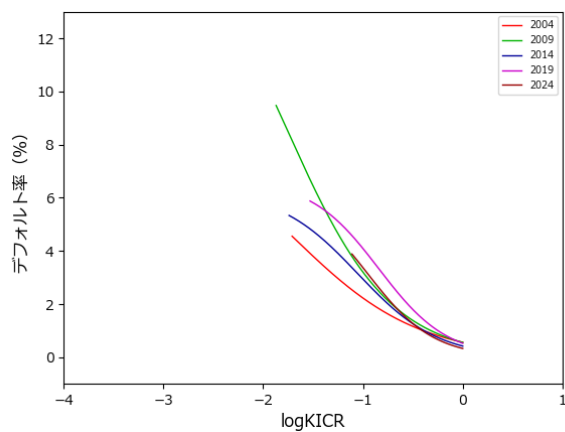
BOX 4: 業種別デフォルト率の KICR 依存性に関して

業種別にデフォルト率KICR依存性についても算出した。その結果を図表 16 に示す。対象業種は製造業、建設業、卸売・小売業、不動産業、サービス業、運輸業である。それ以外の業種については年間のデフォルト実績が不足しており、適切なフィッティングが困難であった。

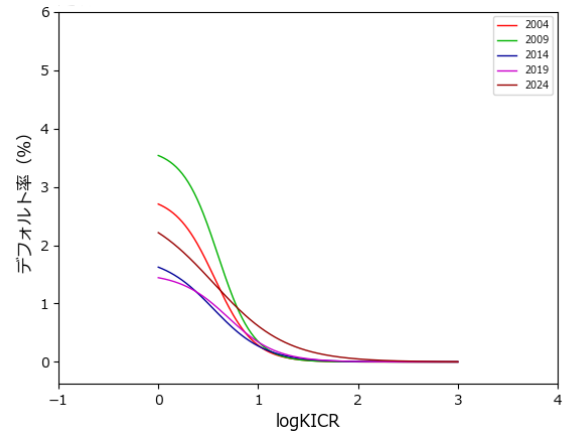
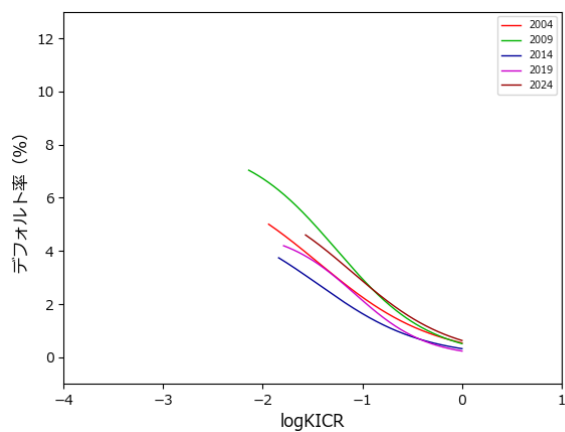
建設業や不動産業には、 $\log KICR > 0$ の領域において、他業種と比較して $\log KICR = 0$ 付近での年度別の最大値と最小値の差が大きい。このことは、黒字企業であっても、デフォルト率の金利依存性が大きく変動しやすいことを示唆している。

図表 16 業種別デフォルト率の KICR 依存性のフィッティング結果（左： $\log KICR < 0$ ，右： $\log KICR > 0$ ）

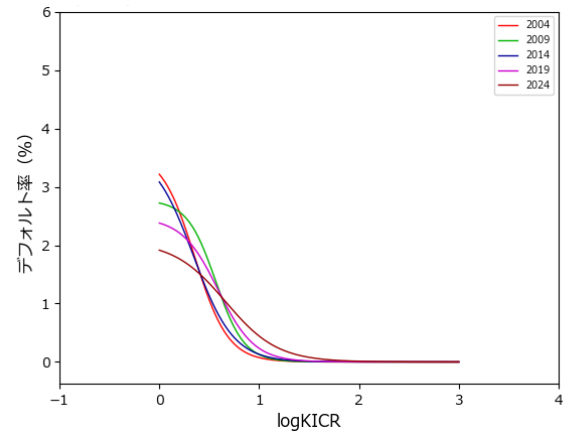
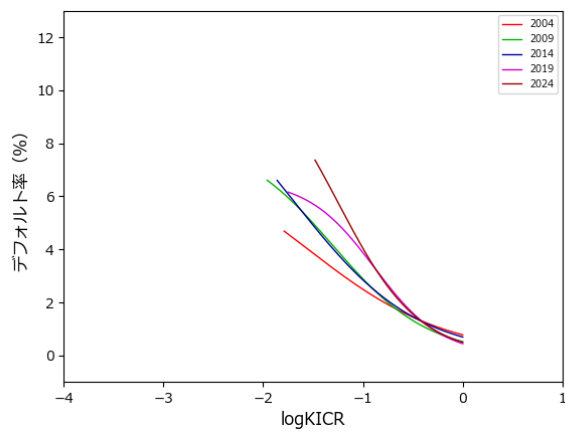
① 製造業



