

# Fintech の進展とオルターナティブファイナンス

中央大学商学部教授

根本 忠 宣

## 《構成》

- I はじめに
- II Fintech AI の実装と可能性
- III オルターナティブファイナンスの台頭と中小企業金融
- IV AI 審査の限界と政策課題

### I はじめに

1965年に旧三井銀行が、日本で最初に普通預金のオンラインシステムを開発してから、ATMは銀行業務にとってなくてはならない存在となっている。1990年以降にインターネットとスマホが普及するに伴って、ネットバンクの登場やネット決済の導入など金融（Finance）業務の情報技術（Information Technology：以下IT）との融合は不可避なものとなっている。2000年に入ると、そうした潮流はFintechと呼ばれるようになり、2010年代に「人間の脳のような知能を創る」ことを目的として始まった人口知能（Artificial Intelligence：以下AI）において深層学習（Deep Learning：以下DL）が開発されたことを契機として、金融においてもその活用が模索されつつある。FintechからFintech AIへと進化することで、伝統的な金融機関（銀行、証券、保険）の業務や組織体系は大きな見直しを迫られている。Fintechの最先端ビジネスモデルをみるとモバイルバンクやネットバンクの普及によって口座開設から送金までを一つのアプリで行うことが可能になったことに加えて、近年では、非金融の生活サービスの業務アプリ上で、銀行口座を開設したうえで商品購入の代金支払

が完結できる組み込み型金融（Embedded Finance）が浸透しつつある。さらに、分散型台帳（Blockchain）によってデジタル通貨の流通が可能になれば、銀行の決済口座を経由することなく決済が可能になることから、銀行の存在意義そのものが問われることになる。規制による保護がなくなれば、伝統的な銀行組織を不要とするような技術インフラが整いつつある。

そもそも銀行固有の機能は何か。その最も重要な機能は資金決済機能と金融仲介機能である。金融仲介はノンバンクであっても可能であるが、この2つの機能が統合されることで、銀行は預金や決済情報を活用して貸付先の情報を生産できる優位な立場にある。また、本源的預金が原資となる貸付金は、貸付先の当座預金口座へと振り込まれる。貸付金は新たな預金（派生的預金）として計上されることから、決済口座を独占する銀行は、本源的預金の乗数倍の信用を創造できるのである。

こうした銀行固有の機能が、FintechあるいはFintech AIの普及によってどう変質するのだろうか。非金融業であっても技術的に銀行業務が担えるようになれば、それを銀行のみに独占させる理由が何かを明らかにしなければならない。いずれはこの問いを突き詰める必要があるが、直近において銀行不要論が現実化する可能性は低い。

その点を踏まえたうえで、本稿では、政策課題としても重要な中小企業金融に焦点を当てて議論を進めたいと思う。

中小企業金融については、単純化すれば、それらが伝統的な銀行の情報生産を補完する

のか代替するのかという点を考えてみる必要がある。中小企業金融において問題となるのは、信頼できる決算書や貸借対照表の不在や、経営者そのものに対する評価の難しさが情報の非対称性を生み出し、貸付が制約されるような状況である。こうした情報の非対称性を緩和することに寄与するのであれば、補完的に貸付の改善がもたらされるであろう。一方で、銀行が独占できた預金口座や決済口座の情報がオープン化され、経営者の属性などのソフト情報に対する評価がAIなどによって非金融業によっても可能となれば、銀行を代替するように新たな貸し手が台頭してくるかもしれない。日本と異なり、ノンバンクの存在が大きいアメリカではプラットフォーム型のオルターナティブファイナンス (P2P/Marketplace Lender, Balance Sheet Lending) と呼ばれる貸し手が貸付を伸ばしている。オンラインによる貸付のマッチングが Fintech AI によって精度の高いものとなれば、その役割はますます高まることになるであろう。現状においては代替か補完かという二元論では捉えられない状況にあるものの、少なくとも、銀行の審査体制さらには組織体制の抜本的な見直しは不可避であろう。

以下では、アメリカを中心とするオルターナティブファイナンスの動向を参照しながら、Fintech AI の進展が中小企業金融へ与える影響とともに、政策課題について整理する。

## II Fintech AI の実装と可能性

AI 研究の対象領域は広く、一言でそれが何かを言い表すことはできないが、「数学モデ

ルに基づいて生成するソフトウェア (アルゴリズム) である<sup>1)</sup> という点は共通している。その基本技術は機械学習であるが、選択されるアルゴリズム (計算機が何をすべきかを示す指示) は、論理学、哲学、神経科学、進化生物学、統計学、心理学など学問基盤によって異なる<sup>2)</sup>。機械学習の目標は、学習に用いる有限のデータから知識と法則性を抽出し、異なるテストデータでも確度の高い予測ができるような汎化するモデルを発見することにある。

