

AI 審査は中小企業向け貸出市場の 効率性を向上させるのか？¹²

～AI 審査の発展に向けた政策提言～

日本大学
鶴田大輔研究会
経済産業分科会
広瀬正起³
佐々木康平⁴
原口純平⁵
小松航太郎⁶
新井雄貴⁷
上田啓太⁸

2018 年 11 月

1. 本稿は、2018 年 12 月 8 日、9 日に開催される ISFJ 日本政策学生会議「政策フォーラム 2018」のために作成したものである。本稿にあり得る誤り、主張の一切の責任はいうまでもなく筆者たち個人に帰するものである。

2. 本稿の執筆にあたり、鶴田大輔（日本大学教授）をはじめとする多くの方々から大変有益な御意見を賜った。特に鶴田大輔教授には、文章校正など多岐にわたって惜しまぬご協力を頂戴し、本稿は完成に至った。ご協力いただいたすべての方に感謝の意を申し上げます、ここに記す。

3. 日本大学経済学部産業経営学科 3 年

4. 日本大学経済学部金融公共経済学科 3 年

5. 同上

6. 同上

7. 同上

8. 同上

要約

本稿では、日本経済発展に向けて、近年資金調達が困難になっている中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるために、どのような政策が望ましいのかを明らかにする。この問題を明らかにするために、多くの銀行が導入を検討している AI 審査に焦点を当てた分析を行う。本稿では、AI 審査をスコアリングに類似する手法として位置付け、AI 審査について二つの問題を指摘する。第一に、定性情報の不足から生じる不良債権比率の増加である。これは、定性情報を扱うことが困難なスコアリングに依存した融資を行い、大量の不良債権を抱えた新銀行東京の問題が、同様に定性情報を扱うことが困難な AI 審査にも起こる可能性がある。第二に、借り手企業に対して行ったアンケートで、AI 審査のようなドライな手法に対してのニーズがなく、リレーションシップバンキング（以下リレバン）のようなウェットな手法にニーズがあることが明らかになった。

これらの点を踏まえ、我々は、AI 審査が中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるのか懐疑的であると考えた。そこで、本稿の実証分析で以下のことを検証した。

- ①AI 審査は銀行の企業価値を向上させるのか。
- ②どのような銀行が AI 審査の導入を公表しているか。
- ③スコアリングを活用することで銀行は悪影響を受けているのではないか。

これらの内容を踏まえ、①ではイベントスタディと Tobin's Q を用いたパネルデータ分析、②では AI ダミーを用いたプロビット分析、③では貸出金増加率、中小企業向け貸出変化率、業務純益率、及び不良債権比率を用いたパネルデータ分析を行った。分析結果は以下の通りである。

- ①銀行の AI 審査導入発表後、企業価値は向上しなかった。つまり、市場では AI 審査に対してニーズがなく、情報の非対称性の緩和に寄与していないと推測する。
- ②AI 審査は、大規模な銀行ほど導入傾向にある。つまり、AI 審査導入が可能なのは資金に余裕のある大規模な銀行であると推測する。
- ③スコアリングは貸出量を増加させず、収益を低下させ、不良債権比率を高めた。つまり、この結果は定性情報活用不足から生じる問題であると推測する。

これらの結果から、現状において AI 審査は中小企業向け貸出市場の効率性を向上させる融資手法とは言い難い。そこで、我々は AI 審査が中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるために、それぞれの分析結果に基づき以下の政策提言を行う。

政策 1 ①AI 審査に関する金融庁検査の方針を HP 等で公表

②AI 審査を利用した融資額と件数の公表、及びリレバンとの併用を公表

③銀行と企業への AI 審査を利用した融資に関するアンケート実施

政策 2 資金制約による AI 審査事業への参入障壁緩和のための補助金政策

政策 3 政府系金融機関による大規模定性情報データベースの構築

以上の 3 つの政策提言によって、AI 審査が中小企業向け貸出市場の効率性を向上させ、日本経済の発展に寄与すると考える。

目次

はじめに

第1章 現状分析

第1節 中小企業の概要

第1項 中小企業の定義

第2項 中小企業の重要性

第2節 中小企業向け貸出市場の概要

第1項 中小企業における中小企業向け貸出市場の重要性

第2項 銀行における中小企業向け貸出市場の重要性

第3項 中小企業向け貸出市場の問題点

第3節 スコアリングの概要

第1項 スコアリングについて

第2項 スコアリングの特徴

第3項 スコアリングの問題点

第4節 AI 審査の概要

第1項 AI について

第2項 AI 審査について

第3項 AI 審査の仕組み

第4項 AI 審査の優位性

第5項 AI 審査の問題点

第5節 リレバンの概要

第1項 現在の企業が求める銀行

第2項 リレバンについて

第3項 リレバンの特徴

第4項 リレバンの問題点

第2章 問題意識

第3章 先行研究及び本稿の位置づけ

第1節 研究内容

第2節 本稿の位置づけ

第4章 実証分析

第1節 AI 審査は銀行の企業価値を向上させるのか？

第1項 仮説

第2項 イベントスタディによる分析

第3項 Tobin' sQ を用いたパネルデータ分析

第2節 どのような銀行が AI 審査の導入を公表しているのか？

第1項 仮説

第2項 AI 審査ダミーを用いたプロビット分析

第3節 スコアリングを活用することで銀行は悪影響を受けるのではないか？

第1項 仮説

第2項 貸出金増加率と中小企業向け貸出金変化率と業務益率と不良債権比率を用いたパネルデータ分析

第5章 政策提言

第1節 AI 審査とリレバンの併用

第2節 AI 審査事業への参入障壁緩和のための補助金政策

第3節 大規模な定性情報データベースの構築

第4節 政策提言と本稿のまとめ

先行研究・参考文献・データ出典

はじめに

近年、中小企業向け貸出市場における問題として、中小企業の資金調達が困難なことが挙げられる。その原因として貸し手と借り手の間に生じる情報の非対称性に伴う問題が指摘されている。この情報の非対称性を緩和する手法として AI (Artificial Intelligence) 審査に基づく融資手法が期待されており、多くの銀行が導入を検討している。日銀の黒田総裁は「決済や投資判断、リスク管理と言った金融の根幹をなす活動は情報処理そのものだ。情報技術や AI などの進歩は、これらの活動全般に影響を及ぼしうる。」と発言している。AI 審査とは、財務および決済情報など数値化された情報を大量に集めて、AI を用いて大量の変数を計算し、収益を最大化するのに最適な貸出金利などを出力する融資手法である。これにより、審査の効率性向上、貸出金利の適正化（逆選択の緩和）、定性情報を扱うことによる審査の正確性の向上（モラルハザードの抑制）が可能になりうる。しかし、AI 審査を活用した融資に関しては、以下の問題がある。

第一に、AI 審査と類似した手法であるスコアリングの限界点を克服できていない点である。スコアリングとは、大規模な企業情報のデータベース等を活用することでモデルを構築し、そのモデルに基づいてスコアを算定し、機械的に貸出の可否や、利率等を決定することができる融資手法である。これにより、情報の非対称性の緩和が期待される。しかし、スコアリングには定性情報活用不足から生じる問題がある。その具体例として過去にスコアリングに依存して、巨額の不良債権を抱えた新銀行東京が挙げられる。AI 審査は、定量情報に加え、スコアリングで加味されていなかった定性的な情報も扱えるようになった。しかし、問題点として、本稿の定性情報の定義である「数値化できない情報」を審査に組み込むことは困難であり、結果として定量情報を用いるスコアリングと差異がないことが挙げられる。新銀行東京の例を踏まえると AI 審査に過度に依存した融資は不良債権を抱える要因となり得るといえる。

第二に、借り手の企業は AI 審査による融資といったドライな手法ではなく、リレバンといったウェットな融資手法を銀行に求めている点である。リレバンとは、銀行が企業と長期の取引関係の中で顧客の情報などの定性情報を蓄積し、それをもとに融資を行う手法である。金融庁が行った借り手企業に対するアンケートによると企業は融資に対する条件よりも、事業理解などの長期的な関係を求めていることがわかる。つまり、企業は AI 審査に基づく融資手法よりも、長期的な関係を築くことができる融資方法であるリレバンを求める傾向にある。リレバンは銀行が企業の定性情報を獲得しやすいといった利点があるが、融資コストの膨大化や長期的な関係を築くことができないと感じる企業が多く存在している点を踏まえると、現状ではリレバンの効果を十分に発揮できているといえない。

そこで本稿では、企業が長期的な関係を築くことができる融資方法であるリレバンを求めている現状を踏まえ、AI 審査が中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるのかを明らかにする。そのうえで、中小企業の貸出市場の効率化の観点から、政府が AI 審査の導入に対してどのように関わっていくべきなのかを、計量分析結果を踏まえて考えていく。また、AI 審査は未だ発展途上の技術のため、AI 審査に関する研究を行った論文が多いとはいえない。そのため本稿では AI 審査と類似した手法であるスコアリングに着目し、AI 審査の特徴を理論的に推測し、以下の分析を行う。

分析手法として、パネルデータ分析、プロビット分析、イベントスタディを用い、銀行の AI 審査導入後に予想される変化を明らかにする。分析結果は以下の通りである。第一に、銀行の AI 審査導入発表後、企業価値は向上しなかった。第二に、AI 審査は、大規模な銀行ほど導入傾向にある。第三に、スコアリングは貸出量を増加させず、収益を低下させ、不良債権比率を高める。

以上の分析結果に基づき、本稿では以下の政策提言を行う。

政策 1 ①AI 審査に関する金融庁検査の方針を HP 等で公表

②AI 審査を利用した融資額と件数の公表、及びリレバンとの併用を公表

③銀行と企業への AI 審査を利用した融資に関するアンケート実施

政策 2 資金制約による AI 審査事業への参入障壁緩和のための補助金政策

政策 3 政府系金融機関による大規模定性情報データベースの構築

政策 1 より、モラルハザードの問題を抑制し、不良債権を減少させることが期待できる。また、過度に AI 審査に依存した融資をすることを防ぐ。政策 2 より、AI 審査の技術向上が資金力に関係なく多くの銀行に波及し、技術革新の制約が解消される。また、技術革新によるスピルオーバー効果が期待できる。政策 3 より、審査の正確性が向上するため、中小企業向け貸出市場全体のデフォルト率の低下、総貸出量の増加が期待できる。

以上の 3 つの政策提言によって、中小企業向け貸出市場に存在する情報の非対称性の緩和が期待できる。その結果、中小企業向け貸出市場の効率性が向上し、日本経済の発展が期待できる。

第 1 章 現状分析

第 1 節 中小企業の概要

第 1 項 中小企業の定義

本稿では、中小企業を中小企業基本法第 2 条第 1 項の規定に基づく「中小企業者」と定義する。中小企業者とは、図表 1-1 に該当するものを指す。

図表 1-1 中小企業の定義

業種	資本金の額または出資の総額	常時使用する従業員数
製造業 その他	3億円以下	300人以下
卸売業	1億円以下	100人以下
小売業	5千万円以下	50人以下
サービス業	5千万円以下	100人以下

出典：中小企業庁 HP「2018 年版中小企業白書」

第 2 項 中小企業の重要性

日本の中小企業は、2014 年時点で約 381 万者と企業数全体の 99.7%を占めている。従業者数は約 3,361 万人と雇用全体の 7 割を創出しており、中小企業は日本経済の成長において大きな役割を担っている。中小企業庁（2016）は、「我が国の経済全体の成長を促すには、中小企業が販路開拓や生産性向上のための成長投資を行うことが重要である。」と述べている。中小企業が成長投資を行うためには、銀行による効率的な資金供給が重要なため、本稿は、中小企業と中小企業への資金供給主体である銀行による貸出市場を研究する。

