AI を活用した金融の高度化に関するワークショップ報告書

2019年9月

日本銀行金融機構局金融高度化センター

目 次

1. はじめに	1
2. 本報告書のポイント	3
(1) 金融業務における AI 活用の可能性と意義	
(2)AI 導入における課題	5
(3)「身の丈」に合った AI の導入	
3. 金融業務における AI の活用	7
(1)AI の現状の理解(AI の定義)	7
(2) 金融業務における AI 活用の可能性	8
(3) AI 活用に期待される効果	8
(4) 個別業務における AI の活用	10
4. AI の導入に当たっての課題・留意点	15
(1)導入目的の明確化	15
(2) データの整備	15
(3) モデルの構築	17
(4)AI の導入方法	18
(5) AI 人材	19
(6) AI 活用における協業	21
(7) AI の信頼性	22
5. 結びに代えて	25

(別添)「AI を活用した金融の高度化に関するワークショップ」参加者名簿

1. はじめに

本報告書は、2018 年 9 月から 2019 年 4 月にかけて開催された「AI を活用した金融の高度化に関するワークショップ」(AIWS)の議論をとりまとめたものである。

AIWS では、これまでの「IT を活用した金融の高度化に関するワークショップ」(ITWS) 「で取り上げきれなかった AI (Artificial Intelligence:人工知能)に 焦点を当て、計4回の会合を開催した。

具体的には、始めに、金融業務への AI 活用に関する「総論」を議論したのち、「デジタルマーケティング」、「信用評価」、「コンプライアンス」の個別分野ごとに各論を深めていった²。

各会合を通じて、わが国でも金融業務における AI の活用が拡がりつつあることやその意義が確認された一方、「データの整備」や「AI 人材の育成・確保」などが大きな課題であることが様々な文脈で指摘された。

AIWS における議論と本報告書が、わが国の金融機関が「業務の効率化」や「収益力の引き上げ」に向けて AI を効果的に活用していくうえで、一つの参考となれば幸いである。

▽ AIWS の開催実績

開催日	テーマ	プレゼンテーション内容				
第 1 回 2018.9.19	総論	「AI と機械学習の直感的理解と金融への応用」 (統計数理研究所 副所長/総合研究大学院大学 教授 山下智志氏) 「デジタル社会の到来と金融機関のチャレンジ」 (三菱 UFJ リサーチ&コンサルティング 代表取締役社長 村林聡氏)				
第 2 回 2018.12.17	デジタルマーケ ティング	「みずほ銀行のデジタルマーケティングへの取組み」 (みずほ銀行 データビジネス推進部 データビジネスチーム 次長 吉澤陽子氏) 「筑波銀行の EBM における AI の活用について」 (筑波銀行 営業企画部 上席主任調査役 内田晃秀氏)				

 $^{^1}$ ITWS (第 3 期) は、2017 年 10 月から 2018 年 6 月まで開催。各会合の模様や報告書(2018 年 8 月公表)は日本銀行のホームページ (http://www.boj.or.jp/finsys/c_aft/workshop/index.htm/) から入手可能。

1

² 各会合の模様は前掲注1の URL から入手可能。

第 3 回 2019.2.18	信用評価	「入出金情報を用いた信用リスク評価」 (日本銀行 金融機構局 金融高度化センター 三浦翔) 「AI を活用した信用評価手法の現状とこれから」 (りそな銀行 リスク統括部 金融テクノロジーグループ グループリーダー 荒川研一氏)
第 4 回 2019.4.23	コンプライアンス	「AI を活用した AML 業務高度化への取り組み 〜三井住友銀行における RegTech 」 (三井住友銀行 総務部 AML 金融犯罪対応室 室長代理 津田知哉氏) 「不正送金分野における AI 技術の活用」 (住信 SBI ネット銀行 金融犯罪対策部 企画・管理グループ 調査役 山浦圭介氏) 「AI を活用した応接記録簿のコンプライアンスチェ ックへの取り組み」 (横浜銀行 デジタル戦略部 戦略企画グループ 主任調査役 新川直敬氏)

[※] 所属および役職はワークショップ開催当時のもの。

2. 本報告書のポイント

(1) 金融業務における AI 活用の可能性と意義

AI は、人間では処理できない膨大なデータを使って、精度の高い予測判断を高速かつ高頻度で継続的に行えることに特長がある。その一方、現在の AI は、特定の作業のみを(より効率的に)遂行するだけで、人間によって構築され、メンテナンスされる必要があるなど、あくまでも人間の介在が前提となっている。AI は人間が行う作業の一部を代替または支援し、人間は、結果として生み出される余力も使って AI の作業を補完するとともに、AI には行えない業務に注力する。これは、いわば AI と人間の「協働」である。

こうした AI を活用する動きがわが国の金融機関においても拡がりつつある (次頁の参考を参照)。その一つの方向性は、「業務の効率化」のための活用である。例えば、これまで多くの職員がサンプリング方式で実施してきた各種のコンプライアンスチェックに AI を活用することで、職員の業務量が大幅に削減されるうえ、検証結果の均質化を図ることができる。また、悉皆的なチェックが可能になることに加え、AI が判別したリスクに応じて、職員が濃淡をつけた追加検証を行うことによって、全体として、不正検知等の精度が向上する。

もう一つの方向性は、「収益力の引き上げ」のための活用である。例えば、マーケティングや信用評価に AI を効果的に活用すれば、新たな顧客の取り込みや、信用コストの発生を抑制することなどが期待される。AI を含む IT の活用を通じて捻出したマンパワーを、営業など収益部門に振り向けることによっても、収益力の強化につながる可能性がある。

「AI は自動車のような存在であり、信用金庫や信用組合に至るまで、職員が車を乗りこなすように、(対面チャネルと組み合わせつつ) AI を使えるようになれば良い」との意見が聞かれたように、今や、金融機関にとって AI の活用は必然の流れとも言える。

もっとも、AIは、あくまで「業務の効率化」や「収益力の引き上げ」に寄与し得るツールに過ぎない。AIを使うこと自体が目的ではなく、AIという手段によって何を実現したいかが重要である。AIの可能性と限界を正しく理解し、どのような業務に適合するかを十分見極めたうえで、何を達成するのかという目的を明確にして導入を進めていく必要がある。

(参考) AIWS で紹介された AI の活用事例

デジタルマーケテ ィング	 BBM (Behavior Based Marketing) による見込み顧客への金融商品の提案 EBM (Event Based Marketing) による消費者ローンの需要見込み 先のリストアップ
信用評価	・オンラインレンディングにおける与信審査 ・預金口座情報(入出金・残高)を用いたデフォルト予測 ・住宅ローン等の審査業務の簡素化・迅速化 ・信用評価の補助 一 取引先の定性情報の分析 一 営業エリアや業種の景況感等の分析 一 企業間ネットワークの把握 一 ニュース等から企業に影響を与えるリスク要因を把握・分析 一 SNS 上の情報を解析し、取引先に関するイベント情報を抽出
コンプライアンス	・不正送金の防止(なりすまし等の検知)・アンチマネーローンダリング、テロ資金供与対策(当局への届出が必要な資金洗浄等が疑われる不審な取引の検知とその届出)・不適正な営業活動等の検知(応接記録簿から、金融商品の不適正な勧誘・販売、苦情事案等を検出)
顧客対応、業務支援 その他	 ・ヘルプデスクやコールセンター業務等の支援、自動応答(チャットボット) ・外貨自動積立(外貨預け入れのタイミングを判断) ・動画・音声解析による営業担当者のパフォーマンス評価・改善支援 ・営業支援(情報収集のサポート、ネクストアクションの推奨) ・ビジネスマッチング ・人事評価、社内の論文試験の採点