AI が浸透するのは、教師あり学習<sup>3)</sup>から教師なし学習<sup>4)</sup>、強化学習<sup>5)</sup>、深層学習 (Deep Learning) へと着実な発展を遂げている結果である。AI は、具体的には「認識」「予測」「生成」「作業 (身体性)」の4つのセグメントにおいて活用される。

OECD の予測によると、AI に対する世界の支出額は、2020年の501億ドルから2024年には1,100億ドル以上に増加し、今後4年間で倍増すると見込まれている。また、IT 関連のリーサー会社であるIDCは、世界のフィンテックにおけるAIの市場規模は、2028年には450億ドル以上となり、2022年~2028年間のCAGR (年平均成長率) は約30%に達すると予測している。

金融セクターへの実装としては、クレジットカードやキャッシュカードの不正利用、保険金の不正請求などの不正検知、資産管理や保険におけるロボアドバイザー、生体認証システムなどが代表的な例である。

個人、中小企業を含む融資については、デフォルト予測、信用リスク評価、自動審査シ

<sup>1)</sup> デュロディエ (2022)

<sup>2)</sup> ドミンゴス (2021) 参照。

<sup>3)</sup> 既に正解が分かっている過去データを分析し、答えを導き出すためのアルゴリズムを作成し、そのモデルを使ってこれから起こる事を予測させる。

<sup>4)</sup> 事前に決定された予測結果なしで、ラベル付けされていないデータのみを使って検出された関係に基づいて予測する。

<sup>5)</sup> 強化学習の目標は、将来にわたっての報酬の合計を最大化するような行動を選択するような方法を発見することにある。

システム、与信管理などの導入によって、銀行審査が高度化される一方で、ノンバンクの新しいビジネスモデルを<sup>けん</sup>牽引する。Bitetto et al. (2021)は、イタリアの中小企業データを用いて信用リスクを評価したところ、順序付けられたプロビット・モデルに適合する古典的なパラメトリックアプローチによる推計<sup>6</sup>よりも、機械学習のランダムフォレスト（RF）モデル<sup>7</sup>を調整するノンパラメトリックアプローチによる方が予測精度が高いことを確認している<sup>8</sup>。

精度の高い信用リスクモデルによって、それが自動化できれば、初期審査における事務処理を迅速かつミスのないものにできる。しかも、機械学習は、制約されたデータであっても、何度も繰り返し信用評価を行うことにより、間違いを学習し、自ら継続的に進化していく点にさらなる優位性がある。

融資の申請から実行までのフローを全自動化できるので、ノンバンクに対する銀行の優位性は縮小するが、その差は学習のために用いることのできるデータの量と質に依存する点は留意が必要である。口座情報が利用できる銀行であれば、入出金履歴を重要なソースとして活用できる。ノンバンクであっても、そうした情報はコピーとして提出させるのが一般的であるが、利用者以外の情報を含めて量においては明らかに劣後している。また、中小企業金融における情報の非対称性への対応として、信用金庫や中小規模の銀行であれば、経営者との対話や現場調査を行う。ソフト情報の収集によって、提出された決算書の<sup>びよう</sup>信憑性を確認し、数値では捉えられない要素

を判断材料に織り込んでいる。これは渉外担当者の技能であり、ノンバンクには代替できない。

しかし、ソフト情報に相当する部分を、テキスト・音声・動画・画像・SNS・Webページなどから得られるビッグデータが代替できるようになると、銀行の優位性はもはや存在しない。例えば、Berg et al. (2020)は、ドイツのeコマースのデータを用いて、借り手のデジタルフットプリントやデジタルシャドウ<sup>9</sup>が、消費者向け融資におけるデフォルト予測の精度を改善するとしている。

### Ⅲ オルターナティブファイナンスの台頭と中小企業金融

#### 1 オルターナティブファイナンスの台頭

現状においてオルターナティブファイナンスと呼ばれる貸し手がどの程度の存在感を示しているのだろうか。ケンブリッジ大学が集計している、“Global Alternative Finance Market Benchmarking Report”によれば、オルターナティブファイナンスは、負債型とエクイティ型に区分される。前者は、①P2P/Marketplace Lending、②Balance Sheet Lending、③Invoice Trading、④Securitiesの4つのセグメントに区分され、後者は、①Equity-based Crowdfunding、②Non-Investment-based Crowdfundingに大別される。消費者向けが主なターゲットであるが、負債型の①と②は中小企業を含む事業者向け融資も行っている。

P2P/Marketplace Lendingは、事業主が従来の金融機関の関与なしにオンラインプラッ

<sup>6</sup> パラメトリックとは、所与の母集団が正規分布に従うと想定するのに対して、ノンパラメトリックは、そうした前提を設定しない手法である。

<sup>7</sup> ランダムフォレストは、決定木を複数使うアンサンブル学習（多数決）のアルゴリズムである。

<sup>8</sup> Alonso and Carbó (2021) もより高度なMLモデルを使用すると、ロジット分析と比較して精度が最大20%向上する可能性があるとしている。