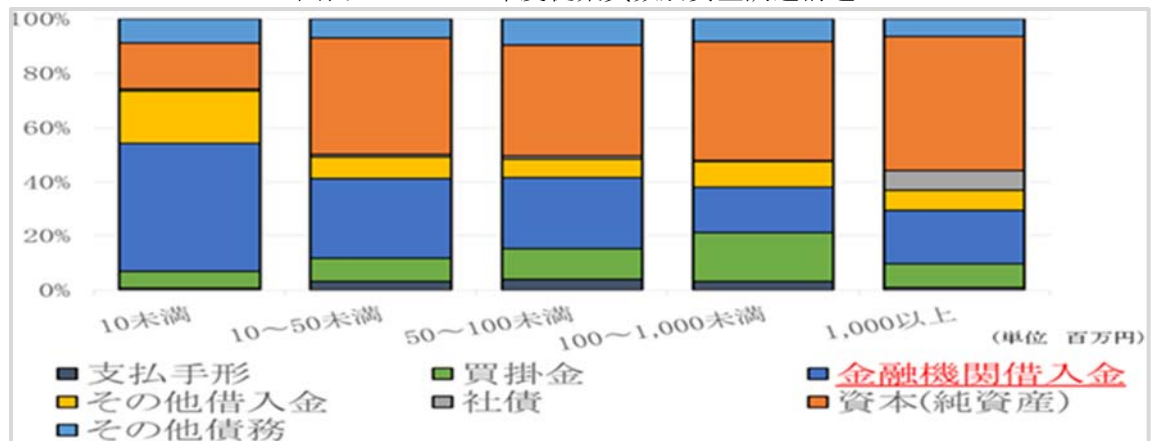
第 2 節 中小企業向け貸出市場の概要

第 1 項 中小企業における中小企業向け貸出市場の重要性

前節でも述べたように、日本経済全体の成長を促すには、中小企業が販路開拓や生産性向上のための成長投資を行うことが重要である。中小企業が販路開拓や生産性の向上を目的とする成長投資を行うためには、工場などの設備資金だけでなく、仕入れ代金や人件費などの運転資金も必要である。しかし、自己資本が少ない中小企業は、内部から資金調達を行うことが困難なため、主に外部からの資金調達を行う。外部からの資金調達には、直接金融と間接金融がある。直接金融とは、株式や社債の発行による資金調達である。間接

金融とは、銀行からの借り入れによる資金調達である。中小企業は主に、銀行からの借入である間接金融に依存しやすい。これは、直接金融のような不特定多数の資金提供者による資金調達では、情報開示のための資料作成や株式公開のための専門的な人材が必要となるため、従業員や設備に限られている小規模な中小企業には直接金融が困難であることを表している。図表 1-2 は、従業員数別に資産合計で基準化した 2015 年における資金調達構造を棒グラフで表したものである。このグラフによると、小規模な企業ほど、金融機関借入金に依存していることがわかる。これらのことから、中小企業の資金調達において銀行による貸出が重要であることがわかる。

図表 1-2 2015 年度従業員数別資金調達構造

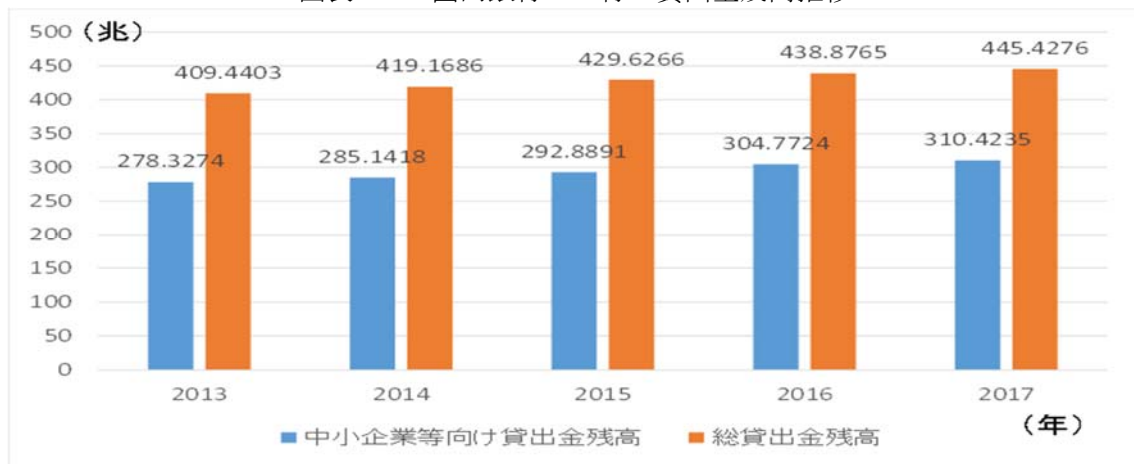


出典：財務省 HP「法人企業統計」

第2項 銀行における中小企業向け貸出市場の重要性

図表 1-3 は国内銀行 112 行の総貸出金残高と中小企業等向け貸出金残高を棒グラフで表したものである。このグラフによると、国内銀行 112 行の総貸出金残高のうち、中小企業等向け貸出残高が約 7 割を占めている。これは、自己資本が少ない中小企業に比べて、自己資本が多い大企業は株式・社債の発行や内部資金の活用に重きを置くため、銀行は新たな顧客を求めて中小企業への貸出を積極的に行ったと考えられる。このことから、銀行にとって中小企業は重要な取引先であり、ほとんどの銀行が中小企業向け貸出を主要な戦略と位置付けていることがわかる。

図表 1-3 国内銀行 112 行の貸出金残高推移



出典：東京商工リサーチ HP「銀行 112 行 地方公共団体・中小企業等向け貸出金残高調査」より筆者作成

第 3 項 中小企業向け貸出市場の問題点

中小企業向け貸出市場の問題として、中小企業が必要な資金を効率的に調達することが困難であることが指摘されている。大企業に比べて、中小企業が必要な資金を調達することが困難である原因として、貸し手と借り手の間に起きる「情報の非対称性」に伴う問題が存在する。この問題には、取引開始前の問題である逆選択と取引開始後の問題であるモラルハザードの 2 つが存在する。

取引開始前の情報の非対称性に伴う問題として挙げられるのが逆選択である。銀行が企業のリスクに関する情報を企業よりも把握していない場合、銀行は融資を行うにあたって、どの企業が銀行にとって、返済におけるリスクが低い優良企業かを判断することができない。そこで、すべての企業に対して一定の金利を提示する。これにより本来、より低金利で融資を受けられる低リスク企業が市場から退出する事態を招き、高リスク企業のみが貸出市場に残る。このような問題を逆選択という。

取引後の情報の非対称性に伴う問題として挙げられるのがモラルハザードである。企業に対して融資を行った後、銀行は借り手企業がどのような行動をとったのかを正確に把握することが難しい。そのため、融資を受けた企業が返済努力や本来取るべき行動を取らず、社内改装などの利益を生まない設備投資に資金を投入するといった、自社の利益のみを優先する行動を行い、銀行に対してはそれを事業の失敗と報告する。他にも、銀行にとって望ましくないハイリスクハイリターンな投資を行い、その投資が失敗に終わる可能性がある。どちらのパターンにおいても、銀行にとっては返済の可能性を低下させる行為であり、銀行の収益を低下させる要因となる。よって貸出を行った企業に対して、銀行は企業の行動を監視し、少しでもリスクを軽減するためにモニタリングを行う。その際、銀行が実施するモニタリングにはコストが発生する。銀行はモニタリングによるコストを、貸出で得ることのできる利潤が上回らなければ、融資を実行しない。中小企業向け貸出市場の効率性の向上には、これらの情報の非対称性に伴う問題の緩和が必要不可欠である。

そこで次節以降では、この中小企業向け貸出市場において存在する情報の非対称性を緩

和し、中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるための融資手法について研究する。

第3節 スコアリングの概要

第1項 スコアリングについて

前節で述べた、中小企業向け貸出市場に存在する情報の非対称性を緩和する融資手法として期待されたのがスコアリングである。スコアリングを利用した融資は、1990年代にアメリカの大手銀行による中小企業向け融資の中心的手法として定着したものである。日本では1998年12月から東京都民銀行が取扱いを開始して以降、大手銀行や地方銀行に導入され急速に浸透した。本稿ではスコアリングを益田・小野（2005）に基づき「信用リスクと関係が深いと考えられる諸変数（企業属性、財務状況など）を説明変数とする計量モデルによりスコア（評点）を算出して、これをもとに融資実行の可否や融資条件を決定する融資手法」として定義する。

第2項 スコアリングの特徴

中小企業庁（2005）が述べているスコアリングの特徴をまとめると以下ようになる。

- ①母集団となるデータから統計的に算出した倒産確率等によって融資審査を行う。
- ②貸出案件毎にリスクを管理するのではなく、大数の法則に基づき貸出債権をポートフォリオ全体でリスク管理をする。
- ③ 短期間で融資審査を行う。
- ④ 審査の多くの部分が自動化されるため、審査コストの削減が図れる。
- ⑤貸出額に限度制限がある。

①は、倒産確率算定の正確性を確保するためには十分な量の情報が必要となるが、100万社以上の企業データを保有する大規模データベース機関を活用することでモデルを構築し、そのモデルに基づいてスコアを算定し、機械的に貸出の可否や、利率等を決定することができる。

②③④は、貸出債権をポートフォリオ全体でリスク管理をすることで、審査の多くの部分が自動化されるため、効率的な資金供給を行うことができる。

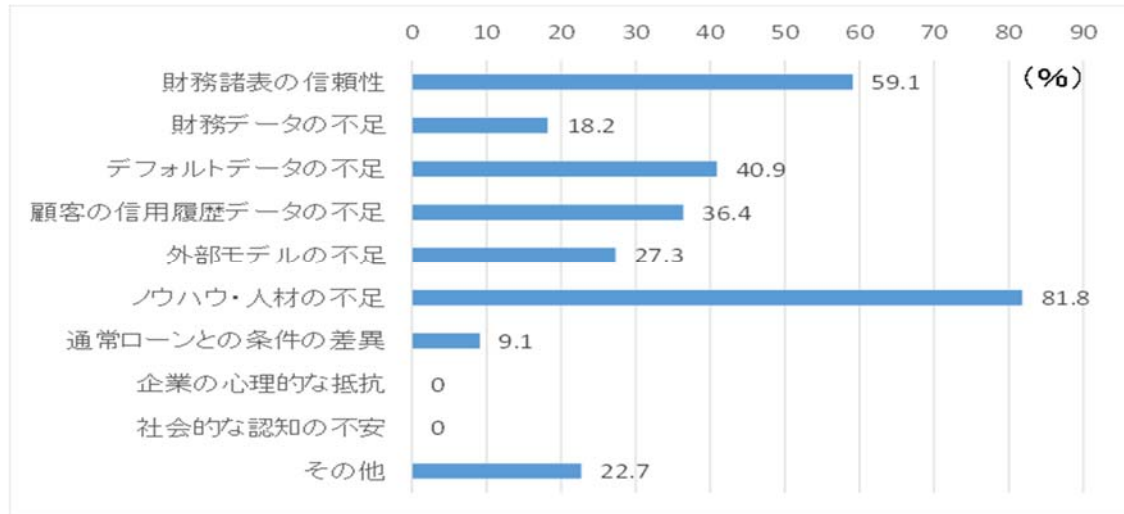
以上の特徴から、スコアリングは中小企業向け貸出市場において存在する情報の非対称性を緩和する手法として、銀行が注目していた。