(2) AI 導入における課題

AIの導入を成功させるための課題は少なくない。

最も重要と考えられるのは、「データの整備」である。AI の予測精度は、AI に学習させるデータの質に依存するため、金融機関内部のデータにとどまらず、外部からも必要なデータを集め、多くの労力を割いて、AI で使える状態にする必要がある。

また、「AI 人材の育成・確保」も重要な課題である。AI を効果的に活用するには、データ整備やモデルの作り込みを行うスキルが必要であるが、同時に、金融実務に関するノウハウやセンスも欠かせない。外部から専門家を雇い入れたり、ベンダーを活用するにしても、プロジェクトを推進していくうえでは金融実務に精通した役職員の幅広い関与が不可欠である。もっとも、これらの役職員にAI やデータ処理に関する一定の知見がなければ、期待される役割を果たすことは難しい。この点、内部で AI に関する専門家を育成するのはもちろん、役職員に必要最低限の知見を蓄積させるのにも相応の時間とコストを要する。このため、わが国の金融機関でこれまで一般的に行われてきた短期間でローテーションを行う人事運用には適さない面がある。こうした人材の確保に加え、部署間の連携や組織横断的にデータを扱う部署の創設など、AI 活用を推進していくための体制作りも、AI活用の成否を分ける重要な鍵となる。

さらに、AI 活用に伴うコンプライアンスの確保も必要である。サイバーセキュリティ対策を含む厳格な情報管理は怠れない。また、AI による判断の適正性と透明性をどのように担保するかなど、その目線をどこに置くかを含めて検討途上の課題がある。

(3)「身の丈」に合った AI の導入

AIには、自ら開発するにせよ、外部から調達するにせよ、他と差別化できる高い機能を持ったものから、伝統的な統計モデルを用いた簡易なものまで、様々なものがある。システム基盤でみれば、処理に重厚なサーバーを要するものもあれば、1台のパソコンで対応可能なものもある。他方、各々の金融機関の業容、手がけているビジネス、主要な顧客層、顧客のニーズ、地域特性等に応じ、AIに求める機能や達成すべき成果は大きく異なる。投資や開発等に必要なリソースの余力も区々である。

規模の大小を問わず、金融機関にとって AI の活用が経営上の重要な論点となるなか、将来を見据え、各金融機関が自らのニーズや目的に照らし、費用対効果を踏まえて、それぞれの「身の丈」に合った AI の導入(の要否・適否)を検討していくことが望まれる。

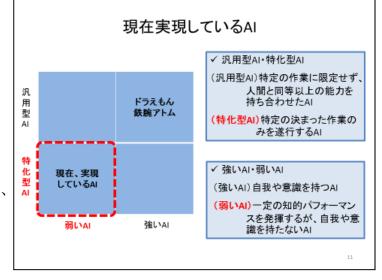
3. 金融業務における AI の活用

(1) AI の現状の理解(AI の定義)

現時点で技術的に実現されており、金融機関が現に利活用している AI は、「特化型の弱い AI」である。「ドラえもん」や「鉄腕アトム」からイメージされるよ

うな「汎用型の強い AI」と は異なり、目的に応じて特 定の作業のみを遂行するた めに、人間によって構築さ れるものである。

以下では、特に断りのない限り、AIを「特化型の弱いAI」の意味で用いるほか、文脈によっては、AIとほぼ同様の意味で「機械学習」という言葉を用いることとする。



機械学習と従来から使われている伝統的な解析手段である統計モデルは、いずれも、「予測システムにおいて、予め用意したデータを用いて、モデリング・推計技術を基に、モデル・システム(関数)を構築する」という意味では同じプロセス3を踏んでいる。

両者の違いを敢えて示せば、伝統的な統計モデルでは、モデルやパラメータのチューニングを「(実務のノウハウを持つ)人間が試行錯誤で行う」のに対して、機械学習は、データを活用することで、これらのチューニング (の一部)を「コンピュータが自動的に行う」ことが基本である点が異なっている⁴。

もっとも、実際には、両者の中間的な手法も存在しており、必ずしも明確に 分類できるものではない。また、いずれも利用する目的は同じであることから、

³ 具体的には、①変数を抽出する、②モデル式・構造を仮定(定式化)する、③データを使ってパラメータを推計する、④予測値を推計する、⑤効果を確認する、そのうえで、⑥さらにチューニングの必要・余地があれば、①からやり直す、というプロセス。

⁴ 機械学習では、多くの場合、モデルやパラメータのチューニングは自動的に行われるが、 実際には、集めたデータをどう整備し、どのデータを活用するか、アルゴリズム(機械学 習方法)として何を採用するかなど、運用を固めるまでは人間が試行錯誤で行う部分も大 きい。

AIWS では、AI を広い意味で捉え、伝統的な統計モデルを活用したモデルも対象に含めて議論が行われた。

(2) 金融業務における AI 活用の可能性

AI を活用すれば、人間では処理できない膨大な量のデータを使って、精度の高い予測判断を、高速かつ高頻度で継続的に行うことが可能となる⁵。

この点、金融機関は、財務データや顧客の属性情報のほか、これまで十分に活用できていなかった大量の取引ログ等のデータも豊富に保有している。また、異業種とのアライアンスのほか、API(Application Programming Interface)⁶の活用等を通じて、さらに新たなデータを外部から取得できる可能性がある⁷。このため、金融業務と AI の親和性は高く、金融機関が AI を活用して大きな効果をあげる素地は十分に整っていると考えられる。

実際、わが国の金融機関においても、PoC (Proof of Concept:実証実験)を経て、実装化する動きが拡がりつつある (4頁の参考を参照)。

(3) AI活用に期待される効果

膨大な情報・データを取り扱う金融機関が AI を活用すれば、「業務の効率化」や「収益力の引き上げ」が期待される。

まず、業務の効率化とは、典型的には、日々大量に行われる取引を精査し、 不正を検知する業務を AI が代替・補完(自動化)することで、職員の業務量が 大幅に削減されるといった効果である。その際、人手によるサンプルチェック から AI による全件調査に移行することが可能となるだけでなく、職員の経験や 能力差に関わらず、均質的な検証が行われ得るようになる。また、よりリスク が高いと AI が判別した取引の検証についてはベテラン職員に精査させる一方、 リスクが低いとされた取引については比較的経験の浅い職員に担当させるなど、 リスクの大きさに応じて、職員の配置や検証方法に濃淡をつけた追加検証を行 うことによって、全体として、不正検知等の精度が向上するものと期待される。