<sup>9</sup> インターネットまたはデジタルデバイス上に出現する追跡可能なデジタルアクティビティ、アクション、貢献、および通信の独自のセットを指している。

トフォームを介して、借り手と、ローンに資金を提供する意思のある投資家をマッチングする。

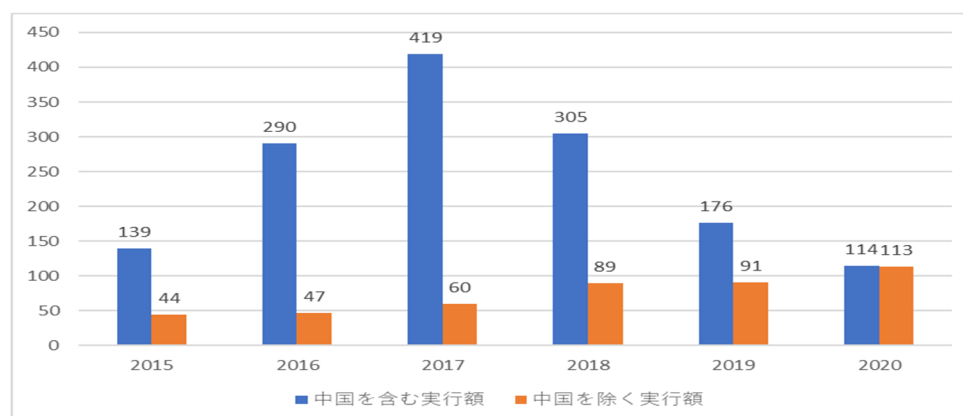
P2Pとはもともと Peer-to-peer であり、これらのプラットフォームは、資金調達、評価、価格リスクの申請を受け付け、個人投資家や機関投資家にプラットフォームによって設定された価格でローンに資金を供給するよう招待し、マッチングするものである。Marketplace は、貸し手と借り手の両方の検索コストを削減するために、申請プロセスを集中化する点に特徴がある。リスクに価格を付けようとはせず、代わりに複数の貸し手にアプリケーションを広め、借り手が最良のオ

ファーを発見できるよう支援する。

一方、Balance Sheet Lending は、プラットフォーム自身が直接に貸付を実行する。オンバランスなので、貸付金は負債であり、支払いは、売掛金に計上される。プラットフォーム上で資金調達の流動性が利用可能であることを保証するために、投資ファンドと資金調達契約を締結し、債権の大部分は証券化されるのが一般的である。

2017 年までは中国の P2P 業界が、世界のオルターナティブファイナンスの 7 割以上のシェアを占めていたものの、2018 年までにシャドーバンク規制が導入されてからは、大きく地位を低下させている。

図 1 世界のオルターナティブファイナンスの実行額（10 億ドル）



(出所) The 2nd Global Alternative Finance Market Benchmarking Report June 2021

2020 年度の中国を除く世界市場の規模は、1,130 億ドルに止まっているが、2015 年以降着実に成長し続けている。地域別では、アメリカ（含むカナダ）が世界市場の 65% を占めており、2020 年、アメリカ市場は対前年度比 43% 増の 736 億 2,000 万ドルに達している。形態別の内訳は P2P/Marketplace 型消費者向け市場 31.5%、Balance Sheet 型事業者向け市場 21%、P2P/Marketplace 型事業者向け市

場 14% となっている<sup>10</sup>。

Gopal and Schnabl (2022) は、アメリカにおいて 2008 年の金融危機の余波でファイナンスカンパニーとともにオルターナティブファイナンスが銀行融資の減少に相反するように台頭したことを示し、とりわけ、2008 年の金融危機以前に銀行への依存度が高かった地域において、その傾向が顕著であったとしている。

<sup>10</sup> 代表的な貸し手は Lending Club、Prosper、LendingTree、Fundera、Lendio であり、後者の 2 つは中小企業向けに特化している。その他、中小企業向けの大手としては、Balance Sheet 型の Ondeck、Kabbage や売掛金の買い取りを行う BlueVine などがある。

欧州市場はアメリカに比較してまだ途上であるものの、2013年から2019年にかけて、オンラインオルタナティブ金融市場(含む英国)の取引高は、2013年の15億ドルから2019年には232億ドルに一貫して上昇傾向にあ

る。欧州の<sup>けん</sup>牽引役は、英国であり、その他の欧州諸国がコロナ禍で一時的な縮小に直面しているにもかかわらず、2020年には126億ドルに成長している。