第3項 スコアリングの問題点

図表 1-4 は益田・小野（2005）が実施した「クレジットスコアリングを実施するにあたっての障害」のアンケート結果を棒グラフで表したものである。このグラフによると、スコアリングの問題点として、スコアリング非実施銀行は「ノウハウ・人材の不足」の次に59%の銀行が「財務表の信頼性」を挙げた。スコアリングの問題点はデータの信頼性の欠

如から生じる問題であることがわかる。

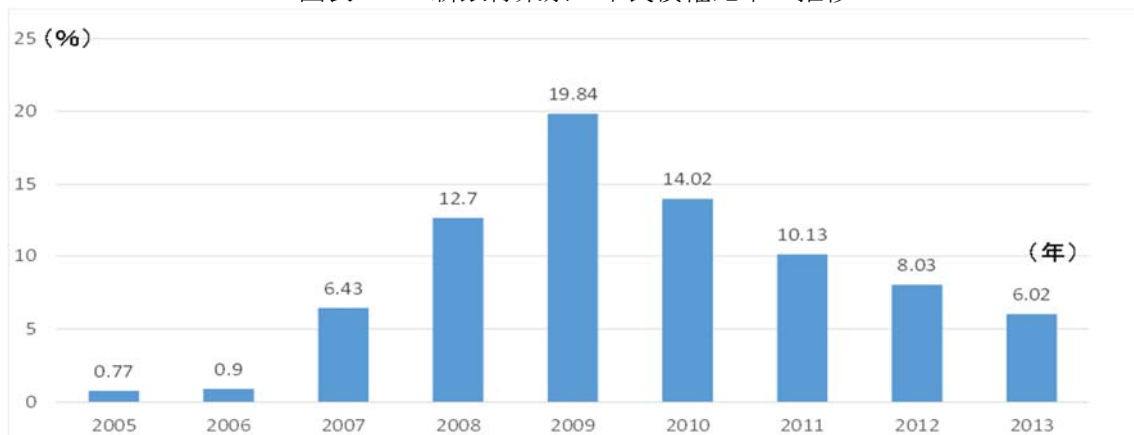
図表 1-4 非実施行におけるスコアリング実施にあたっての障害（複数回答）



出典：益田・小野（2005）「クレジットスコアリングの現状と定着に向けた課題～邦銀アンケート調査と米国での経験を踏まえて～」

次にスコアリングを実際に融資に用いた銀行である新銀行東京の事例により、スコアリングの問題点を分析する。図表 1-5 は新銀行東京の不良債権比率の推移を棒グラフで表したものである。新銀行東京の破綻の原因は多岐にわたるが、スコアリングに依存しすぎたことで巨額の不良債権を抱えたことが大きな原因であるとされている。南里・平田（2005）は、「新銀行東京が巨額の損失を抱えた主な要因は、スコアリングのみに依存した審査を行い、改ざんされた財務諸表からも融資を行ったため、その多くが不良債権化したことである。」と述べている。では、なぜ新銀行東京はスコアリングに依存した融資を行ったのか。新銀行東京の当初の設立目的は、「貸し渋り」や「貸しはがし」問題によって資金調達に支障をきたしている多くの中小企業を救済することであった。そのため、新銀行東京は一社当たりにかかる審査時間が短く、企業から提出された財務諸表から貸出を行うスコアリングに依存した融資を行っていた。新銀行東京の潜在的な融資先は他の銀行から融資を断られた企業が多く、その中には融資を受けるために財務諸表を改ざんしている企業も存在した。そして、新銀行東京から融資を受けた企業は、自社の利益を追求し、リスクの高い投資を続けた。新銀行東京も、期中管理を怠ったことで結果としてモラルハザードが発生してしまった。このことから実施行・非実施行においてもスコアリングの問題点は財務諸表などのデータの正確性によるものであることがわかる。

図表 1-5 新銀行東京の不良債権比率の推移



出典：東京きらぼしフィナンシャルグループ HP

第4節 AI 審査の概要

藤野（2017）では「2000年代前半から中盤にかけて多くの銀行が決算書類を基に行ったスコアリングも基本的にはAI審査と同様の考え方でモデルが構築された。」と記述されている。そこで本稿ではスコアリングとAI審査が類似する融資手法として位置付ける。

第1項 AI について

第一回フィンテックフォーラムにおいて日銀の黒田総裁が「情報技術やAI（人工知能）などの進歩は、これらの活動全般に影響を及ぼしうる。」と発言していることや、みずほフィナンシャルグループが2016年9月にAIを用いた融資を行うことを発表していることからわかるように、現在銀行業務におけるAI導入への注目度が高まっている。

第2項 AI 審査について

前項で、銀行業務におけるAI導入の注目度の高まりを示したが、AIと銀行業務の関係について、経済産業省が開催するFINTECH研究会議³で、「ビッグデータやAIを活用して危険選択が高度化することでより多くの消費者に対してサービスを提供できる可能性がある。」と発言している。

そこで、本稿では銀行が導入するAI審査が中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるのではないかと考えた。

³ 産業・金融・IT融合に関する研究会（FinTech研究会）発言集

http://www.meti.go.jp/committee/kenkyukai/sansei/fintech/pdf/001_hatsugen.pdf#search=FINTECH%E7%A0%94%E7%A9%B6%E4%BC%9A+AI%E5%AF%A9%E6%9F%BB

第3項 AI 審査の仕組み

本稿では、AI 審査を藤野（2017）に基づき「決済情報などを大量に集めて、AI を用いて大量の変数を計算し、収益を最大化するのに最適な貸出金利などを出力するモデル」として定義する。

藤野（2017）の AI による中小企業向け融資の審査についてまとめると以下のようなプロセスになる。

- ①企業が銀行に融資を申請
- ②企業が融資申請の際に財務諸表を銀行に提出
- ③生存企業と倒産企業の両方のデータ（決算書など）を大量に集めて、AI を用いて大量のパラメータを計算
- ④その結果に基づいて前者と後方で異なる特徴を発見することで、倒産確率が高い企業群と低い企業群を識別
- ⑤それをもとに融資を申請した企業の倒産確率を計算
- ⑥⑤の計算結果より融資決定

③におけるデータは、CRD⁴に蓄積されているデータのことを指す。

第4項 AI 審査の優位性

AI 審査を導入することによる優位性は以下の3つが挙げられる。

- ①審査の効率性の向上
- ②貸出金利の適正化（逆選択の緩和）
- ③定性情報を扱うことによる審査の正確性の向上（モラルハザードの抑制）

①は、審査の多くの部分が自動化されることにより、一社当たりにかかる審査時間の短縮やコスト削減により効率的な資金供給が可能になる。

②は、AI が財務情報から得られる定量情報以外の情報である定性情報を活用することで、リスクに見合った貸出金利を設定することである。これにより、これまで貸出金利をリスクの大きさにより十分に差別化ができなかったために、融資が行われなかった企業に対しても融資が行えるようになる。

③は、スコアリングでは用いられなかった定量情報以外の情報である定性情報を審査に用いることで、精度の向上が可能となる。そして、スコアリングの問題点である不良債権を増加させるリスクを軽減し、モラルハザードの抑制が期待される。

⁴CRD に蓄積されているデータ（2018 年 3 月末時点。単位：千件）は、法人債務者数 2,402 うち、デフォルトデータ 372、法人決算書数 19,023 うちデフォルトデータ 2,692 である。
（CRD 協会：http://www.crd-office.net/CRD/structure/data_chiku.html）

第5項 AI 審査の問題点

AI 審査は定性情報を用いた融資を行うことができるようになり、スコアリングよりも正確な融資が行えるようになることが期待される。しかし、定性情報は様々な意味で定義され、統一的な定義は存在しない。本稿における定性情報は、小倉・内田（2008）「中小企業向け融資では、経営者の能力、事業意欲、従業員の士気、技能など定性的な情報は組織の中ですら検証可能な形で伝達することが難しい。」より、検証不可能で数値化できないデータと定義する。他に挙げられる定性情報の定義として、財務情報から得られる定量情報以外の情報を定性情報と定義するケース、および財務情報から得られない数量化が困難な情報（いわゆるソフトインフォメーション）と定義するケースがあると考えられる。実際に審査をするのに用いられる CRD などのデータベースに存在する定性情報とは、不動産の有無、後継者の有無、代表者の生年など、数値により検証可能なものであり、前者の定性情報の定義に即したものである。しかし、中小企業の審査において、企業の将来性、数字に表れない企業の強み、経営者の素質、企業の評判といった、後者の数量化が困難な情報が重要となる。実際、Berger and Udell(2006)等の多くの先行研究は、財務情報が完全ではない中小企業において、後者の意味での定性情報（ソフトインフォメーション）が重要であることを述べている。本稿は、定性情報を後者の定義に即しており現状の AI 審査では、定性情報を用いることができないと考えられる。AI 審査が定性情報を用いた融資が行えないのであれば、定量情報を用いる融資手法であるスコアリングと同じ融資手法になり得る。過去に、スコアリングに依存した融資を行い、不良債権を大量に抱えた新銀行東京の例を踏まえると、AI に依存した融資を行うことで不良債権を抱える可能性がある。

第5節 リレバンの概要

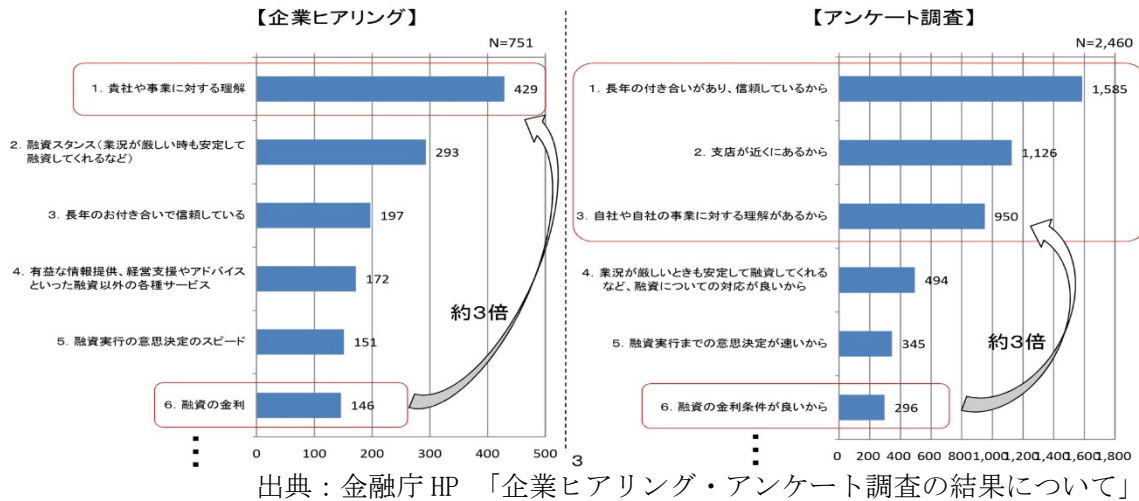
第1項 現在の企業が求める銀行

前述した通り、スコアリングや AI 審査は情報の非対称性を緩和する手法となり得る。しかし、定性情報が反映することが難しいという問題を解決できていない。小倉・内田（2008）では、定性情報は主にリレバンにより、銀行が獲得することが述べられている。本稿では、AI 審査と対極のビジネスモデルである、リレバンについて述べていく。