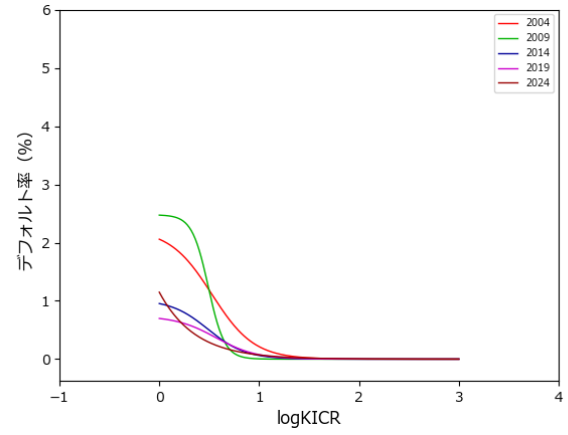
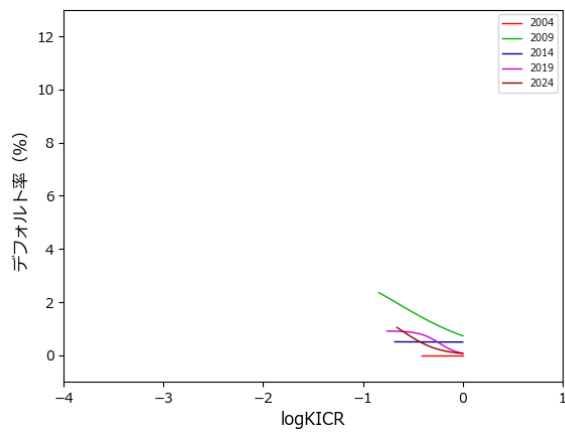
② 建設業



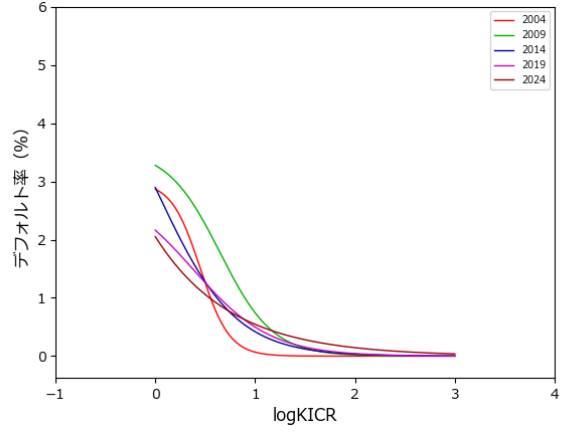
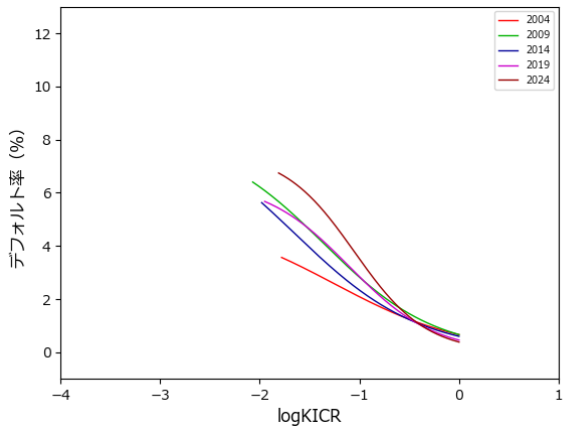
③ 卸売・小売業



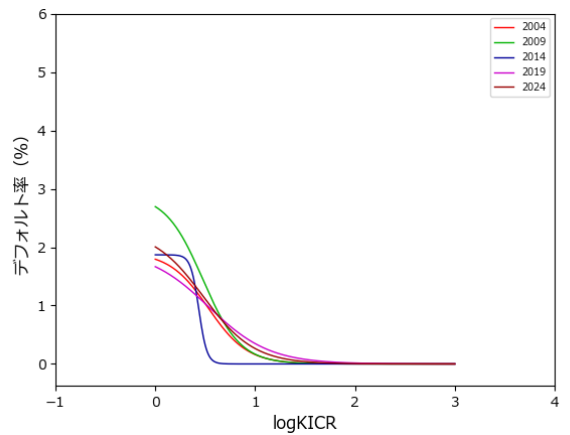
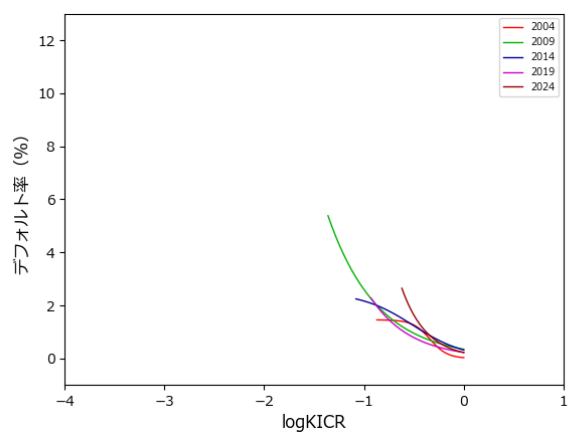
④ 不動産業