表1 アメリカにおける形態別にみた市場規模

形態	2020年(10億ドル)	対前年度比(%)	オルタナティブ ファイナンス(負債 型)に占めるシェア (%)
P2P/Marketplace型消費者向け	28.08	20	38.1
Balance Sheet型事業者向け	22.5	69	30.6
Balance Sheet型消費者向け	9.48	15	12.9
P2P/Marketplace型事業者向け	8.27	455	11.2

(出所) The 2nd Global Alternative Finance Market Benchmarking Report June 2021

長期的にみれば銀行にとって脅威なのは、オルタナティブファイナンスではなくBigTechsの台頭かもしれない。Cornelli et al. (2020)の推計によると、2019年のオルタナティブファイナンスの融資フロー額は2,230億ドルである一方、BigTechsのそれは5,720億ドルに上る。BigTechsとは、主な活動が金融サービスではなくデジタルサービスである大企業を指している。これらの企業は、多くの場合、電子商取引(またはeコマース)、ソーシャルメディア、またはインターネット検索などの非金融事業分野の大規模な確立されたネットワークを持っており、そうしたネットワーク活動を通して、個人や企業に関する貴重なデータにアクセスできる。BigTechsの多くは、eコマースプラットフォームを活用した貸出業務(中小企業と消費者向け)に参入している。貸出形態は、クレジットライン形式や短期(最長1年程度)の小口貸出が多い。金利は銀行よりも高いものの、

借り手は早期償還を選択し、繰り返し借り入れる傾向にある<sup>11</sup>。

## 2 中小企業金融における銀行との競合関係

オルタナティブファイナンスはどのような顧客層をターゲットにしているのだろうか。アメリカのThe Federal Reserve in the Small Business Credit Survey(2020)によると、過去5年間に5社に1社がオルタナティブファイナンスを利用している。統計から確認できる企業像は、①創業年数の浅い企業(3~5年)、②従業員規模の小さい企業、③収入が少なく、収益性が低い企業、④退役軍人が経営している企業、⑤信用リスクが中~高の企業であり、総じて他からの借入が困難な企業である<sup>12</sup>。Funding Circleの中小企業プラットフォームからの詳細なマイクロデータを使用した調査では、失業率が高く、事業破産申請件数が高い郵便番号でより多くの貸し出しを行っている事実が確認されている<sup>13</sup>。

<sup>11</sup> Liu et al. (2022)を参照。

<sup>12</sup> Barkley and Schweitzer(2020)を参照。

<sup>13</sup> Cornelli et al. (2022)を参照。

とりわけ地域金融機関とは補完関係にあり、そこから排除されている顧客を包摂している。但し、クレジットスコアリング融資を展開しているような大手銀行とは競合関係にあり、むしろハード情報の活用という点では比較優位のあるオルターナティブファイナンスが、そのシェアを着実に侵食しつつある。金利水準は、同じ貸し手による消費者向けや銀行によるクレジットスコアリング融資よりも高い。

地域金融機関との補完関係は、コロナ禍においても確認されている。アメリカの中小企業向け支援の一つである P P P (Paycheck Protection Program) へのアクセスに際して、Erel and Liebersohn (2020) は、①近隣に銀行の支店がない、②低所得者の比率が高い、③ P P P 導入以前に銀行による中小企業向け融資の実績がない、エリアに立地している中小企業がファイナンスカンパニーやオルターナティブファイナンスを活用していた実態を明らかにしている<sup>14</sup>。オルターナティブファイナンスの最も重要な貢献の 1 つは、前述したようにこれまで銀行へのアクセスが困難であった層からのアプローチを可能にしている点である。Atkins et al. (2022) は、第 1 ラウンドでは、P P P 融資を受けるうえでメインバンクをもたない黒人所有の企業は白人所有の企業より不利な状況にあったが、第 2 ラウンドでオルターナティブファイナンスが参入できるように変更が加えられると、そうした人種格差がデータ上確認されなくなったとしている。

こうした背景には、ロックダウンのなかで資金調達供給がほとんど枯渇した際に、アイデンティティチェック、詐欺、マネーロンダリング防止に関して、地域金融機関とパート

ナーシップ関係を締結したことが関係している。ほとんどの銀行は P P P ローン申請の処理において既存のビジネス顧客を優先させなければならない状況のなかで、オルターナティブファイナンスは、銀行との取引関係が希薄な層に対する信用ギャップを埋め合わせることができたのである。但し、そうした補完機能はオルターナティブファイナンス自身の資金制約のために限界がある<sup>15</sup>。ニューマネーの提供を可能にするためには、投資家からの追加資金の投入や債権の証券化による資金調達が必要である。いわゆる「オリジネーション・アンド・ディストリビューション (Origination and Distribution)」モデルへの依存は、投資家の関心とリスク選好の変動の影響からは逃れられない。