図表 1-6 は金融庁が実施した「企業がメインバンクを選択している理由」についての企業ヒアリングとアンケート調査の結果を棒グラフで表したものである。このグラフによると企業ヒアリングでは、企業が銀行と取引をしている理由として、「貴社や事業に対する理解」、「融資スタンス（業況が厳しい時も安定して融資してくれるなど）」、「長年のお付き合いで信頼している」などの、企業が銀行に対して長期的な関係を求めているような回答が過半数以上を占めている。続いてアンケート調査では、企業が銀行と取引をしている理由として、「長年の付き合いがあり信頼しているから」、「支店が近くにあるから」、「自社や自社の事業に対する理解があるから」など、こちらも長期的な関係を求めているような回答が過半数以上を占めている。これらのことから、企業は銀行に対して事業理解などの長期的な関係を求めている。そのため次項では、長期的な関係による融資手法であるリレバンについて研究する。

図表 1-6 企業がメインバンクを選択している理由（複数回答）

Q メインバンクを選択している理由は何ですか（複数回答可）。



第2項 リレバンについて

前項でも述べたように、企業は銀行に対して長期的な関係を求めている。長期的な関係による融資手法としてリレバンが存在する。また、リレバンはスコアリングに並び中小企業向け貸出市場において存在する情報の非対称性を緩和する手法として期待されている。2002年10月に公表された金融庁「金融再生プログラム」において地域銀行の不良債権処理については、多面的な尺度からリレバンの在り方を検討することが明記された。またそれから2003年3月に金融庁「リレーションシップバンキングの機能強化に向けて」と題する報告書が作られ、その報告書の提言を踏まえて2003年3月に金融庁「リレーションシップバンキングの機能強化に関するアクションプログラム」においてリレバンの機能強化のために地域銀行が取り組む具体的な項目等が打ち出された。

本稿ではリレバンを Boot (2000) に基づき、同一顧客との時間にわたる複数回の取引および/あるいは金融サービスを通して、顧客の投資プロジェクトの収益性を評価する金融機関による、金融サービスの提供、と定義する。

第3項 リレバンの特徴

本稿で定義したリレバンの特徴をまとめると以下のようになる。

- ①貸し手銀行は、長期の取引関係の中で財務情報から得られない数量化が困難な定性情報を蓄積し、情報の非対称性を緩和する。
- ②借り手企業において、業況の悪化時にも銀行との長年の取引関係により、資金調達面でリスクが軽減される。

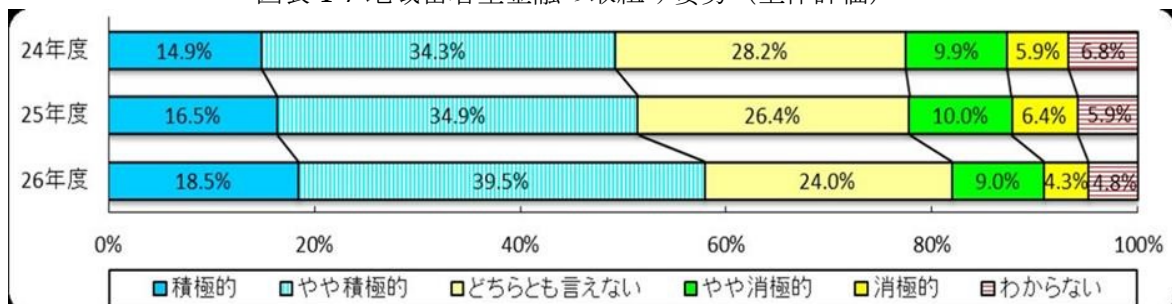
①②ともに銀行が企業と長期の取引関係の中で、財務情報から得られない数量化が困難な定性情報を蓄積することで得られる利点である。

第4項 リレバンの問題点

図表 1-7, 8, 9 は金融庁が実施した「地域金融機関の地域密着型金融の取組み等に対する利用者等の評価に関するアンケート調査」の結果をそれぞれ棒グラフで表したものである。

図表 1-7 の地域密着型金融の取組み姿勢（全体評価）に関する質問では、2012 年度（24 年度）から 2013 年度（25 年度）で、5 割程度の利用者が銀行の取組みに対して積極的と感じていない。2014 年度（26 年度）では積極的と感じる企業が増加しているが、6 割程度にとどまり全体のおよそ 5 割程度の利用者が、銀行がリレバンを積極的に取り組めていないと感じている。

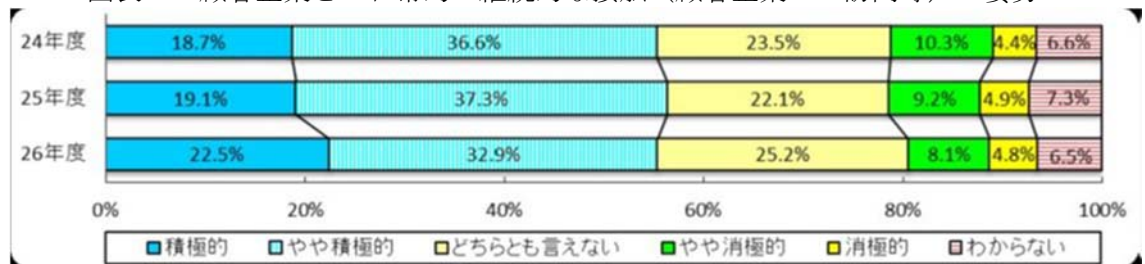
図表 1-7 地域密着型金融の取組み姿勢（全体評価）



出典：金融庁 HP「地域金融機関の地域密着型金融の取組み等に対する利用者等の評価に関するアンケート調査結果等の概要」

また、図表 1-8 の顧客企業との日常的・継続的な接触（顧客企業への訪問等）の姿勢に関する質問では、2012 年度（24 年度）から 2014 年度（26 年度）にかけて、積極的とやや積極的と回答したものを合わせても、全体の 5 割程度しかおらず、残りは長期的な関係を築くことができていないと感じている。

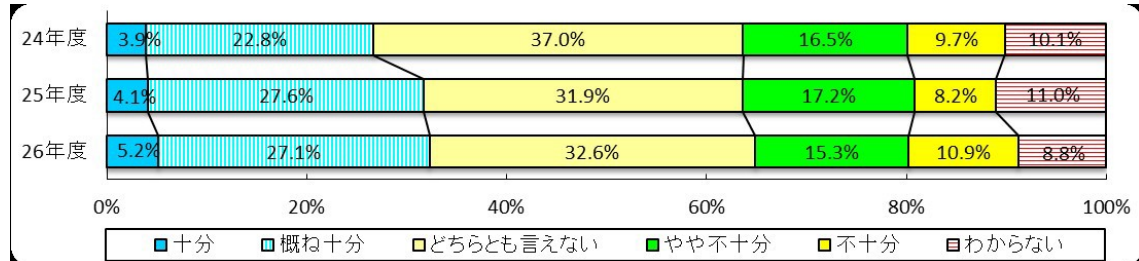
図表 1-8 顧客企業との日常的・継続的な接触（顧客企業への訪問等）の姿勢



図表 1-9 の目利き能力を発揮し、顧客企業の事業性を評価する能力に関する質問では、全体の 3 割程度しか企業が求めているものに答えられていない。長期的な関係が、企業と銀行間で形成されている場合、この事業性を評価する能力については、高い割合で企業が十分と回答するはずである。つまり、企業が求める長期的な関係を築く融資手法であるリ

レバンを銀行が十分に活用できていないと考えられる。企業にとって、リレバンは求めている融資手法であるが、その恩恵を完全に受けていると感じている企業がわずかであるという点から、リレバンは十分な効果を発揮できているとはいえない。

図表 1-9 目利き能力を発揮し、顧客企業の事業性を評価する能力



第2章 問題意識

第一章でも述べたように、中小企業向け貸出市場における問題点として、企業が資金を効率的に調達することが難しいという点が挙げられる。その原因として考えられるのは、スティグリッツや中小企業庁が指摘している情報の非対称性である。この情報の非対称性を緩和する融資手法の一つとしてスコアリングが挙げられる。スコアリングとは、大規模な企業情報のデータベース等を活用することでモデルを構築し、そのモデルに基づいてスコアを算定し、機械的に貸出の可否や、利率等を決定することができる融資手法である。現状分析でも述べたように、審査の効率性の向上、情報の非対称性の緩和が期待される。しかし、スコアリングにはデータ不足から生じる問題がある。その具体例として過去にスコアリングに過度に依存して、巨額の損失を発生させた新銀行東京が挙げられる。

本稿では、AI 審査に類似する融資手法としてスコアリングを挙げた。AI 審査の優位性には、審査の効率性の向上、貸出金利適正化(逆選択の緩和)、定性情報を扱うことによる審査の正確性の向上(モラルハザードの抑制)がある。AI 審査が用いることができる定性情報は、本稿の定性情報の定義である「数値化できない情報」とは異なる。そのため、結果として定量情報を用いるスコアリングと差異がないと考える。新銀行東京の事例を踏まえると AI 審査に過度に依存した融資は不良債権を抱える要因となり得る。また、金融庁が行ったアンケートによると企業は融資に対する効率よりも、事業理解などの長期的な関係を求めていることがわかる。

企業が求める長期的な関係を築くことができる融資手法としてリレバンが挙げられる。リレバンは銀行が企業の定性情報を獲得しやすいといった利点があるが、銀行側の審査コストの増大や、企業側の多くが長期的な関係を築くことができていないと感じている点を踏まえると、現状ではリレバンの効果を十分に発揮できていないとはいえない。

前述したような現状を踏まえ本稿では、AI 審査が中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるのかを問題意識として分析をし、政策提言を行う。

第 3 章

先行研究及び本稿の位置づけ

第 1 節 研究内容

AI 審査については未だ発展途上の技術のため、AI 審査について詳しく分析された研究が多くない。そのため本稿では AI 審査と類似している融資方法として位置付けたスコアリングについて研究している論文を AI 審査についての主要な先行研究として挙げる。

本稿では AI 審査に関する主な先行研究として、スコアリング貸出の収益性（平田・蓮見 2011）、スコアリング貸出の課題 新銀行東京を例に（南里・平田 2009）を挙げる。加えてリレーションシップバンキングに関する先行研究として、リレーションシップバンキングが中小企業の業績に与える効果（藤沼・藤田 2016）の 3 稿を挙げる。

平田・蓮見（2011）では、銀行の貸出行動をモデル化し、市場に実際に活用されたスコアリングモデルを利用して貸出シミュレーションを行った。そこからスコアリングが収益性のあるビジネスモデルとして機能していくための必要条件を明らかにしている。分析から、スコアリングはモデル自体の精度は高いものの、中小企業のデータの質の低さや、定性情報の活用が困難なために審査の精度を下げると記述している。その対策として、企業への事前面談やモニタリングが有効であるとし、より多くの定性情報を貸出判断に取り込むことが重要であるとしている。ここから AI 審査についても中小企業データや定性情報の活用が重要であると推測される。南里・平田（2009）ではスコアリングに過度に依存したため、巨額の不良債権を抱えた新銀行東京を例に、スコアリングが失敗した理由を分析している。その原因として、スコアリングへの過度な依存、スコアリングに利用可能な情報が限定的であることを挙げている。そのためオーナー面談、融資先訪問等の人的な手間をかけて、ソフト情報的な要素を活用することが必要であるとしている。しかし、実際には新銀行東京がそれらの活用を怠っていたと考えられる実情が多々あったとされている。その実例として当時の国会議員が都議を通じ、口利きをした融資で、粉飾された決算書を使って新銀行東京から融資を引き出したとの新聞報道（読売新聞 2008 年 10 月 18 日）を挙げている。これら 2 つの先行研究から、スコアリングモデルに取り込むデータの質の正確性の確保、定性情報（ソフト情報）の有効活用が重要であることが示された。藤沼・藤田（2016）では、銀行とのリレーションシップの構築が中小企業の業績にどのような効果を与えているのかについて分析している。具体的には 10 年間の、企業から銀行への相談頻度の変化をリレーションシップの強さを示す指標と捉え、業績の傾向との関係を探っている。分析によると、1 年目から銀行を除く外部支援機関の多くに経営の相談を行っていた企業ほど、10 年目にかけて銀行への相談頻度が高まっているという傾向が確認された。つまりこの 10 年の間に、企業からみた銀行の位置付けが変化し、単なる資金供給元ではなく経営課題の相談先としての存在感が高まってきていることを示唆している。さらに、この 10 年の間に銀行への相談頻度が高まった企業はそうでない企業に比べて、業績の傾向が良好にあるということがわかった。これらのことからリレーションシップの構築は企