⁵ こうしたことが可能になった背景には、①アルゴリズム(機械学習方法)の進化、②利用可能なデータ(量)の増大、③GPU (Graphics Processing Unit) など計算資源(演算処理装置等)の能力向上、④これらを簡単かつ安価に利用できるようになったことなどがある。6 あるアプリケーションの機能や管理するデータ等を他のアプリケーションから呼び出して利用するための接続仕様等。

⁷ 金融機関自らのデータを活用するだけでは、金融機関が既存のビジネスを自らディスラプト(破壊)し、イノベーションを起こしていくことは不可能であるとの意見が聞かれた。

コールセンター業務など、顧客対応に関しても、電話での応答内容を音声認識・テキストデータ化したうえで、これを解析し、顧客の問い合わせへの適切な回答候補をオペレーターに提示するといった活用例がある。オペレーターを介さず、SNS(Social Networking Service)等を通じて自動応答する例(チャットボット)もみられ、この場合には、24時間対応も可能である。

これらの取り組みは、厳しい人手不足やベテラン職員の減少への対応(省力化、業務アウトプットの均質化)としてだけでなく、負荷の軽減やより働き甲斐のある仕事へのシフトを可能とする点で、働き方改革や魅力ある職場作りの手段ともなる。顧客満足度にもプラスの影響を及ぼし得る。また、結果的に浮いたマンパワーを収益部門にうまく振り向けられれば、収益力の強化にも資すると考えられる。

次に、収益力の引き上げとは、新たな商品・サービスの開発、運用成績や広告効果の向上、与信機会の拡大など、業務・サービスの質や生産性の向上を通じて稼ぐ力を改善・強化する効果である。

例えば、マーケティングの分野では、投資信託や消費者ローン等の販売のため、営業区域にチラシを撒いたり、子供の誕生・入学といったライフイベントやセグメント属性を踏まえた見込み客にダイレクトメールや電話等でアプローチする手法はこれまでにも存在した。ここに AI を活用し、より広範なデータを収集・解析し、各種の金融商品を売り込むべき顧客を絞り込む手法が拡がっている。そのもとで、E メールやホームページ・ATM の画面上でのターゲット広告など、多様化する情報伝達チャネルの選択にも AI が活用されている。AIWSでは、こうした施策により成約率が AI 導入前の数倍になった事例も報告された。

また、融資の実行や中間管理について、最終的には人間の判断を加味しつつ、AIによる信用評価を活用する動きが拡がっている。多様なデータを用いて、AIが借入れ申込者の信用スコアを算出し、その結果に応じて、融資の可否と金利等の融資条件を速やかに判定する。信用評価の精度向上と迅速化・簡素化は、従来の手法では融資が難しかった潜在的な借り手の取り込みにつながる可能性がある。また、貸し出した後の中間管理として、借り手の信用リスクを同様に評価し、デフォルトの予兆があれば、経営支援を含めた必要なアクションをタイムリーに講じることができるようになる。これにより、信用コストの発生を未然に防止し、抑制することが期待される8。

_

⁸ このほか、AIWS では議論の対象としなかったが、資産運用・市場取引の分野において、AI が大量かつ多様な情報やデータを超高速で分析し、機動的に取引を行うことによって、運用成績の向上を目指す向きもみられる。

AIWSでは、既存業務にかかるコストや人員の削減など、投資効果が見えやすい分野に関しては、経営層の理解を得やすいこともあり、取り組みが先行している、との指摘がなされた。確かに、その反面において、現状、新たな金融商品・サービスの開発といった領域においては AI の活用はまだ緒についたばかりのようにも窺われる。AI の計算結果が人間の発想を超えて革新的な金融商品・サービスを生み出すなど、AI の効果的な活用によって、金融機関の新たな収益源の創出や顧客利便性の向上につながっていくことも期待したい。

(4) 個別業務における AI の活用

AIWS では、個別業務における AI の活用を議論するため、①デジタルマーケティング(第2回)、②信用評価(第3回)、③コンプライアンス(第4回)の3つの分野をテーマとして取り上げた。各業務分野に共通する課題については次章に譲り、ここでは、それぞれの業務分野に固有の議論をとりまとめる。

イ、デジタルマーケティング

マーケティングの分野では、(潜在的な)顧客に関する様々なデータを AI が分析することによって、顧客に最適な金融商品・サービスをタイムリーに提案・提供することができると期待される。例えば、年齢や職業、家族構成といった属性はもちろん、既往の取引があれば、その動きなども踏まえて、いつ誰に金融商品・サービスへの需要が生じ得るかを AI に予測させることができる。その結果を基に、ターゲットや時期を絞り込んで宣伝・勧誘を行えば、ダイレクトメールを大量に送付するといった従来型の方法に比べ、売上を伸ばしたり、逆に無駄なアプローチを省いてコストを削減するなど、より効率的に成果をあげられる可能性がある。

また、そうした効果的な営業活動の結果として、顧客満足度が向上し、カスタマーエンゲージメント⁹が形成されることによって、より長期的な視点から安定的な顧客基盤が築かれ、ブランド価値の向上にもつながっていくと考えられる。

AIWSでは、メガバンクの先進的な事例に加えて、地方銀行による低コストでのスモールスタートの取り組みが紹介され、その後の議論では、インターネット専業銀行を含む様々な業態からの意見が出された。そのいずれにも共通した問題意識は、顧客との対面チャネルである営業店への来店客が減り、非対面の

⁹ 商品やサービスを提供する企業と顧客との関係を深め、高い付加価値性のある顧客関係を 築いていくこと。

デジタルチャネルの重要性が高まっているなか、AI を活用したマーケティングなくしては顧客との接点が失われかねない、あるいは、マーケティングの精度が上がらない、というものである。また、AI 活用の目的は、単に収益を引き上げるだけではなく、顧客に寄り添ったカスタマーイン¹⁰の営業手法を実現し、顧客満足度の向上を図ることにあるという点も、概ね一致した見方であった。

デジタルマーケティングは、既存の顧客向けと新規の顧客向けに応じて、注力すべきポイントが異なり得る。例えば、新規顧客の開拓には、Web 閲覧のタイミングを狙ってアプローチすることなどが有効であり、そのために、外部から取得したデータも取り込みつつ、AI を活用することが考えられる。

一方、既存の顧客向けには、内部に蓄積された情報をきめ細かく分析し、嗜好、性格、生活様式、頻繁に使うチャネル等を把握して対応することが可能かつ効果的である。

また、収益貢献の大きな少数の既存顧客向けであれ、個々の収益貢献は必ずしも大きくないマス層の顧客向けであれ、AIを活用し、顧客のニーズにマッチした提案をタイムリーに行うことや、効率化によって生じた余力を活かして顧客との関係を一層深化させることで、より良い成果につながっていくものと考えられる。

口、信用評価

融資の審査において、企業の財務データや個人の属性情報等を基に借り手の信用力(デフォルト確率)を評価・点数化するスコアリングモデルを活用する融資手法(スコアリング貸出)は、わが国では 1990 年代末頃から利用されるようになった。こうしたスコアリング貸出は、融資の申し込みがあったその日のうちに申込者に融資の可否等の結果を伝えることもできるほか、人の目を介さないため、恣意性を排除でき、必ずしも職人的な能力を必要としない点にメリットがある。