キャッシュフローが少なく、担保制約のある中小企業にとってオルターナティブファイナンスが福音となっている点はフランスのオンラインプラットフォームのデータでも確認されている<sup>16</sup>。金利が高いという点は、アメリカと同様であることから、返済に窮して、経営困難に陥る企業が多いのではないのかと懸念されるが、むしろ、銀行借入のみに依存している企業よりもイノベーション意欲が高く、将来への成長期待が高い企業をターゲットにしているようである。銀行借入だけでは、プロジェクトの遂行に支障を来すような企業が、公的金融に依存することなく、成長実現できるとすれば、オルターナティブファイナンスの台頭は、公的金融支援のあり方にも一石を投じることになる。

実際に、ポルトガルのような銀行経営の健全性が脆弱な国では、オルターナティブファイナンスは銀行の補完ではなく、代替的な役

<sup>14</sup> Dice and Liebersohn (2020) も同様の事実を確認している。

<sup>15</sup> P P P におけるオルターナティブファイナンスの資金枯渇については Itzhak et al. (2021) を参照。

<sup>16</sup> Beaumont et al. (2021) を参照。

割を果たしている<sup>17</sup>。ポルトガルの事例では、オルターナティブファイナンスから借入している企業ほど、収益性が高く、信用リスクが低い。しかも、メインバンクの経営状態に不安を感じているようなケースにおいて、そうした優良企業が資金調達分散化を図る傾向にある。借入後のパフォーマンスをみても、借入できなかった層と比較して、雇用、売上など高い成長率を達成している<sup>18</sup>。

### 3 AI審査の浸透とリレーションシップ

これらのプラットフォームのいずれかを通じて融資を受けるまでのプロセスは非常にシンプルかつスピーディである。経営者は、ビジネスに関する質問に答えただけで、申請金額、アプリケーションの特定の側面を確認するための文書をアップロードすることによって、プラットフォームWebサイトを通じて申請する。融資配分プロセスのすべての段階で高度な技術(AML/KYCチェックと詐欺防止、クライアントのオンボーディング、自動化されたアプリケーション処理、APIを介した貸し手と借り手間のデータ共有、自動化されたローン支払いとパフォーマンスの貸出後の監視を含む)の使用により、オンラインプラットフォームを通じてより迅速に処理される。アメリカの商業銀行における中小企業向け融資の可否に要する時間は、3～5週間であるのに対して、AI審査は5分で完了し、24時間以内に融資が実行される。審査内容にも大きな違いがある。例えば、Lending Clubによる信用評点と、アメリカのスタンダード

なスコアリングモデルであるFICOによるそれでは大きな乖離がある。評価に用いる情報の違いであり、FICOにおいてサブプライムに区分される借り手が、より良い格付けに区分されることもある<sup>19</sup>。事業者向けにおいても、リスクを正確に測定して価格設定することが必ずしも優先されない。実際に、融資のオファー金利は、企業の実績ではほとんど説明できず、同じ申請者でも対応する貸し手によって大きく異なっている<sup>20</sup>。

Cornelli et al. (2022)は、2016年から2019年にかけてFunding Circleの中小企業プラットフォームからの詳細なマイクロデータを使用し、Y-14M<sup>21</sup>の(ビジネス)クレジットカードのデータと比較検証したところ、Funding Circleによる信用リスク評価は、融資実行後24ヶ月間のデフォルト予測に対する精度が高く、FICOスコアやVantageスコア<sup>22</sup>などの従来の信用リスク指標の情報内容よりも優れていると結論している。Huang et al. (2020)は、中国のアリババ(アントフィナンシャル)系列のデジタルバンクであるMYbankのクレジットデータを用いて、機械学習による審査モデルの有効性を、伝統的な銀行が用いている信用リスクモデルとの比較によって検証している。ローンの満期は1年で、借り手の99.8%は零細企業(年間売上高が100万人民元未満)であり、そのすべてがアリペイのユーザーである。信用リスクの評価指標には、年齢や学歴や職業などの身分、支払能力、クレジットカードの返済履歴などの信用履歴、SNSなどでの交流関係、普段の

<sup>17</sup> Ferreira et al. (2022)を参照。

<sup>18</sup> Hau et al. (2018)は、中国のBigTechsのデータによって同様の結果を得ている。

<sup>19</sup> Johnson(2021)を参照。

<sup>20</sup> Gopal and Schnabl(2022)を参照。

<sup>21</sup> FR Y-14M レポートは、銀行持株会社(BHC)、貯蓄およびローン持株会社(SLHC)、中間持株会社(IHC)のローンポートフォリオに関する月次の詳細データ。