業にメリットをもたらすとし、特に中小企業の業績を立て直すうえで、銀行の果たす役割は大きいと述べている。こうした事実を銀行、中小企業双方が認識し、今後ますますリレーションシップを深化させていくことが期待されると結論づけている。このことから中小企業向け貸出市場においては、長期関係の構築からもたらされる定性情報が重要であることがわかった。

第2節 本稿の位置づけ

前述したように先行研究では、AI 審査に関する分析を行っていない。そこで本稿ではパネルデータ分析やプロビット分析、イベントスタディを用いて AI 審査についての分析を行う。また、AI 審査と類似している融資手法であるスコアリングがどのような影響を与えているか、定量的に分析を行う。このことから、AI 審査のニーズ、AI 審査導入後に予想される銀行への影響を定量的に明らかにする。そして、分析により定量的に示された AI 審査の特徴をもとに、現状分析から推測した AI 審査の特徴と比較する。そこで本稿では、中小企業向け貸出市場の効率性の向上を目指し、AI 審査についての政策提言を行う。この点を本稿の独自性とする。

第4章 実証分析

第1節 AI 審査は銀行の企業価値を向上させるのか？

第1項 仮説

AI 審査を用いることが銀行の企業価値向上にプラスの影響を与えているのかを検証する。中小企業向け貸出市場において、情報の非対称性に伴う問題が存在し、貸出水準が過小になっている可能性がある。AI 審査が情報の非対称性を緩和し、銀行の経営状況を向上させるのであれば、AI 審査を導入する銀行の企業価値が上昇するはずである。仮にプラスの影響を与えるのであれば、銀行の株価や以下で示す企業価値を表す変数であるTobin's Qが上昇しているはずである。現状分析で述べたように企業が求めているものが事業理解や長期的な関係であるならば、AI 審査はニーズがないのではないかと考えられる。また、情報の非対称性が緩和できるのか懐疑的であり、銀行の経営状況を向上させることができないのであれば、株価やTobin's Qに対してAI 審査導入は有意な影響を与えていないと予想される。

第2項 イベントスタディによる分析

イベントスタディを用いて銀行がAI 審査を導入することで企業価値にどう影響を与えるかを試験的に行う。

・イベントスタディとは

特定のイベント（収益予想、株式公開など）が、企業価値に影響を及ぼしているかどうかを検証するための統計的手法である。あるイベントが企業価値に影響しているのであれば、株価が変動すると考えられる。イベントスタディを用いることで、株価を観察し企業価値への影響を明らかにする。

この分析で使用する株式市場の参加者は、様々な情報を織り込んで行動しており、株価はそれを反映し変動する。そのため、特定のイベントが起きた一つの企業を取り上げて検証するだけでは、株価の変動が本当にそのイベントによる影響であるのか不確実である。そこでイベントスタディでは、一つの企業だけでなく同じイベントを経験した複数の企業を検証することで、その不確実性を排除する。そのための手順は以下の通りである。

- ①イベントとそのイベントが株価に影響を与えるだろう期間を定義する。
- ②サンプルにどのような企業を含めるか決める。
- ③反事実（イベントが発生しなかった場合の株価）を構築するためのモデルを決める。
- ④③のモデルを、推定データを使って推定する。
- ⑤推定結果を利用して仮説検定する。

①では、どのようなイベントの影響を測定するかの定義が重要である。ここでは企業価

値に影響を与えそうなイベントを利用し、株価への影響を考えイベントウィンドウを設定する。情報が完全な市場であるという前提に立てばイベントウィンドウは情報が公表された 1 日だけでよいが、通常の場合、情報の伝達速度にばらつきがある。そのためイベント日はイベント発生前後の数日間に設定した方がよい。本稿では事前に情報が伝達した可能性は考慮せず、イベント事後どのように株価が変化したのかを分析する。

②では、反事実を構築するためのモデルを決める。イベントスタディでは反事実（イベントが発生しなかった場合の株価）のことを正常リターンといい、反事実と現実の株価（イベント発生時の株価）との差分のことを異常リターンという。使用するモデルはマーケットモデルが多く、このモデルは株価がマーケットインデックスに比例して変化する部分とその他の部分で構成される。具体的に推定するモデルは以下の通りである。

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{m,t} + \varepsilon_{i,t} \{1\}$$

t は日目を表し、本論文ではイベント日を $t=0$ とすると $t=-5 \sim -104$ とする。つまり、イベントの 5 日から 100 日前のデータを利用し、反事実を推定する。 i は企業を表す添字である。 $R_{i,t}$ は企業 i の株価の t 時点のリターンであり、本論文では株価収益率

$\{t \text{ 時点の株価} - (t-1) \text{ 時点の株価}\} / (t-1) \text{ 時点の株価}$ を用いる。 $R_{m,t}$ は t 時点のマーケットインデックスであり、本論文では TOPIX の収益率

$\{t \text{ 時点の TOPIX} - (t-1) \text{ 時点の TOPIX}\} / (t-1) \text{ 時点の TOPIX}$ を用いる。 $\varepsilon_{i,t}$ は平均が 0、分散が σ の誤差項である。以上のモデルにより反事実を構築する。

③では、イベントウィンドウよりも前の期間の株価を使って②のモデル {1} を推定し、イベントウィンドウの間の株価を予測する。具体的には、{1} 式を全ての企業 i について α_i 、 β_i を推定し、得られた推定 ($\hat{\alpha}_i$ 、 $\hat{\beta}_i$) を用いて TOPIX のデータを代入する。求められた株価収益率の予測値 $\widehat{R_{i,t}}$ がイベントの影響を受けなかった反事実である。モデルの推定に使う期間を推定ウィンドウと呼び、イベントウィンドウより前の期間を採用するのが通常である。前述した通り本論文のイベントウィンドウはイベントの 5 日前から 100 日間である。

④では、①から③により推定された値を用いて異常リターンを算出し仮説検定を行う。具体的には α_i 、 β_i を推定値 ($\hat{\alpha}_i$ 、 $\hat{\beta}_i$) に用いて異常リターン ($\widehat{\varepsilon}_{i,t}$) を下記の {2} 式の通り算出する。

$$\widehat{\varepsilon}_{i,t} = R_{i,t} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_i R_{m,t} \{2\}$$

イベントスタディの注目点は、「当該イベントは企業価値に影響を与えたか」である。この仮説検定に対する帰無仮説は、「当該イベントは株価に影響を与えていない」となる。この帰無仮説が棄却できれば、異常リターンの平均が 0 とはいえない。つまり、当該イベントが企業価値に影響を与えたといえ、棄却できなければ影響の有無はわからない、ということになる。

・イベントの説明

本稿では、イベント日を 2016 年 9 月 14 日と設定した。これは、日経電子版の記事からみずほフィナンシャルグループによる AI 審査導入の公表が行われた日付である。記事の内容には、AI を活用した潜在需要の掘り起こしやコスト削減が記述されている。つまり、AI

審査導入は銀行にとってプラスの影響が発生すると考えられる。

・ サンプルの説明

本稿で対象とする銀行は、みずほフィナンシャルグループである。これは、AI 審査を導入している銀行が、現在みずほフィナンシャルグループに限られているためである。使用するデータは、イベントから 104 営業日前以降の TOPIX(東証株価指数)と日経 Financial Quest から入手したみずほフィナンシャルグループの株価である。

・ 分析の結果

表 4-1 イベントスタディによる分析結果

イベント日	異常(アブノーマル)リターン
1	-0.0051078
2	0.0071956
3	-0.0008631
4	0.0367618
5	-0.0017817
6	-0.0232203
7	-0.0239115
8	-0.0049747
9	-0.0054541
10	-0.0069659

*, **, ***はそれぞれ有意水準10%, 5%, 1%で帰無仮説を忘却し、統計的に有意であることを示す

イベント日=0をイベント発生当日とし、以降10日間の異常リターンを表している。イベント当日の異常リターンはマイナス、1日目はプラス、2日目はマイナス、3日目はプラスと振れ幅が大きいことがわかる。これは、AI 審査導入の公表は、株価に対して、プラスとマイナスの影響どちらも与えているということになり、市場はAI 審査導入に対して価値は見出さなかったことになる。つまり、AI 審査導入は銀行の経営状況を向上させず、情報の非対称性の緩和に寄与していないと推測する。

第3項 Tobin' s Q を用いたパネルデータ分析

・ 推定式

イベントスタディによる分析はみずほフィナンシャルグループのみを対象としており、特殊なケースである可能性がある。本稿ではより広範に AI 審査の影響を分析するため、企

業価値 (Tobin' Q) を用いた分析を行う。分析する式は下記の通りである。

$$Tobin's Q_i = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{審査ダミー}_i + \alpha_2 X_i + \varepsilon_i \quad \{3\}$$

i は銀行を表す添え字である。 $\varepsilon_{i,t}$ は標準正規分布に従う誤差項である。被説明変数として採用した $Tobin's Q_i$ は企業価値を表す変数であり、(発行済み株式総数×株価＋負債総額)／簿価の資産合計と定義される。 X_i に 2016 年のデータを採用している場合は $Tobin's Q_i$ を 2017 年のデータとして採用し、2015 年のデータを利用している場合は $Tobin's Q_i$ を 2016 年のデータとして採用した。

説明変数は AI 審査ダミーを採用した。AI 審査ダミーとは、銀行が AI 審査を導入している、または導入を予定している、または前向きに検討している場合を興味があると定義し 1 とする。上記以外の場合を 0 としたダミー変数である。興味があるという定義は以下のとおりである。日経 NEED Financial QUEST に記載されている全国の都市銀行、信託銀行、地方銀行を対象とし、日経テレコンの検索ページで「〇〇銀行 AI」と検索し、記載された記事がある場合、銀行を興味がある (AI 審査導入等に消極的な記事の場合は除外) と定義した。

コントロール変数 X_i には、銀行の貸出金合計に占めるリスク管理債権の割合である不良債権比率 (リスク管理債権/貸出金)、銀行の貸出金合計のなかで中小企業に対する貸出金の割合がどれぐらいかを示している中小企業向け貸出比率 (対中小企業貸出金額/貸出金合計)、貸出金増加率 [(t 年貸出金 - t-1 年貸出金) / t-1 年貸出金]、銀行が本業である融資等で得た利益である業務純益率 (業務純益/資産合計)、株主資本を負債および純資産の合計を除いたものである自己資本比率 (株主資本/負債および純資産の合計)、貸出金合計金額を預金と譲渡性預金の合計金額で除いた預貸率 (貸出金/預金＋譲渡性預金)、銀行の負債及び純資産の合計を対数変換した対数変換後資産合計が含まれる。本稿では 2015 年及び 2016 年のデータを説明変数として利用した。