もっとも、当時のスコアリング貸出は、2000 年代中頃から、想定以上の貸し 倒れが発生し、失敗に終わったとの認識が共有されている。

これに対し、現在、拡がりつつある AI を用いた信用評価モデルは、技術進歩 を背景にモデルの精度が向上したことに加え、過去の経験を踏まえ、例えば、

10

¹⁰ 消費者のニーズを十分に汲み上げて、それを商品というかたちにして市場に出すマーケットインの発展的な考え方で、顧客一人ひとりの要望に沿って、商品やサービスを提供していく考え方。

申込者から提出される決算書には過誤や粉飾があり得ることから、財務情報だけでなく、多種多様なデータを活用するなどの工夫が施されている。また、スコアリングの結果だけで審査を完結するのではなく、審査担当者が経験則に基づく定性評価も勘案して融資の可否を判断するといったかたちでスコアリングモデルを審査の補助として使い、審査業務等の効率化・迅速化に役立てている。迅速・簡素な審査は、顧客利便性の向上を通じて、新たな顧客の獲得につながり得るほか、審査業務の効率化は、後述のとおり、事業規模や地域的な制約を超えて、融資ターゲットを拡大させることを可能にすると考えられる。

加えて、AI 活用による参照データの拡充やモデルの高度化、定性情報の勘案などによって、信用評価の精度が向上することで、従来の審査基準・方法では貸すことができなかった顧客の取り込みや、貸出金利のより適切な設定が可能となる。さらに、中間管理において、貸出先のデフォルトの予兆を少しでも早く捕捉できれば、経営支援を含め、早期に対策を打つことが可能となり、信用コストを抑制することができる。

AIWS では、預金口座情報(入出金・残高)を用いた機械学習モデルに関する 共同研究¹¹の概要が報告された。

この共同研究は、デフォルト予兆指標の創出と財務データ以外の情報を使った信用評価の実現を目的とし、株価等のない非上場の中堅・中小企業向けでの利用が可能で、過誤や粉飾が生じにくく、かつ、即時性のある預金口座情報を主な参照データとすることを企図したものである。

研究結果をみると、預金口座情報を参照し、機械学習モデルを用いて構築した信用評価モデルの精度は、予兆管理(中間管理)実務に十分実用可能な水準であることが確認された。また、預金口座情報に加え、財務データを併用した場合には、より高い予測精度が実現した。これは、預金口座情報のみでも予測精度として十分な水準にあるが、財務情報を加えることにより、即時性と予測精度の双方を兼ね備えた予兆管理モデルの構築が可能であることを示唆する結果である。

なお、共同研究では、統計モデル (ロジットモデル) についても、機械学習 モデル対比ではやや精度が落ちるものの、実務で十分に活用可能な予測精度を 有することも確認された。このため、モデルの解釈性の高さ、指標影響度のわ

¹¹ 日本銀行、りそな銀行および CRD 協会による共同研究。研究の成果は、日本銀行ワーキングペーパー「入出金情報を用いた信用リスク評価―機械学習による実証分析―」(2019 年6月28日)として公表(http://www.boj.or.jp/research/wps_rev/wps_2019/wp19j04.htm/から入手可能)。

かりやすさといった運用上の利点を勘案すれば、信用評価モデルとしてロジットモデルを採用するという判断も合理的と考えられる。

こうした AI を活用した信用評価の手法は、特に不特定多数の潜在的な顧客(小規模・零細事業者、個人等)から、小口・短期の融資や住宅ローンなどの申込みをオンラインで受け付けて、迅速・簡素な審査を行うビジネスモデル(オンラインレンディング)と適合的であると考えられる。このビジネスモデルのもとで、夜間やスマートフォンから申し込みの受付を行う事例もみられる。

これまで規模の大きな金融機関は、そうした手間を要しがちなセクターへの融資には手が回らない面があった。しかし、AIを活用し、営業から審査・中間管理までを一貫して効率的に業務運営できるのであれば、従前の営業エリアを超えて、そうしたセクターに新たに進出・注力する動きが異業種を含めて拡大していく可能性がある。AI活用による融資コストの減少から、対面・非対面を問わず、貸出金利の一段の低下圧力が働く可能性もある。この点、AIWSでは、従来、当該セクターを融資対象先としてきた地域金融機関にとっては、相応の導入コストをかけてAIを用いたオンラインレンディングに自らも取り組むのか、それとも、地域密着の強みや目利きの力を活かしたリレーションシップバンキングの強化で対抗するのかが問われる、との指摘がなされた。

ハ、コンプライアンス

コンプライアンスに関する金融実務は、多面的でかつ広範囲にわたる。そのうえ、近年は、単に法令に書かれたことを形式的に守るだけでなく、顧客や社会からの信頼を維持し、強化するために、それぞれのビジネスモデルに即して、より好ましい業務運営のあり方を自ら考え、規律していく姿勢が求められるようにもなっている。しかも、カバーすべき領域は拡大し、対応が求められる目線も切り上がってきている。コンプライアンス上、最低限の対応はもはや「できて当たり前」であり、仮に不備があれば、顧客等に被害が及んだり、自らの経済的損失やレピュテーションの低下を招くなど、影響は甚大になり得る。こうしたコンプライアンス対応を適切に遂行するため、金融機関は多くの要員を充て、その負担と緊張感は着実に高まっている。

AIWSでは、そのうち、アンチマネーローンダリング、テロ資金供与対策における「疑わしい取引」の抽出、インターネットバンキングの認証情報盗取による不正送金の防止、顧客保護の観点での応接記録簿のチェックについて、取り組み事例の紹介を受け、議論を行った。

いずれの取り組みも、従来、コンプライアンス対応に相応の人手をかけてきたが、質量両面で業務負担が増し、また、迅速性も求められるなかで、AIやRPA (Robotic Process Automation)などITの活用は不可避、との判断に基づくものであった。取り組みの結果、サンプルチェックから全件検査に調査対象を拡大するもとでも職員の負担は大幅に軽減し、また、より慎重な判断を要する事案や人間にしか行えないような業務に人的リソースを集中するといった対応と合わせ、検証等の精度が向上している。人間が気付かなかったものも見付けられるといった AIの特性も、コンプライアンス対応の実効性向上に寄与している。さらには、不正送金・詐欺被害防止等のため、これまで取引承認に要していた待機時間が短縮された点など、顧客利便性の向上にもつながっている。

このようにコンプライアンス対応は、従来、人手による対応が中心で効率化の余地が大きく、求められる対応の水準が高まるもと、その必要性も増していることから、AIを含む IT の活用が効果的と考えられている。また、効率化効果が目に見えやすい点も、前向きな投資判断に結び付きやすい背景になっている。加えて、そもそもコンプライアンス対応は、膨大な対象のなかからリスクの高いものを重点的にチェックするというリスクベースアプローチが重要であり、AIによるリスク評価(スコアリング)を活用する手法は、これと親和性が高い、との指摘もなされた。