<sup>22</sup> VantageScoreは、アメリカの消費者信用市場で使用される最も包括的で革新的な予測モデルを生成する大手信用スコアモデル。

生活での行動傾向などの情報が含まれる。平時、大きな外因性ショックの発生した期間のいずれにおいても、機械学習による審査モデルの方が高い精度を発揮している<sup>23</sup>。Agarwal et al. (2019)も、インドのオンラインレンダラーのクレジットデータを用いて、モバイルおよびソーシャルフットプリントがローンの承認とデフォルトに対して、財務データよりもはるかに高い予測力を持ち、銀行が使用する従来のクレジットスコアを上回っていることを確認している。

これまで概観してきたように、高度化された審査手法によって迅速な対応を実践しているオルターナティブファイナンスや BigTechs が、銀行の既存の顧客層を代替しているわけではない。むしろ、銀行市場から排除されている顧客を取り込むことで、ミドルリスク市場を形成しているように思われる。従って、銀行にとっては既存顧客との関係において AI を活用した新たな審査体制の構築という方向は喫緊の課題ではない。むしろ、そうした貸し手と提携することで、ノウハウの共有を図る方が効率的である。とりわけ日本では、オルターナティブファイナンスが自律的な市場を形成するという状況にはなっていない。

こうした状況を踏まえたうえでも、将来的にみれば審査の高度化は銀行間競争という視点から銀行間に格差をもたらす契機になるであろう。銀行にとって中小企業金融の審査に時間を要するのは、前述した情報の非対称性に起因する。提出された決算書の妥当性を再検証することに加えて、経営者に対する評価あるいは評判や事業計画書の実現可能性などいわゆるソフト情報の収集が不可欠だからである。この作業は労働集約的であり、取引先との長期的な取引関係によって、情報の質を改

善できる。一方で、ソフト情報の評価は担当者属人的要素を排除できないために、客観指標として活用できない点に難がある。ソフト情報の評価ノウハウは銀行のレゾナントルといえる領域であるが、いわゆる目利き力を若手行員へと継承するには時間と労力を要する点にも留意が必要である。近年では、支店内での業務に忙殺され、若手行員が先輩行員に帯同するという機会が激減している。AIによる高度化はこうした銀行が直面している問題にどう寄与するのであろうか。銀行が蓄積しているデータはオルターナティブファイナンスや BigTechs のそれとは異なるので、提携によって情報共有が可能になれば労働集約的な審査を自動化できるかもしれない。

前述した Berg et al. (2020) の結論において重要なのは、デジタルフットプリントのみではなく、従来のクレジットスコアリングモデルとの併用の方がより精度が高まるという点である。機械学習による AI 審査が有効であったとしても、企業のモラルハザードを防止するうえで、経営者と融資担当者のリレーションシップの重要性は失われない。長期的な取引関係によって形成される企業と銀行の信頼関係は、相互に義務感という意識を醸成させる源泉でもある。

#### IV AI 審査の限界と政策課題

AI の進化は着実に我々の生活に影響を及ぼすようになっており、伝統的な銀行であっても、それを業務のなかに適切に取り込むことができなければ、いずれ自身の存在意義を問われることになる。しかし、現状、中小企業金融においては、機械学習による審査のみに依存した融資に限界のあることは、その技術上の制約から判断して明らかである<sup>24</sup>。機

<sup>23</sup> Gambacorta et al. (2019) も同様の結果を得ている。

<sup>24</sup> 岡野原 (2022) を参照。



械学習の目的は、与えられたデータから法則性を見出したうえで、同様の性質を備えたデータに対してもうまく推論できるようなモデルを獲得することであるが、その汎化に係る理論が不明(ブラックボックス)なのである。そもそもその過程での統計的推論において因果関係が捉えられていないために、汎化性能に問題のあるケースが多い。その場合、入力に摂動が加わると予測にぶれが生じる可能性が高い。

深層学習はニューラルネットワークを模しているといわれている。しかし、脳内の情報伝達メカニズムは未だに不明である。そもそも脳が答えを出すのは、記憶の産物であって計算の結果ではない。人間のハードプロブレムといわれる意識のメカニズムは、宗教次元においてのみ解釈可能であり、知性のみを高度化すれば到達できるような次元ではない<sup>25</sup>。それ故に、AIには人間と同様の推論は立てられないし、判断できないので、人間と共感することはない。一方で、AIのさらなる進化を否定できる明確な根拠もない。判断力、創造性、共感といった人間に備わっている思考の源泉を、AIは全く異なる方法によって実現できてしまう可能性を秘めているからである<sup>26</sup>。いわゆる「特異点 (Technological Singularity)」仮説であり、AIが人間の制御不可能な領域へとジャンプしてしまうのではないのかという不安である。それが単なる杞憂だとしても、事前の備えの必要性を示唆するものである<sup>27</sup>。