・使用するデータの説明

今回分析に用いたデータは株式会社日本経済新聞デジタルメディアが提供するオンラインデータベースの「日経 NEEDS Financial QUEST」及び全国銀行協会のホームページ「全国銀行財務諸表分析」から取得した。分析対象は都市銀行、地方銀行、第二地方銀行、信託銀行の各銀行である。また以降で行う分析でも同じデータを用いる。

・符号条件の説明

仮に銀行が AI 審査を用いることにより、企業価値の向上が期待されるのであれば、統計的にプラスの有意になる。逆に期待されない場合は統計的にマイナスの有意になる。もしくは、プラスとマイナスのどちらにも有意にならない。

・基本統計量

表 4-2 基本統計量

変数	観測数	平均値	標準偏差	最低値	最大値
AI審査ダミー	87	0.3563	0.4817	0.0000	1.0000
不良債権比率	87	0.0226	0.0090	0.0030	0.0612
中小企業向け貸出比率	87	0.7095	0.1254	0.3911	0.9358
業務純益率	87	0.0039	0.0014	0.0010	0.0102
自己資本比率	87	11.0633	2.8726	6.5300	21.0800
貸出金増加率	87	0.0301	0.0255	-0.0955	0.0991
預貸率	87	0.7217	0.0851	0.5302	0.9435
対数変換後資産合計	87	15.1263	1.2197	12.4976	19.1138
Tobin's Q (2017)	52	0.9714	0.0123	0.9450	1.0157
Tobin's Q (2016)	51	0.96677	0.011852	0.94353	1.014379

各変数の基本統計量は表 4-2 の通りである。各変数の最大値、最小値の値を見ると、大きく外れた値は観察されないため、ここでは外れ値の問題は特に重要ではないと考える。また表 4-2 の各変数は第 2 節の分析でも同じものを用いる。

・分析結果

表 4-3 パネルデータによる分析結果

	(1)	(2)
	Tobin' s Q (2017)	Tobin' s Q (2016)
不良債権比率	-0.75191 (0.1946)	-0.28771 (0.1913)
中小企業向け貸出比率	-0.03910** (0.0179)	-0.05648*** (0.0189)
業務純益率	2.03326 (1.2825)	2.85320** (1.3903)
自己資本比率	-0.00259*** (0.0007)	-0.00219*** (0.0008)
貸出金増加率	-0.07072 (0.0628)	0.03446 (0.0732)
預貸率	0.00212 (0.0223)	0.03553 (0.0214)
対数変換後資産合計	(0.0021) (0.0024)	(0.0003) (0.0024)
AI審査ダミー	(0.00049) -0.00341	-0.00651* -0.00352
観測数	52.0000	51.0000
決定係数	0.49	0.4
係数 () はロバストな標準誤差を示している		

*, **, ***はそれぞれ有意水準10%, 5%, 1%で帰無仮説を棄却し、統計的に有意であることを示す

推定式{3}を用いて分析した結果が表 4-3 である。AI 審査ダミーの係数は (2) の Tobin' s Q (2016) の説明変数を利用した場合、マイナスであり、統計学的に 10% の水準で有意にゼロと異なる。この結果は、AI 審査を導入すると発表している銀行の企業価値は低下していることを意味する。また、(1) の Tobin' s Q (2017) の説明変数を利用した場

合においても、AI 審査ダミーの係数はマイナスである。しかし、統計的に有意な結果を得ることができなかった。この結果は AI 審査を導入すると公表している銀行の企業価値は低下していることを意味するが、結果は頑健ではない。しかし、係数がプラスであることは支持されないため、推定結果から AI 審査の導入が企業価値を上昇させることは期待できないといえる。

第 2 節 どのような銀行が AI 審査の導入を公表しているか？

第 1 項 仮説

AI 審査を導入している銀行と導入予定の銀行数は全銀行数に対して多いとはいえない。このことから、AI 審査導入可否に何らかの共通点が存在すると予想される。本節ではプロビット分析を用いて、どのような銀行が AI 審査導入に対して積極的であるのかを分析する。

第 2 項 AI 審査ダミーを用いたプロビット分析

・推定式

分析する式は下記の通りである。

$$p(\text{AI 審査ダミー}_i) = f(\beta_0 + \beta_1 \text{不良債権比率}_i + \beta_2 \text{中企業向け貸出比率}_i + \beta_3 \text{業務純益率}_i + \beta_4 \text{自己資本比率}_i + \beta_5 \text{貸出金増加率}_i + \beta_6 \text{預貸率}_i + \beta_7 \text{対数資産返還後資産合計}_i) \quad \{4\}$$

i は銀行を表す添え字である。推定にはプロビットモデルを用いた。被説明変数として AI 審査ダミーを採用した。AI 審査ダミーとは、銀行が AI 審査を導入している、または導入を予定している、または前向きに検討している場合を興味があると定義し 1 とする。上記以外の場合を 0 としたダミー変数である。定義は前項と同様である。

説明変数に銀行の不良債権比率、中小企業向け貸出比率、業務純益率、自己資本比率、預貸率、対数変換後資産合計、金融機関の貸出金の前年度の差を表している貸出金増加率を採用した。

・符号条件の説明

銀行が AI 審査を導入可否に共通項があるのであれば、説明変数に用いたものが何かしらの影響を与え、統計的にプラスまたはマイナスの有意が得られるはずである。どの説明変数が有意な結果が得られるか分析する。

・分析結果

表 4-4 プロビット分析による分析結果

(1)	
変数	AI審査ダミー
不良債権比率	17.33515 (24.8970)
中小企業向け貸出比率	0.20713 (1.7898)
業務純益率	-225.82137 (145.9379)
自己資本比率	0.0307 (0.0774)
貸出金増加率	-13.87978** (6.8452)
預貸率	1.30129 (2.2843)
対数変換後資産合計	0.74767*** (0.2343)
観測数	87
決定係数	
係数 () はロバストな標準誤差を示している	

*, **, ***はそれぞれ有意水準10%, 5%, 1%で帰無仮説を棄却し、統計的に有意であることを示す

推定式{4}を用いて分析した結果が表 4-4 である。分析結果 (1) の対数変換後、資産合計の係数がプラスであり、統計的に 1%水準で有意である。この結果から推測されることは、AI 審査は規模の経済性を有するため、大規模な銀行が AI 審査導入に対して積極的であるということである。また、(1) の貸出金増加率の係数がマイナスであり、統計的に 5%で有意である。これは AI 審査を導入しようとする銀行は貸出金が減少しており、打開策として AI 審査を導入しようとしている可能性がある。

第3節 スコアリングを活用することで銀行は悪影響を受けるのではないか？

第1項 仮説

粉飾が原因となり、スコアリングが本来の効果を発揮できないのであれば、スコアリングを導入している銀行に何かしらの悪影響を与えていると考える。悪影響が顕著に表れるのであれば不良債権比率が増加し、さらに業務純利益が減少すると予想される。また貸出金や中小企業向け貸出を増加させることはできないと予想される。

第2項 貸出金増加率と中小企業向け貸出変化率と業務純益率と不良債権比率を用いたパネルデータ分析

・ 推定式

分析する式は下期の通りである。

$$\text{貸出金増加率}_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{スコアリングダミー}_{i,t} + \gamma_2 X_{i,t} + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad \{5\}$$

$$\text{中小企業向け貸出金増加率}_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{スコアリングダミー}_{i,t} + \gamma_2 X_{i,t} + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad \{6\}$$

$$\text{業務純益率}_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{スコアリングダミー}_{i,t} + \gamma_2 X_{i,t} + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad \{7\}$$

$$\text{不良債権比率}_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{スコアリングダミー}_{i,t} + \gamma_2 X_{i,t} + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad \{8\}$$

i は銀行を表し、 t は 2007 から 2012 年であることを表す添え字である。 $\varepsilon_{i,t}$ は標準正規分布に従う誤差項である。 μ_i は銀行ごとの固定効果を表す。推定式 {5} の被説明変数として採用した貸出金増加率は $[t \text{ 年の貸出金} - t-1 \text{ 年の貸出金}] / t-1 \text{ 年の貸出金}$ と定義される。推定式 {6} の被説明変数として採用した中小企業向け貸出金増加率は $[t \text{ 年の中小企業向け貸出残高} - t-1 \text{ 年の中小企業向け貸出残高}] / t-1 \text{ 年の中小企業向け貸出残高}$ と定義される。推定式 {7} の被説明変数として採用した業務純益率は銀行が本業である融資等で得た利益を表す変数であり、 $(\text{業務純益} / \text{資産合計})$ と定義される。推定式 {8} の被説明変数として採用した不良債権比率は銀行の貸出金合計に占めるリスク管理債権の割合であり、 $(\text{リスク管理債権} / \text{貸出金})$ と定義される。

説明変数はスコアリングダミーを採用した。スコアリングダミーの定義は以下の通りである。2007 年以降に各銀行が金融庁に提出した「地域密着型金融に対する計画書」の中にスコアリングに対する取り組みが記載されていれば 1、記載されていなければ 0、計画書そのものが発見されない場合を欠損値とした。データは各銀行のホームページにアクセスし、筆者たちが独自に収集した。

推定式 {5} のコントロール変数には不良債権比率、業務純益率、株主資本を負債および純資産の合計を除いたものである自己資本比率（株主資本/負債および純資産の合計）、貸出金合計金額を預金と譲渡性預金の合計金額で除いた預貸率（貸出金/預金+譲渡性預

金)、銀行の負債及び純資産の合計を対数変換した対数変換後資産合計が含まれる。推定式 {6} のコントロール変数には不良債権比率、業務純利益、自己資本比率、預貸率、対数変換後資産合計が含まれる。推定式 {7} のコントロール変数 $X_{i,t}$ には自己資本比率、預貸率、対数変換後資産合計が含まれる。推定式 {8} のコントロール変数 $X_{i,t}$ には、業務純益率、自己資本比率、預貸率、対数変換後資産合計が含まれる。なお、すべての推定式の定義は前項の分析と同様である。

・ 符号条件の説明

推定式 {5} では、スコアリングを用いた銀行の貸出金が増加しているのであれば、統計的にプラスで有意な結果が得られるはずである。逆にスコアリングの活用が銀行の貸出金に対し、影響を与えないのであればプラスとマイナスのどちらにも有意にならない。推定式 {6} では、スコアリングを活用した銀行の中小企業向け貸出を増加させているのであれば、統計的にプラスで有意な結果が得られるはずである。逆にスコアリングの活用が中小企業向け貸出に対し、影響を与えないのであればプラスとマイナスのどちらにも有意にならない。推定式 {7} では、スコアリングを活用した銀行が業務純利益を減少させているのなら、統計的に係数がマイナスの有意な結果が得られるはずである。推定式 {8} では、スコアリングを活用した銀行のデフォルト率が増加するのであれば、不良債権比率は高まり、統計的にプラスの有意な結果が得られるはずである。

・ 基本統計量

表 4-5 基本統計量

変数	観測数	平均値	標準偏差	最低値	最大値
貸出金増加率	327	0.0087	0.2243	-0.8121	2.5222
中小企業向け貸出金増加率	326	0.0022	0.0396	-0.2523	0.2422
不良債権比率(t+1年)	327	0.0360	0.0127	0.0155	0.1562
不良債権比率	327	0.0374	0.0145	0.0101	0.1562
業務純益率	327	0.0048	0.0033	-0.0235	0.0134
自己資本比率	327	11.1680	1.8283	4.8900	17.9600
預貸率	327	0.0273	0.0112	0.0103	0.1100
対数変換後資産合計	327	14.8272	0.7468	12.7005	16.2005
スコアリングダミー	327	0.2844	0.4518	0.0000	1.0000