⑤ サービス業



⑥ 運輸業



BOX 5: KICR とは別の指標の検討

本分析において、*ICR*を*KICR*へ変換する必要性は、営業利益を支払利息で除していることに起因している。そこで、営業利益を支払利息で除したものに依存しない変数として、営業利益と支払利息の差を扱う指数である CF_{index} を作成し、デフォルト率の依存性を検証した。

$$CF_{index} = \frac{\text{営業}CF - \text{支払利息} \cdot \text{割引料}}{\text{総資産}} \times 100$$

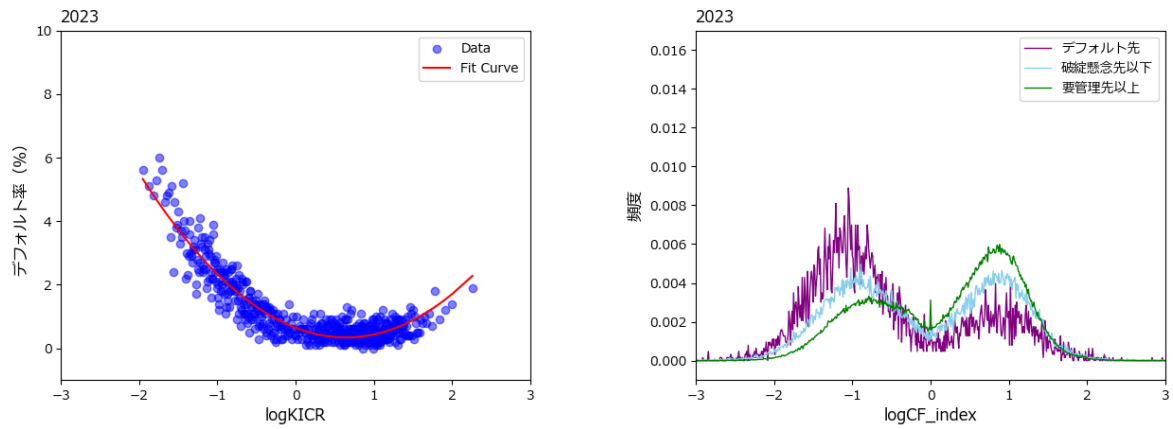
$$\begin{aligned} \text{営業}CF = & \text{当期営業利益} - (\text{当期売掛金} - \text{前期売掛金}) + (\text{当期買掛金} - \text{前期買掛金}) \\ & + \text{減価償却費} - (\text{当期棚卸資産計} - \text{前期棚卸資産計}) \end{aligned}$$

CF_{index} は上記の方法で計算し、*KICR*と同様の対数変換を行った。また、デフォルト率の算出方法も*KICR*と同様である。

2023 年基準日におけるデフォルト率の $\log CF_{index}$ 依存性と、その分布を図表 17 に示した。デフォルト率の依存性について、両端の企業のデフォルト率が上昇しているが、これは総資産で割っているため、総資産が小さい企業になりやすいことが原因と考えられる。両端でデフォルト率が上昇していることから、試行的にフィッティングは二次関数で行った。

$$\text{デフォルト率}(\%) = a(\log CF_{index} - x_0)^2 - y_0$$

このフィッティングにおいてデフォルト率が最小となる $\log CF_{index} = x_0$ はおおよそ CF_{index} が 4 程度であり、これは「営業 CF - 支払利息・割引料」が総資産の 4%程度であることを示している。こうした示唆が得られたものの、デフォルト率が $\log CF_{index}$ の単調減少関数または単調増加関数とならない場合、そのままのデフォルトモデルとしての用いることは困難であり、何らかの変形を施す必要がある。この場合、当初想定していた*KICR*と比較した際の解析上の利点は失われる。そこで本分析では、不連続性を含むものの解釈が比較的容易な*KICR*を採用した。

図表 17 デフォルト率の LogCF_{index} 依存性と LogCF_{index} に対する分布（2023 年）

本稿分析は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情報分析専門官 久保宏樹を中心に行った。