AIのこうした限界と可能性を踏まえたうえで、どのような政策課題が想定できるであ

ろうか。内外を問わず、既に倫理基準を巡る膨大な議論が展開されている<sup>28</sup>。欧州委員会は、2021年4月21日にAI規則案を公表している<sup>29</sup>。身体的・精神的な障害をもたらすようなAIを禁止するとともに、AIがもたらすと予測されるリスクの程度によって、プロバイダーとユーザーに対する義務を明示している。それとの関連でAI審査については、透明性と説明義務が最優先で求められることになるであろう。

根拠のブラックボックス問題は、AI審査の最大の課題の1つであり、富士通やNECでは既にホワイトボックス化が前提となっている。しかし、深層学習の場合には、構造的に汎化の理論的な根拠を説明することは難しい。また、訓練データに質の悪いデータや不適切なデータを使用すると、誤った意思決定や偏った意思決定につながるかもしれない。これは、既存のバイアスを悪化させたり強化したりするリスクを伴い、融資における差別を見つけることを困難にすることに加えて、意図することなく偏った結論を生成し、特定のクラスの顧客層(例えば、人種、性別、民族性、宗教に基づく)を差別する可能性がある。モデルがすでに特定のバイアスを組み込んでいる可能性のある外部ソースからのデータに基づいて学習することを考えると、そうした履歴バイアスは永続化するかもしれない。

こうした問題は、リレーションシップとの併用によってある程度は解消できるが、オルタナティブファイナンスでは、一定の倫理基準を設ける必要がある。もっとも、伝統的な銀行の融資においても同様な説明義務が厳

<sup>25</sup> 井筒 (1983) を参照。

<sup>26</sup> サスキンド (2022) を参照。

<sup>27</sup> セス (2022) を参照。

<sup>28</sup> AIの倫理基準を巡る議論については福岡 (2022) を参照。

<sup>29</sup> 「人工知能に関する整合的規則 (人工知能法) の制定および関連法令の改正に関する欧州議会および理事会による規則案 (LAYING DOWN HARMONISED RULES ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE (ARTIFICIAL INTELLIGENCE ACT) AND AMENDING CERTAIN UNION LEGISLATIVE ACTS)」

格に要請されていたわけではないので、融資の可否や返済条件について、その根拠を明確にすることはAI審査だけに限定するのではなく、包括的に規定すべきである。具体的に何を説明するべきなのだろうか。少なくとも、どのような情報ソースを用いて、どのような基準に基づいて意思決定がなされているかを可視化することが必要である。とりわけ、拒絶の場合には根拠をできるだけ説明することで、経営者に対しても学習機会を与えることが望ましい。EUの一般データ保護規則（General Data Protection Regulation: GDPR）では、アルゴリズムに基づく与信決定と、そのロジックに関する情報についての「説明権」を導入している。開示という点では、共通の時間単位で手数料、金利、満期などが異なる商品を同一の条件で比較できるような年率（APR）について経営者が直観的に理解できるような工夫も必要であろう。

根深い問題として想定されるのは、深層学習によって根拠づけが修正された場合である。外因性のショックが結果に対して与える影響についても不透明なので、人間による監視を

原則とするというのは妥当である。

BigTechs を含めて活動を制約するような方向は、AIがもたらす顧客へのベネフィットを希薄化してしまう。伝統的な銀行組織の劣化が始まっているのも事実であり、既得権益化することに将来があるとも思えない。「金融システムの安定」「効率性と競争」「データプライバシーと消費者保護」という政策目標を同時に達成する難しさがあるが、競争と共創という関係を促すことで、双方の優位性を融合するような方向でのルールづくりが望ましい。

いずれにしても、金融ビジネスにAIを実装していくことは不可避な選択であり、それが最適な制度設計においてなされれば、借り手の選択肢の拡大と利便性の向上をもたらす。一方、伝統的な銀行組織にとってもAIを有効なパートナーとして位置づけることで、融資担当者の業務配分を経営者との対話へと移行できれば、質の高い新たなリレーションシップの構築が可能になるであろう。

## 【参考文献】

- ・井筒俊彦（1983）「意識と本質」『井筒俊彦全集第6巻』慶應義塾大出版会（2014年）
- ・岡野原大輔（2022）『AI技術の最前線』日経BP
- ・福岡真之介（2022）『AIデータ倫理の教科書』弘文堂
- ・アニル・セス（岸本寛史訳）（2022）『なぜ私は私であるのか』青土社
- ・クララ・デュロディエ（竹腰直美訳）（2022）『AIを金融ビジネスに実装する』中央経済社
- ・スチュート・ラッセル（松井信彦訳）（2021）『AI新生』みすず書房
- ・ダニエル・サスキンド（上原裕美子訳）（2022）『AI時代の新「大きな政府」論』みすず書房
- ・ペドロ・ドミンゴス（神寫敏弘訳）（2021）『マスターアルゴリズム』講談社
- ・Agarwal, S., S. Alok, P. Ghosh, and S. Gupta (2019). “Financial Inclusion and Alternate Credit Scoring for the Millennials: Role of Big Data and Machine Learning in Fintech.” SSRN Scholarly Paper, Social Science Research Network, Rochester, NY.
- ・Alonso, A and J. Carbó (2020). “Machine Learning in Credit Risk: Measuring the Dilemma Between Prediction and Supervisory Cost.” Banco de Espana Working Paper No. 2032.
- ・Atkins, R., L. Cook, and R. Seamans (2022). “Discrimination in Lending? Evidence from the