4. AI の導入に当たっての課題・留意点

金融機関が AI をより効果的に活用していくうえで、課題は少なくない。AI 導入の費用対効果の見極めが難しいほか、リソース面、コンプライアンス面それぞれに克服すべき課題がある。以下では、AIWS において議論された主な課題や留意点を整理する。

(1) 導入目的の明確化

AI のような新しいテクノロジーを導入するに当たっては、まずもって、経営者自身が AI を「何のために使うのか」をしっかりと見定める必要がある。AI を使う目的や、AI 活用によって解決したい課題を具体的に設定・共有し、そのうえで、その解決には何をどう使ったら良いか(AI が必要なのか、あるいは他の技術・方法で対応が可能なのか)を検討することから始めることが重要である。また、AI は万能のツールではなく、その限界を踏まえて、「この部分を、これ位のコストで、ここまでできれば良い」といった具合に割り切りながら活用することが適当である、との意見が聞かれた。

(2) データの整備

AI活用上のポイントとして繰り返し指摘されたのは、データの重要性である。 データをうまく活用できなければ AI活用はうまくいかない。使うデータが異なれば出てくる答えも違ってくる。こうした認識が広く共有されるもとで、出所が様々なデータをどのように組み合わせて活用するか(データ・プロファイリング)が重要であり、また、AIが学習するデータの網羅性や偏りの有無に配意しなければならない、との指摘がなされた。

そのうえで、AIの活用に当たっては「データの整備」が最初に直面する壁である、との声が聞かれた。

イ、保有するデータの整備

金融機関は膨大な量の情報を保有しており、これを有効に活用することができれば、金融業務の高度化の観点から、様々な可能性が拡がる。しかし、それらは実際には「紙」の形態で保管されていることが多い。由来が伝票である、決裁に印鑑が必要、書類の保存義務、外部との連携に紙を使っている、といった事情がその背景にある。AI での活用には、それらをデジタル化する必要があ

るが、AI-OCR(Artificial Intelligence - Optical Character Recognition)¹²等によりデジタル変換することも可能になってきているとは言え、追加的なコスト等を勘案すれば、当初から、紙を使用せずに、デジタル情報(データ)として取得・保管することが望ましい。

また、既にデータとして金融機関の内部に存在していても、それを完全には使いこなせていないという実情もある¹³。例えば、格納場所の問題として、テキストファイルのまま、データベース化されずにオフライン端末に残っていたり、各システムに散らばって管理されているがために、実際には簡単にアクセスできないことも多い。また、勘定系のデータは比較的集約されているが、もともと分析目的で活用することを想定していないため、必ずしも長期の時系列データとして保存されているわけではない。さらに、データをAIで分析可能な状態にするには、異常値の除去や欠損値の補填などを行い、データの品質を高めること(データ・クレンジング)が必要であり、これには相当な労力を割く必要がある。データの整備は、単に大きな箱にデータを格納すれば良いということではなく、拡張性、柔軟性、利便性を十分に考慮して行うことも求められる¹⁴。

この間、インターネット専業銀行は、顧客との接点がすべて非対面チャネルであることなどから、ビッグデータ活用との親和性が高い一方、口座開設からの平均的な取引期間が短い顧客が多く、取引履歴データ等の蓄積が少ないため、外部データを導入し補完しなければ自行データすら活用できないのが実態である、との声が聞かれた。また、例えば、マネーローンダリング対策に関しては、対面チャネルを持たないが故に窓口担当者が受けた第一印象などを用いることができず、それに代わるものとしてデータを眺めながら勘を如何に働かせるかが重要になるといった難しさも指摘された。

11

¹² OCR は、画像データから文字情報を読み取り、文字データとして出力する技術である。 これを AI と組み合わせることにより、手書き文字や非定型帳票にも対応できるなど、読み 取り精度の向上を図ることができる。さらに、読み取り結果を再学習させることで認識率 を一層高めることも可能となっている。

 $^{^{13}}$ 日本銀行・金融システムレポート別冊シリーズ「銀行・信用金庫におけるデジタライゼーションへの対応状況—アンケート調査結果から—」(2019 年 5 月)中、2. (1) ⑦顧客データの活用状況(6 頁)を参照。

¹⁴ データ分析をベンダーに依頼する場合でも、情報管理の観点から、データの抽出や匿名加工情報への加工は社内で行う必要があり、こうしたデータ加工スキルを持った人材の確保も課題になる。

口、外部データの連携

金融機関が AI を十分に活用するためには、財務データや顧客属性情報など金融機関が従来から保有・利用してきたデータだけでなく、他社とも連携し、外部のリテール決済データや IoT (Internet of Things) のデバイス¹⁵から得られるデータ (位置情報等) などを含め、様々なデータを入手して分析することが必要であるとの意見も多い。そうした新しいデータを組み合わせて深層学習¹⁶させることにより、従来のデータに新しい意味付けを見出せる可能性がある、との指摘もあった。同時に、外部データの活用については、これをどのように取得するのか、内部のデータとどのように結合するのかといった課題があり、どのようにデータを入手すれば直ぐに AI で活用できるのかを念頭に置いて検討を進める必要がある、との指摘がなされた。

(3) モデルの構築

イ、モデルの評価

ロジットモデルなど伝統的な統計モデルにも、機械学習モデルにも、それぞれメリット・デメリットがある。モデルの決定に当たっては、各モデルを慎重に比較・評価することが重要である。例えば、高度な機械学習モデルを選択する場合には、モデルが行った判断の正しさをどのように検証するのか、モデルによる算出結果の説明が可能かといった点がポイントとなろう。こうした観点に照らして機械学習モデルに難があるのであれば、予測精度の面では劣っていても、従来から扱い慣れている統計モデルを採用するという判断も合理的と考えられる。

ロ、モデルの普遍性

AI といえども、基本的には過去のデータに基づいて仮説・推計を行うため、 現実の動きが過去のデータの傾向と異なってくれば、その予測精度は低下する。 金融は人間の行動によって結果が左右される分野であり、人間の行動が変化す れば、それまで問題なく行われていた予測がうまくいかなくなる恐れがある。

15 固有の IP アドレスを持ちインターネットに接続が可能な機器およびセンサーネットワークの末端として使われる機器。パソコンやスマートフォンなどの従来のインターネット機器に加え、スピーカや照明、空調機器のような家電製品、スマートウォッチのようなやウェアラブル機器なども含まれる。

¹⁶ 人間の脳神経の構造を模倣した多層のニューラルネットワークによる機械学習の手法。 ディープラーニングとも言われる。

また、法令の改正など、ルールの変化があれば、過去の経験則が当てはまらなくなることもある。たとえ優れた AI を構築できたとしても、それを使い続けるうえでは、こうした点に留意する必要がある。

さらに、現在、信用評価のために開発・活用されている AI について、日本では長らくゼロ金利・マイナス金利が続いているため、金利上昇局面が来ても適切に予測できるのか、歴史的にみて信用コストが非常に低い時期のデータを用いてモデルを構築した場合、信用環境の変化に対して頑健なものとなるのか、といったわが国固有の留意点が指摘された。

ハ、知的財産の権利関係

金融機関が AI を活用するに当たって、モデルの構築などでベンダーの協力を受けるケースが少なくない。その際には、知的財産権の帰属や、ベンダーが得られた知見を他の金融機関にも展開する場合の権利保護措置などを予め整理しておくことが望ましい。