各変数の基本統計量は表 4-5 の通りである。前節の分析と同様に、ここでは外れ値の問題は特に重要ではないと思われる。

・分析結果

表 4-6 パネルデータ分析による分析結果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	貸出金増加率	中小企業向け貸出金増加率	業務純益率	不良債権比率
スコアリングダミー	0.04304 (0.0473)	0.00534 (0.0084)	-0.00107* (0.0006)	0.00453** (0.0018)
自己資本比率	-0.04893*** (0.0151)	0.00262 (0.0027)	0.00041** (0.0002)	-0.00213*** (0.0006)
預貸率	-26.96828*** (9.7298)	2.23739 (1.7082)	0.06575*** (0.0212)	0.47029*** (0.0655)
対数変換後資産合計	0.71371*** (0.2312)	-0.20047*** (0.0407)	-0.00726** (0.0029)	0.01810** (0.0089)
業務純益率	-4.43111 (4.3102)	-1.58992** (0.7635)		0.47010*** (0.1662)
不良債権比率	6.27865 (7.3422)	-2.57676** (1.2871)		
年次ダミー	YES	YES	YES	YES
銀行固定効果	YES	YES	YES	YES
サンプル数	327	326	327	327
金融機関数	72	72	72	72
決定係数	0.39	0.25	0.22	0.43

係数の()はロバストな標準誤差を示している

*, **, ***はそれぞれ有意水準10%, 5%, 1%で帰無仮説を棄却し、統計的に有意であることを示す

推定式 {5} {6} {7} {8} を用いて分析した結果が表 4-6 である。推定式 {5} の分析結果では、貸出金増加率に対するスコアリングダミーの係数はプラスであったが統計的に有意でなかった。つまり、スコアリングを用いても銀行の貸出金増加に寄与しているとはいえない。推定式 {6} の分析結果では中小企業向け貸出金増加率に対するスコアリングダミーの係数はプラスであったが有意でなかった。つまり、スコアリングの活用は中小企業向け貸出を増加させたとはいえない。推定式 {7} の分析結果では業務純益率に対するスコアリングダミーの係数はマイナスであり統計的に 10% の水準で有意である。つまり、スコアリングに依存した銀行の収益は低下しているといえる。推定式 {8} の分析結果では不良債権比率に対するスコアリングダミーの係数はプラスであり統計的に 5% の水準で有意である。つまり、スコアリングに依存した銀行は不良債権を増加させているといえる。

第5章 政策提言

第1節 AI 審査とリレバンとの併用

図表 4-1, 3 の分析の結果、銀行の AI 審査導入発表後、企業価値は向上しなかった。図表 4-3 の分析結果においても、AI に興味がある銀行の企業価値が向上しなかった。これにより、市場は銀行が AI 審査を導入することで銀行の経営状況を向上させるとは感じていないといえる。また、図表 1-8 より、AI のようなドライな融資手法にさほどニーズがないことが考えられる。さらに、過去に大量の不良債権を抱えた新銀行東京の例や、スコアリングを行ったことにより不良債権が増加した図表 4-6 の計量分析結果を踏まえると、AI 審査は貸出市場における情報の非対称性の緩和に寄与しているとは考え難い。この問題に対して、我々は以下の政策を提言する。

①AI 審査に関する金融庁検査の方針を HP 等で公表。

金融庁の監督指針に基づき、AI 審査の金融庁検査に関する考え方を HP 等で公表する。その内容として金融庁は、銀行が AI 審査を利用した融資を行う際には、リレバンとの併用を行うべきであることを各銀行に通達し指導を行う。この指導を行うことで、銀行が過度に AI 審査に依存した融資を防止することが期待される。

②AI 審査を利用した融資額と件数の公表、及びリレバンとの併用を公表。

金融庁は各銀行の AI 審査を利用した融資、及び AI 審査とリレバンを併用した融資の額と件数の公表を行う。AI 審査を利用した融資の額と件数の公表を行うことで、AI 審査の取り組み状況を体系的かつ詳細に捉えることができる。さらに、リレバンと AI 審査を併用した融資の取り組み状況を公表することで AI に依存した貸出を行っている銀行を明らかにする。それによって、過度に AI に依存した銀行が借り手企業から敬遠されるため、銀行が AI 審査に依存した融資を行うことを抑制することが期待できる。また、金融庁が銀行に対して AI 審査に関する取り組みの公表を義務化させることにより、金融庁が掲げる目標の一つである透明性を実現することができる。

③銀行と企業への AI 審査を利用した融資に関するアンケート実施。

銀行に対する検査の厳格化に加えて、AI 審査を用いた融資を受ける企業に対するアンケートを実施し、リレバンとの併用を多角的に把握する。つまり、借り手企業に対してアンケートを実施することは、銀行に対する検査との整合性を確保するうえで重要である。AI 審査を用いた融資の際に銀行の訪問の有無が行われているかを、借り手企業に対するアンケート項目に記載することによって、銀行がリレバンを併用していることを明らかにし、AI 審査に過度に依存した融資をしていないかを調べるものである。これにより、銀行が AI 審査に過度に依存した貸出を行うことを抑制することが期待できる。

このように、リレバンとの併用を行うことで、現状分析で述べた AI 審査を用いた融資に発生すると考えられるモラルハザードの問題を抑制することが期待される。これにより、不良債権を減少させるという効果が生じると考えられる。この結果、中小企業向け貸出市場の効率性を向上させるという我々の本来の目的に近づくことができるのではないかと考える。

本稿の分析から、AI 審査と類似する融資手法であるスコアリングが不良債権比率を増加させることが明らかになった。しかし、将来の技術革新による AI 審査の発展に期待して、長期的には過度に銀行の AI 審査の利用を制限するべきではないと考える。現状の技術では、AI 審査において定性情報が反映されていないことから、短期的には AI 審査とリレバンとの併用を促し、将来の技術革新を期待することが望ましいと考える。

第 2 節 AI 審査事業への参入障壁緩和のための補助金政策

図表 4-4 から AI 審査は、大規模な銀行ほど導入傾向にあることがわかった。つまり、AI 審査を導入することが可能なのは資金に余裕のある大規模な銀行であるといえる。また、AI 審査の導入に際して、銀行は大規模データの構築やシステム開発コストなど、多大な固定費用がかかる。これは、銀行の AI 審査事業には規模の経済性が働いていることが考えられる。規模の経済性とは、事業規模が大きくなるにつれ、一製品当たりのコストが低下することをいう。つまり、規模の経済性が働いていると、大規模な銀行にとっては、AI 審査の審査費用逓減などの効果が得られる。しかし、このように大規模な銀行が規模の経済性を享受している場合、小規模な銀行は事業に参入するにあたっての初期投資の大きさという面で、大規模な銀行と比較して不利な立場に置かれる。よって、小規模な銀行は AI 審査事業への参入において、大きな制約に直面する。その結果、AI 審査事業の競争が抑制され、AI 審査技術向上も抑制される。この問題に対して、我々は以下の政策を提言する。

小規模な銀行の AI 審査事業への参入に対して、一定の補助金を交付する。小規模な銀行が AI 審査の事業に参入するにあたって初期投資などで大規模な銀行と比べた場合に不利な立場に置かれなくようにするためである。また、AI 審査などの技術革新はスピルオーバー効果があり、正の外部性を有するため、民間に任せると技術開発水準が過小になる可能性がある。そのため、補助金により社会的に望ましい水準に政府が誘導することが社会的余剰を向上させると考えられる。

補助金に関して実際の政策をみると、中小企業が行う新製品・新技術の研究開発に対しては、国や多くの都道府県が補助金制度を設けている。例えば、政府が中小企業に交付している研究開発補助金としては中小企業技術革新制度 (SBIR) に基づくものが代表的である。中小企業技術革新制度について「平成 29 年度予算における特定補助金等の事業一覧」⁵では技術革新に対する補助金が多くみられ、政府は技術革新の分野に重点を置いていることがわかる。よって今後、銀行の AI 審査事業の研究開発に対しても政府が補助金交付の対象とすることが考えられる。

AI 審査の補助金に対する具体的な内容については、以下のものを提言する。第 1 章の第 4 節でも述べたように、AI 審査を行うためには CRD などの大規模データベースの活用が必要となる。しかし小規模な銀行はデータベース活用にかかる費用を捻出することが困難である。そこで政府が小規模な銀行のデータベース費用支出に対して補助金を交付し、AI 審査事業に参入する際の障壁を排除し、結果として技術開発が多くの銀行に及ぶようにす

⁵ 「平成 29 年度予算における特定補助金等の事業一覧」
(<http://www.chusho.meti.go.jp/keiei/gijut/2017/170727gijutkakushin.pdf>)

る。しかし、銀行の補助金の運用について、政府よりも多くの情報を保有している場合、情報の非対称性が存在し、本来の目的通りに補助金を利用しないといった、モラルハザードの問題が発生する恐れがある。その場合、政府が小規模な銀行に補助金を交付しても、政府の意図する通りに銀行が補助金を運用するかがわからないため、AI 審査の技術向上が阻害される。そのため、AI 審査の技術向上のための補助金が適正に運用されていない場合、一定の措置を設ける必要がある。適正に運用できているかどうかの判断は、政府が銀行に四半期報告書等の作成の際に AI 審査を用いた融資の件数・金額の開示を要求し、補助金を交付した銀行には件数・金額の最低条件を設定する。その条件を達成できなかった銀行には一定の措置を設ける。

上記の措置の内容は下記のとおりである。

①補助金交付の一時的停止

適正な運用をしてない銀行に対し、交付した次年度から一定期間（数年程度）、資金期の案件も含めた補助金の交付を停止する。

②交付した補助金の全額返済あるいはそれ以上の罰金の要求

政府が交付した資金が適正に運用していないことは、そもそもの政策目的と反するため、このような運用をしないインセンティブを与えることが重要である。そのため、銀行のモラルハザードが発覚した場合、銀行に対し補助金の全額の返済のみならず、一定程度の額を上乗せした罰金の支払いを義務付ける。

③銀行名の公表

不正運用した銀行の銀行名、銀行の代表者氏名、銀行所在地、銀行概要、不正運用の概要を金融庁や経済産業省の HP に公表する。

④法律による罰則

政府が指定した資金運用をしていない場合、刑法第 246 条詐欺罪の適用の可能性を示唆する。

上記の措置を設けることで、銀行は補助金を AI 審査水準向上のために適正に運用せずに措置が発動した場合のリスクを回避するインセンティブが生まれる。このため AI 審査技術向上のための補助金が適正に運用され、小規模な銀行に対しても AI 審査事業の参入が促進され、競争が生まれる。また、技術革新によるスピルオーバー効果が期待できる。よって、AI 審査の技術向上が各銀行に波及し、技術革新の制約が解消されるといえる。

第 3 節 大規模な定性情報データベースの構築

図表 4-6 から、スコアリングは貸出量を増加させず、銀行の収益を低下させ、不良債権比率を高めるという結果が示された。この原因としてスコアリングでは定性情報をうまく反映させることができないという点が挙げられる。スコアリングの性質上、財務諸表には反映されず、数値化することができない定性情報を融資判断に用いることが難しい。これはスコアリングが定性情報の活用を重要視する中小企業向け貸出市場とは相性がよくないということを示唆している。そして、類似する融資手法である AI 審査においても同様の結果が予測される。定性情報をスコアリングに用いることが難しい理由として挙げられるのが、データ不足である。スコアリングに用いられる定量情報はすでに大規模データベース機関が存在し、統計的に十分なデータ量が確保されている。しかし、定性情報にはそのようなデータベースが存在しない。この問題に対して、我々は以下の政策を提言する。