- Paycheck Protection Program.” *Small Business Economics*, 58, pp.843-865.
- Balyuk, T., A. Berger, A. and J. Hackney(2022). “What is Fueling FinTech Lending? The Role of Banking Market Structure (June 27, 2022).” Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3633907> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3633907>
  - Barkley, B., and M. Schweitzer(2020). “The Rise of FinTech Lending to Small Businesses: Businesses’ Perspectives on Borrowing.” FRB of Cleveland Working Paper.
  - Beaumont, P., Huan, T and V. Eric(2022). “The Role of FinTech in Small Business Lending.” <https://ssrn.com/abstract=4260842> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4260842>
  - Berg, T., V. Burg, A. Gombovic, and M. Puri(2020). “On the Rise of Fintech – Credit Scoring Using Digital Footprints.” *The Review of Financial Studies* 33(7): 2845-2897.
  - Berg, T., A. Fuster and M. Puri(2022). “FinTech Lending,” *Annual Review of Financial Economics*, vol 14(1), pp 187-207.
  - Bitetto, A., Cerchiello, P., Filomeni, S., Tanda, A., and B. Tarantino(2021). “Machine Learning and Credit Risk: Empirical Evidence from SMEs,” DEM Working Papers Series 201, University of Pavia, Department of Economics and Management.
  - Cornelli, G., Gambacorta, L, and J. Jagtiani(2022). “The Impact of Fintech Lending on Credit Access for U.S. Small Businesses.” BIS Working Papers 1041
  - Cornelli, G., Gambacorta, L, R Rau, R. Wardrop and T. Ziegler(2020). “Fintech and Big tech Credit: a New Database.” BIS Working Papers 887
  - Dice, C. A., and J. Liebersohn(2020). “Does Fintech Substitute for Banks? Evidence from the Paycheck Protection Program.” Ohio State and University of California, Irvine Research Working Paper.
  - Erel, I., and J. Liebersohn(2020). “Does FinTech Substitute for Banks? Evidence from the Paycheck Protection Program.” NBER Working Paper No. 27659.
  - Ferreira, M., Eça, A., Prado, P., and R. Emanuele(2022). “The Real Effects of FinTech Lending on SMEs: Evidence from Loan Applications.” Working Paper Series 2639, European Central Bank.
  - Fuster, A., P. Goldsmith-Pinkham, T. Ramadorai and A. Walther(2019). “The Effect of Machine Learning on Credit Markets.” VoxEU, 11 January.
  - Gambacorta, L., Y. Huang, H. Qiu, and J. Wang(2019). “How Do Machine Learning and Non-traditional Data Affect Credit Scoring? New Evidence from a Chinese Fintech Firm.” BIS Working Papers 834.
  - Gopal, M., and P. Schnabl(2022). “The Rise of Finance Companies and FinTech Lenders in Small Business Lending.” *The Review of Financial Studies*, 35, pp. 4859-4901.
  - Hau, H., Y. Huang, H. Shan, and Z. Sheng(2018). “Fintech Credit, Financial Inclusion and Entrepreneurial Growth.” University of Geneva Working Paper.
  - Huang, Y., L. Zhang, Z. Li, H. Qiu, T. Sun, and X. Wang(2020). “Fintech Credit Risk Assessment for SMEs: Evidence from China.” IMF Working Paper, September.
  - Itzhak, B. I, Johnson, Mark J, and R. Stulz(2021). “Why Did Small Business Fintech Lending Dry Up during March 2020?.” Working Paper Series 2021-14, Ohio State University, Charles A.

Dice Center for Research in Financial Economics.

- Johnson, M(2021). “Marketplace lending: Matching small businesses with specialized FinTech lenders.” The Ohio State University Working Paper.
- Kamer, A., J. Guillory, and J. Hancock(2014), “Experimental Evidence of Massive-scale Emotional Contagion through Social Networks.” Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, vol 111, no 24, March.
- Liu, L., L. Guagli and X. Wei(2020). “The Big Tech Lending Model” . NBER Working Paper No. 30160.
- OECD(2021), Artificial Intelligence, Machine Learning and Big Data in Finance: Opportunities, Challenges, and Implications for Policy Makers, <https://www.oecd.org/finance/artificial-intelligence-machine-learningbig-data-in-finance>.