(4) AI の導入方法

イ、AI の導入パターン

AI の導入パターンには、大きく分けて、①自社が中心となり、自社のデータを用いてモデルを構築する(内製化)、②ベンダーの知見を活用し、自社データを用いてモデルを構築する、③ベンダーが構築した、ある程度完成されたモデルを基に、自社のデータを学習させてパラメータをチューニングする、④クラウド(SaaS: Software as a Service¹⁷)等で提供されるパッケージを利用する、の4つが考えられる。

このうち、④は導入自体は比較的容易であるが、他行庫との差別化にはつながり難い。差別化を目指すのであれば、金融機関自らが開発に一定程度携わっていく必要がある(①~③)。内製化のハードルは相応に高いが、他行庫との共同開発やコンサルティングの活用(②)なども考えられる、との指摘がなされた。そのうえで、導入パターンによって必要な資源(ヒト・モノ・カネ)が

 $^{^{17}}$ クラウドのサービスモデルの一つであり、クラウド上でアプリケーション・ソフトウエアの機能が提供されるもの。他のサービスモデルとしては、PaaS (Platform as a Service: クラウド上でアプリケーションの実行環境が提供されるもの)、IaaS (Infrastructure as a Service: 仮想マシン技術によって実現される仮想マシンのほか、ストレージやネットワークなどの計算資源の基本要素がクラウド上で提供されるもの)がある。

異なるため、それぞれのメリット・デメリットを十分に踏まえて対応を決定する必要がある、とされた。

ロ、PoC の実施

AIの導入に際しては、PoC (Proof of Concept) が実施されるケースが多い。PoC の成功確度を高め、サービスインにつなげるためには、着手前に、必要なデータが揃っているか、構築に必要な技術が備わっているかを見極める必要がある。また、PoC の事後評価に関し、結果が思わしくない場合であっても、原因分析をしっかりと行えば、次の機会に有用な成果が得られることもあるとか、PoC の実施前に、予め評価軸を設定して関係者間で共有しておかないと、どのような改善が必要なのか、そのための作業を継続するかどうかの意思決定が行い難い、といった指摘がなされた。

ハ、クラウドの活用

AI を含む IT システムを開発する場合、従来、一定の設備等を予め購入・準備しておく必要があった。しかし、近年は、クラウドを活用することによって、そういった初期費用を抑えつつ試験的に AI を導入し、その結果をみて本格導入することができる状況となっている。

もっとも、FinTech 事業者等がクラウドを最大限に活用する一方で、金融機関はクラウドを使いこなせていない、とも言われる。クラウドについては、情報セキュリティ面の懸念が指摘されてきたが、最近では、主要なクラウドベンダーを中心とした情報セキュリティ技術の大幅な向上を受けて、クラウドの方が情報セキュリティ面での安全性が高いと評価する向きもある。こうしたなか、固定概念を取り払い、クラウドの活用を検討しようと考えている、との声が聞かれた。

(5) AI 人材

イ、必要な AI 人材と体制

金融機関が AI の開発・運用を他行庫と差別化するために独自に行う場合はもちろん、ベンダー等に委託する場合であっても、委託先との意思疎通を適切に行うためには、AI に一定の知見を持つ役職員が不可欠である。また、モデルの予測精度の決め手となるのは、AI に学習させるデータセットであり、そのためには、データのノイズを判別し、データ選定の適切性を判断できる素養を持つ

人材が必要である¹⁸。同時に、これらのスキルを持つ優秀な人材を確保できたとしても、金融実務への十分な理解が伴わなければ、AI を効果的に活用することは難しい。

このように、金融実務の経験と AI やデータ整備・加工などのデータサイエンスの素養の双方を兼ね備えた AI 人材を育成・確保することは重要な課題であり、それには相応の時間とコストを要するという認識が共有された。

この点に関連し、役職員が持つノウハウを結集する仕組みや組織作りの重要性を指摘する声が多く聞かれた。例えば、プロジェクトの企画を担当する人材と分析を担当する人材を一つのチームとしてまとめ、良い連携を生むように環境を整えるとか、金融実務とデータサイエンスの双方に通じた人材で構成される組織横断的なデータ分析部署の存在が重要である、との指摘がなされた。

ロ、人材育成・確保における課題

金融機関では、一般に、数年のサイクルで人事ローテーションが行われてきた。そのもとでは、素質のある職員に必要なスキルを身に着けさせ、AI人材に育成しても、直ぐに異動になってしまう可能性がある。また、データ分析のスキルを高めることが人事評価でプラスにつながることが周知されていなければ、担当者のモチベーションが上がらず、人材が育たない。金融機関がAI活用を進めていくうえでは、こうした指摘も踏まえつつ、人材の育成・確保の面で工夫を疑らしていくことが求められる。

なお、地域金融機関では、AI活用以前の問題として、自らIT開発を行う人的 資源に制約があることも少なくない。こうしたなか、企画担当者1名が統計ソ フトの使い方を独学で習得し、外部コンサルティングを受けつつ、試行錯誤し ながら AIを自主開発した地域金融機関の事例が紹介された。この先では、シス テム基盤についても、大型サーバーやクラウドではなく、1台のハイスペック なパソコンを用いるなど、できることから始めるスモールスタートの方針のも と、軽量化路線が採られた。こうした事例は、他の地域金融機関にとって大い に参考になる取り組みと考えられる。

ハ、人材戦略と AI 活用

AI の導入に当たっては、どの業務を AI に代替させるかだけでなく、それによ

¹⁸ なお、データの構造化作業を担うデータサイエンティストについては、大学の教員も不足しており、供給不足は構造的な問題である、との指摘がなされた。

り生み出される人的余力をどこに再配置するのかという戦略も重要である。 営業の強化などに回す例が多いとみられるが、事務担当者を営業部門に配置転換しても直ぐに高いパフォーマンスを得られるわけではない、との指摘もなされた。そのうえで、AI は、顧客のビジネスやニーズを深く理解するための情報ツールとして、そうした職員のスキルの補完を図る手段としても有効であるとの意見が聞かれた。また、AI 活用によって、役職員の働き方を変えていくことについても検討を重ねていく必要があるとの指摘もなされた。

(6) AI 活用における協業

イ、データの共有

金融機関が自ら保有する顧客データには質量両面で限界があり、AIを活用する際の制約となる場合がある。内部のデータのみで統計的な有意性を担保し得るボリュームを確保できるかという問題に加え、例えば、これから取引を開始しようとする潜在的な顧客に関してはそもそもデータがない。この点、海外でみられるような、顧客の承諾を得たうえで、データを API 連携により他の金融機関や事業会社と共有し合う仕組みがあれば、一つの解決策となり得る、との意見があった。

その一方、データの共有については、結果として顧客が他の金融機関に流出することを懸念する向きもあるのではないか、との見方も提示され、特に地域におけるシェアが大きい金融機関にとっては、データ共有はメリットよりデメリットが大きいと捉えられることが多い、との指摘がなされた。