大規模な定性情報データベースを政府系金融機関が主導して構築する。銀行が保有する定性情報を一つの機関に集約するには、フリーライダー問題の解消が必要である。各銀行は自行の情報提供を行わず、他行が提供する情報のみを受け取るインセンティブをもつ。その結果、データベースの構築にあたり、情報提供を行う銀行が存在しなくなる。このような問題をフリーライダー問題という。この問題を改善するために情報のやりとりの際に、自己の利益のみを追求するインセンティブをもたない政府系金融機関が主導となり、データベース作成を行うことが望ましい。本稿で取り扱う政府系金融機関とは日本政策金融公庫（以下、日本公庫）とする。日本公庫はその特殊な社会的役割から、保有する定性情報が多いと推測される。図表 5-1, 5-2 からわかるように、日本公庫の融資先は小規模事業者が多く、貸出においては無担保貸出が多くを占めている。小規模事業者には財務諸表のみで融資可否を判断できるほどの財務諸表の正確性を求めるのは難しい。財務諸表の正確性が保証されない企業に対して無担保での融資を行うためには定性情報の活用は不可欠である。このことから、日本公庫は民間金融機関に比べ、定性情報を多く保有していると推測できる。本稿では、自己の利益のみを追求するインセンティブをもたず、定性情報を多く保有すると推測される日本公庫を軸に置き、各銀行がデータベースの構築に参加するインセンティブをもつような政策を提言する。

定性情報データベース構築に向けてのプロセスとして以下のようなものを提言する。

- ①日本公庫が主導となり定性情報データベースを集約する機関（以下集約機関）を創設。
- ②集約機関へ情報提供を行う銀行を募集。
- ③情報提供を行った銀行に対し、集約機関が保有するデータベースを開示。
- ④各銀行が集約機関のデータを利用して行った融資先の業績報告を義務化。
- ⑤各銀行側の報告をデータベースに還元。

具体的にデータベースで開示される情報⁶とは、創業計画書、企業概要書、雇用維持・拡大計画書、事業計画書といった、数字に表れていない強みが記載された情報と、その後の

⁶「日本政策金融公庫、国民生活事業」
https://www.jfc.go.jp/n/service/dl_kokumin.html

デフォルトデータである。これらの情報は日本公庫の借入れ申し込みの際に提出する項目として実際に使用されているものである。上記のプロセスをたどれば、フリーライダー問題が改善されるとともに、定性情報データベースの規模の拡大、精度の向上が期待される。しかしここでも、情報提供を早く行った銀行ほど、自行より遅いタイミングで情報提供を行った銀行に比べ、メリットが相対的に小さくなってしまう問題が発生する。また、集約機関側が、各銀行から提供される情報の信頼性を把握できない。さらに、銀行側が持ち合わせている定性情報を主役機関に対してすべて提供しているかを把握できないといった問題も発生する。そのうえ、現段階ではデータベースに開示される情報とデフォルト率の因果関係を明らかにする具体的な分析を行うことができない。これらの情報を多く集め、デフォルト率との相関関係を明らかにしデータベースに反映させることは、データベースの健全な成長には必要不可欠である。これらの問題への対処については今後の課題としたい。

図表 5-1 融資金の従業者規模別内訳

	平成25年度	平成26年度	平成27年度	平成28年度	平成29年度
4人以下	180,939 (68,0)	181,952 (70,0)	186,137 (70,9)	197,007 (71,1)	192,794 (71,6)
5人～9人	53,690 (20,2)	49,478 (19,0)	49,279 (18,8)	51,279 (18,5)	48,486 (18,0)
10人～19人	21,732 (7,9)	19,092 (7,3)	18,411 (7,0)	19,550 (7,1)	19,046 (7,1)
20人以上	10,272 (3,9)	9,261 (3,6)	8,861 (3,4)	9,386 (3,4)	9,047 (3,4)
合計	266,033 (100,0)	259,783 (100,0)	262,688 (100,0)	277,222 (100,0)	269,373 (100,0)

(注) 1. 普通貸付及び生活衛生貸付(直接扱い)の合計の内訳 (単位: 件、%)

2. ()内は構成比

図表 5-2 融資金の担保別内訳

	平成25年度	平成26年度	平成27年度	平成28年度	平成29年度
無担保融資	202,413 (76,1)	200,430 (77,2)	213,575 (81,3)	229,665 (82,9)	230,263 (85,5)
不動産等担保融資	不動産(一部担保を含む)	63,481 (23,9)	59,231 (22,8)	47,488 (17,1)	39,054 (14,5)
	有価証券	25 (0,0)	22 (0,0)	21 (0,0)	10 (0,0)
	信用保証協会	-	-	-	-
	その他	0 (0,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	0 (0,0)
合計	265,919 (100,0)	259,683 (100,0)	262,609 (100,0)	277,174 (100,0)	269,327 (100,0)

(注) 1. 普通貸付及び生活衛生貸付(直接扱い)の合計の内訳

(単位: 件、%)

2. ()内は構成比

3. 一部担保とは不動産等の担保が融資額に満たない場合をいう。なお、「有価証券」「信用保証協会」および「その他」の一部担保については「不動産」に片寄せしている。

出典: 日本政策金融公庫 HP「資料編中小企業事業」

第4節 政策提言と本稿のまとめ

本稿では、AI 審査をスコアリングに類似する融資手法として位置付け、AI 審査の問題点について指摘してきた。この問題点を解決するため、我々は以下の政策を提言した。

- 政策 1 ①AI 審査に関する金融庁検査の方針を HP 等で公表。
 ②AI 審査を利用した融資額と件数の公表、及びリレバンとの併用を公表。
 ③銀行と企業への AI 審査を利用した融資に関するアンケート実施。

政策 2 資金制約による AI 審査事業への参入障壁緩和のための補助金政策。

政策 3 政府系金融機関による大規模定性情報データベースの構築

以上の 3 つの政策提言によって、AI 審査の健全な発展が進むことにより、中小企業向け貸出市場の効率性を向上させることが期待される。中小企業向け貸出市場の効率性の向上は日本経済の発展に大きく寄与する。

図表 5-3 政策提言で用いた分析結果、問題点及び政策提言まとめ

	分析結果	問題点	政策提言
仮説 ①	銀行のAI審査導入発表後 企業価値は向上しなかった	市場ではAI審査に対してニーズがなく、情報の非対称性の緩和に寄与していない	・AI審査に関する金融庁検査の方針をHP等で公表 ・AI審査に関するアンケート実施 ・AI審査を利用した融資額と件数、リレバンとの併用の公表
仮説 ②	大規模な銀行ほど導入傾向にある	AI審査事業には規模の経済性が働いており、小規模の銀行はAI審査の技術開発に対して制約が存在する	小規模な銀行がAI審査を行うための補助金の交付。また、補助金が適正に運用されていない場合に備えて、一定の措置を設ける。
仮説 ③	スコアリングは銀行の貸出量を増加させなかった	スコアリングでは定性情報をうまく反映させることができない理由として情報不足が挙げられる。AI審査も同様である	大規模な定性情報データベースの構築。政府系金融機関主導によりフリーライダー問題の緩和。
仮説 ④	スコアリングは不良債権比率を上昇させた		

筆者作成

AI については未だ発展途上であり、検証データが多いとは言えない。しかし、スコアリングをはじめとした過去の事例から学べることは多い。これからは、AI の発展に対し受け身になるのではなく、さらなる発展が予想される AI の能力を最大限に引き出せるような政策が必要である。

先行研究・参考文献・データ出典

先行研究

- ・ 深沼・藤田 (2016) 「リレーションシップバンキングが中小企業の業績に与える効果」『日本政策金融公庫論集』第 32 号
- ・ 蓮見・平田 (2011) 「スコアリング貸出の収益性」『金融経済研究』第 32 号
- ・ 南里・平田 (2008) 「スコアリング貸出の課題～新銀行東京を例に～」『金融経済研究』第 32 号

参考文献

- ・ 中小企業庁 HP 「2016 年版中小企業白書概要」
(http://www.chusho.meti.go.jp/pamflet/hakusyo/H28/PDF/h28_pdf_mokujityuuGaiyou.pdf)
- ・ 中小企業庁 HP 「2005 年版中小企業白書概要」
(<http://www.chusho.meti.go.jp/pamflet/hakusyo/h17/hakusho/index.html>)
- ・ 益田・小野 (2005) 「クレジットスコアリングの現状と定着に向けた課題～邦銀アンケート調査と米国での経験を踏まえて～」『みずほ総研論集』第 1 号
- ・ 一般財団法人 商工総合研究所 (2017) 「フィンテック (FinTech) の現状と中小企業金融に対する影響」 p 28 - p 30
- ・ 小倉義明・内田浩史 (2008) 「金融機関の経営統合とソフトな情報の毀損」『経済研究』 p 153 - p 163
- ・ Allen N. Berger and Gregory F. Udell (2006) 「Journal of Banking & Finance 30 (11)」 p 2945-2966
- ・ Boot, A. W. A (2000) 「Relationship Banking : What Do We Know?」『Journal of Financial Intermediation』 p 7 - p 25
- ・ 中小企業庁 HP 「平成 30 年度特定補助金等に指定予定の事業一覧」
(<http://www.chusho.meti.go.jp/keiei/gijut/2018/180330sbir.pdf>)
- ・ データ出典
- ・ 中小企業庁 HP 「2018 年版中小企業白書概要」
(http://www.chusho.meti.go.jp/pamflet/hakusyo/H30/PDF/h30_pdf_mokujityuuGaiyou.pdf)
- ・ 財務省 HP 「法人企業統計」
(<https://www.mof.go.jp/>)
- ・ 東京商工リサーチ HP 「銀行 112 行地方公共団体・中小企業等向け貸出金残高調査」
(<http://www.tsr-net.co.jp/>)

- ・ 益田・小野（2005）「クレジットスコアリングの現状と定着に向けた課題～邦銀アンケート調査と米国での経験を踏まえて～」
『みずほ総研論集』第1号 p 33
- ・ 東京きらぼしフィナンシャルグループ HP
(<https://www.tokyo-kiraboshifg.co.jp/>)
- ・ 金融庁 HP 「企業ヒアリング・アンケート調査の結果について」
(<https://www.fsa.go.jp/singi/kinyuchukai/questionnaire/index.html>)
- ・ 金融庁 HP 「地域金融機関の地域密着型金融の取組み等に対する利用者等の評価に関するアンケート調査結果等の概要」
(<https://www.fsa.go.jp/news/27/ginkou/20150821-2.html>)
- ・ 株式会社日本経済新聞デジタルメディア「日経 NEEDS Financial QUEST」2018/11/06 H22～29 年データ取得
- ・ 全国銀行協会 HP 「全国銀行財務諸表分析」
(<https://www.zenginkyo.or.jp/stats/year2-02/>)
- ・ AI 審査ダミー 日経テレコン各記事参照
- ・ スコアリングダミー 各銀行 HP 参照
- ・ 日本政策金融公庫 HP 「資料編中小企業事業」
(<https://www.jfc.go.jp/n/ir/pdf/2018jfs06.pdf>)

以上の参考文献・データ出典の最終閲覧日は 2018 年 11 月 9 日である。