ロ、モデルの共有

信用評価モデルを構築するために、金融機関の預金口座情報を分析可能なかたちのデータベースに作り込む作業を担当した経験を踏まえると、地域金融機関が大量のデータを独力で使いこなすことは、人材やコストの面で難しいのではないか、との見方が示された。そのうえで、多くの地域金融機関が活用できるよう、モデルのバリエーションを拡げて提供することができれば、中小企業の金融円滑化に貢献できる可能性がある、との指摘がなされた。この点に関連し、他の金融機関向けに、AIによる審査結果(デフォルト確率)を提供するサービスの展開を検討している旨の紹介がなされた。

ハ、インフラの共有

コンプライアンスや事務効率化に関連する分野は、基本的には非競争領域であり、金融機関が協業しやすい分野であるとの意見が多く聞かれた。特に、コンプライアンスに関しては、規制が厳格化されるなか、各金融機関がモデルの継続的なアップデートや、犯罪手法・金融サービスの変化への対応などを個別に行っていくのはかなりの負担であり、金融界全体として、データやモデルの共有・共同化を検討することが望ましい、との指摘がなされた。この点、金融機関の規模に関わらず、リスクそのものは基本的には金融機関に共通したものであり、金融機関が自らのリスク・プロファイル等に応じて必要なパラメータを調整すれば、共同で構築したモデルやベンダーが提供するモデルの活用は十分に可能である旨の意見が聞かれた。また、こうした対応は、金融機関が自らのリスクを特定・評価し、リスクに見合った低減措置を講ずるというリスクベースアプローチの考え方に通じるものである、との見方が示された。

なお、こうした協業を考えるうえでは、協業の旗振り役を誰が担うかという 点に加え、他に先駆けて先進的な取り組みを行っている金融機関はそれが差別 化(優位性)につながっている面があること、他方、既にある協業プロジェク トに後から参加する先を既存先と同じ扱いとするのは必ずしも公平ではないこ となど、関係者の間でどのようにバランスを取っていくのかが論点となる、と の指摘もなされた。

(7) AI の信頼性

イ、説明責任

AI を活用する場合、一般に、AI が判別した結果の根拠や分析過程が必ずしも判然としないという問題(ブラックボックス化)が指摘されることが多い。金融業務に AI を活用する場合には、その判断に至った理由など、内部向けにも、顧客などの関係者向けにも、説明責任を果たすことができないのでは、適合性の原則を含む顧客保護、ひいては訴訟リスク等の面で懸念がある、との意見が聞かれた。また、利用するデータに関しても、データ入力の際に、故意や過失により誤ったデータが入力されたり、意図的に特定のデータが排除される可能性がある。このようなデータの過誤や偏りの問題を顧客にどのように説明するかという点も潜在的な論点である、との指摘がなされた。

他方、こうした説明責任の問題は重要であるが、そればかりを意識している

と、顧客の取り込みなどで後れをとってしまうとの危機感も示された。また、フロード(詐欺などの不正取引)リスクの観点からは、逆にモデルのロジック流出を如何に防ぐかが大事であり、ブラックボックスであることはその点で安全と言える、との指摘もなされた。さらに、ブラックボックス化それ自体はやむを得ないとして、それをどのように顧客に説明していくか、あるいは、AIを利用していることを顧客にどう伝えていくかといった視点から考えることも重要なのではないか、との意見も聞かれた。

ロ、判断の適正性

AI が下す判断が倫理的に問題ないことをどのように担保するかという論点を巡って、利用するデータに関し、差別につながる可能性がある偏りをどうやって防ぐかという課題(データの公平性・多様性の確保)の重要性が指摘された。そのうえで、AI と言っても、本質的には過去の人間の判断をそのまま学習しているだけという面もあり、AI が下した判断が不適当だとすれば、人間がもともと下していた判断自体が不適当なものであった可能性がある、という点にも留意が必要、との意見が聞かれた。

また、過度な期待のもと、正しい理解がないままに AI が利用されると、適合性の観点から問題が生じ得るとの指摘もなされた。例えば、押しの強い営業やお願い営業の結果を学習した AI にマーケティングのターゲットを抽出させれば、その商品に適合する顧客ではなく、押しに弱いあるいは泣きに弱い顧客にセールスしてしまう可能性がある、との懸念が示された。

ハ、AIと人間の協業のあり方

これまで取引がない先にオンラインで自動的に融資することは技術的に可能であるが、人間の介在がないままに、即座に融資まで行うことについては慎重な判断が必要である、との意見が聞かれた¹⁹。こうした視点から、個々の業務について、AI に任せる範囲と人間が判断を担うべき範囲の切り分けを整理していく必要がある、との指摘がなされた。

ニ、データの活用目的

金融機関が、口座振替、クレジットカード、決済等の情報をビッグデータと

¹⁹ こうした立場から、信用評価への AI の利用は、現時点では、融資の中間管理においてアラーム機能を発揮させることが最も有効である、との見方が示された。

して扱うことはともかく、特定の個人の行動やその変化を察知するために使用することが、どこまで許容されるのか。この点に関し、これは、顧客との契約上利用が許されているかといったような次元の問題ではなく、データ提供者である顧客の受け止め方の問題である、との指摘がなされた。そのうえで、顧客がメリットを感じることができるかどうかが重要であり、何が良くて何が駄目なのかを考えながら慎重に対応していきたい、との意見が出された。なお、個人情報は様々なサービスを通して否応なく観察・収集されており、もはや部分的に気にしても意味は乏しく、個人情報を守ることにはならない、との見方も示された。

ホ、AI 利用のリスク管理・利用原則

大手IT 企業が「AI 開発指針」を続々公開しているほか、各国の政府も AI 活用のルール作りを行っている²⁰ことも踏まえ、AI 利用の大原則や活用方針について内部で議論を始めている旨が紹介された。具体的には、AI の利用にかかるリスク管理が必要との問題意識から、透明性の確保、データの公平性、AI 利用の公表、フェイルセーフの原則²¹、サイバーセキュリティへの対応、プライバシーの確保、知的財産権への配慮等をまとめた柔らかな方針を策定したこと、そのうえで、AI に固有のリスクをリスク管理のフレームワークに組み込むことを目指し、リスク所管部署も交えて議論が行われていること、が紹介された。加えて、GDPR(General Data Protection Regulation)²²における「AI で判断されない権利」なども踏まえた議論も今後必要になる、との見方も示された。

また、グループ全体として、「AI 指針なき企業は認められない」との考えのもと、AI 倫理に関する専属の担当者を配置して、政府の AI 社会原則等に照らして自らのビジネスに問題がないかを洗い出している、との紹介もあった。その背景として、今後のビジネスのサステナビリティ等を考えれば AI は必須であり、このような取り組みは経営上の重大な課題となる、と見方が示された。そのうえで、金融に限らず生活の様々な場面・状況で AI が利用されることを踏まえれば、金融だけが突出して対応する必要はなく、社会全体の流れに平仄を合わせつつ、倫理指針等に従って粛々と AI を利用すれば良いのではないか、との指摘がなされた。

²⁰ 日本政府は「人間中心の AI 社会原則」を、EU は「AI 倫理指針」をそれぞれ 2019 年春 に公表している。

24

²¹ 誤操作や誤作動が発生した際に被害を最小限に抑えるように制御すること。

²² EU の一般データ保護規則 (2018 年 5 月施行)。

5. 結びに代えて

2012年頃から始まったとされる現在の第三次 AI ブームは、一頃の過剰とも言えた盛り上がりがこのところ落ち着きを取り戻しているように窺われる。

AIWS での議論を通じ、わが国の金融機関の間でも、AI 活用のメリットと留意点を冷静に見定め、顧客や役職員の効用を高める観点から、どの業務のどの部分を AI に代替させ、どこにマンパワーを投入するのかを適切に切り分けることの重要性が着実に認識されていることが確認された。AI を活用するプロセスの多くの場面で人間の介在は必要であり、人間の価値は存在し続ける。AI の導入が進んでも、地域金融機関の存在意義として残る部分は「リアルな顧客接点」であり、これを一番大切にしなければならない、との意見も聞かれた。AI は、あくまでも人間を助け、人間と協働するツールである。

一方、金融はAIによって仕事を奪われる業種の一つであるとの見方もあって、 金融機関への就職を希望する学生が減少していると言われる。こうしたなか、 金融業界全体として、AIを使えば「ワクワク」する仕事をできることを訴えて いくことが必要ではないか、との指摘もなされた。

IT や AI の利用を成功させるには、これらの技術を用いて自らのビジネスや働き方をどう変えていくかという、デジタルトランスフォーメーション(DX)の視点が欠かせない。その際、現行のビジネスや事務を前提にするのではなく、新たな目線で何ができるかを考えていく姿勢が重要である。単に「守り」だけでなく、新たな発想による「攻め」にも同時に取り組んで、課題を解決しつつ未来の金融を切り開いていくことができれば、金融の仕事が「ワクワク」としたものになっていくものと期待される。

本報告書では、金融業務における AI 活用の意義と課題・留意点をできる限り 具体的に整理した。課題は軽くも少なくもないが、AI の活用が徐々に拡がって きているもとで、業態や規模の大小を問わず、すべての金融機関がそれぞれの ニーズと「身の丈」にあった対応や対策の検討を続けていくことが望まれる。

最後に、AIWS に参加し、有意義な議論に貢献して頂いた関係者の皆様、また、 事務局による事前調査に多大なご協力を頂いた方々に、事務局より、心から感 謝を申し上げたい。

以 上

「AI を活用した金融の高度化に関するワークショップ」参加者名簿(敬称略)

※ 所属および役職はワークショップ開催当時のもの

			開催回				
氏	名	組織名・部署名・役職名**	1	2	3	4	
荒川	研一	株式会社 りそな銀行 リスク統括部 金融テクノロジーグループ グループリーダー	0		0		
安西	則泰	住信 SBI ネット銀行 株式会社 金融犯罪対策部長				0	
石原	和幸	株式会社 広島銀行 総合企画部 デジタルイノベーション室 室長			0		
稲葉	大明	日本リスク・データ・バンク株式会社 代表取締役副社長			0		
岩田	廉平	株式会社 三菱 UFJ 銀行 デジタル企画部 次長	0	0	0	0	
内田 ;	晃秀	株式会社 筑波銀行 営業企画部 上席主任調査役		0			
河村 :	允誉	株式会社 三井住友銀行 企業調査部 信用企画グループ グループ長			0		
楠	真	株式会社 野村総合研究所 理事	0				
小島	英一	デロイトトーマツファイナンシャルアドバイザリー合同会社 Financial Crime Risk Management 統括 金融フォレンジック統括 執行役員 パートナー				0	
坂本	博勝	株式会社 大和総研 フロンティアテクノロジー本部 フロンフィア テクノロジー部 副部長		0			
島田i	直貴	株式会社 金融ビジネスアンドテクノロジー 代表	0	0	0	0	
新川i	直敬	株式会社 横浜銀行 デジタル戦略部 戦略企画グループ 主任調査役				0	
染谷 :	豊浩	有限責任監査法人 トーマツ デロイトアナリティクス ディレクター			0		
高野	康	みずほ第一フィナンシャルテクノロジー 株式会社 データアナリティクス 技術開発部 部長			0		
高橋	淳一	一般社団法人 CRD 協会 企画部 チーフアナリスト			0		
瀧澤 -	与一	アマゾン ウェブ サービス ジャパン株式会社 技術統括本部 エンタープライズソリューション本部 部長 シニアソリューション アーキテクト	0				
多治見	和彦	株式会社 みずほフィナンシャルグループ デジタルイノベーション部 IoT・ビッグデータビジネスチーム 次長	0			0	
田中i	直哉	亀有信用金庫 事務部 部長				•	
田丸	健三郎	日本マイクロソフト株式会社 業務執行役員 ナショナルテクノロジー オフィサー	0				
津田	知哉	株式会社 三井住友銀行 総務部 AML 金融犯罪対応室 室長代理				0	
常田	昌人	株式会社 三井住友銀行 リテールマーケティング部 マーケティング 企画グループ グループ長		0			
西原	正浩	株式会社 NTT データ経営研究所 金融政策コンサルティングユニット シニアマネージャー (第1回 参加当時) ソニーフィナンシャルホールディングス株式会社 事業企画部 マネージャー (第2回~第4回参加当時)	0	0	0	0	
長谷川	貴博	株式会社 オメガ・パートナーズ 代表取締役 社長				\circ	
原田	義昭	株式会社 三井住友フィナンシャルグループ IT イノベーション推進部 上席推進役	0				
東慶	太	株式会社 ふくおかフィナンシャルグループ デジタル戦略部 サービスイノベーション推進室 室長			0		

福田	智之	株式会社 りそなホールディングス オムニチャネル戦略部 金融マーケティンググループ グループリーダー		0		
藤井	尚子	株式会社 りそなホールディングス コンプライアンス統括部 AML 金融犯罪対策室 グループリーダー				0
豆塚	滋夫	株式会社 常陽銀行 営業統括部 主任調査役 (第1回参加当時) 株式会社 常陽銀行 地域協創部 主任調査役 兼 筑波大学 国際産学 連携本部 技術移転マネージャー (第2回〜第4回参加当時)	0	0	0	0
村林	聡	三菱 UFJ リサーチ&コンサルティング株式会社 代表取締役 社長	0			
森本	昌雄	T&I イノベーションセンター株式会社 代表取締役会長 株式会社 千葉銀行 参与	0	0	0	0
山浦	圭介	住信 SBI ネット銀行 株式会社 金融犯罪対策部 企画・管理グループ 調査役				0
山下	智志	大学共同利用機関法人 情報・システム研究機構 統計数理研究所 副所長、リスク解析戦略研究センター長 総合研究大学院大学 統計科 学専攻 教授	0	0	0	0
吉澤	陽子	株式会社 みずほ銀行 データビジネス推進部 データビジネスチーム 次長		0		
吉本	憲文	住信 SBI ネット銀行 株式会社 FinTech 事業企画部長	0	0	0	
菅野	浩之	日本銀行 金融機構局 審議役 金融高度化センター長	0	0	•	0
山下	裕司	日本銀行 金融機構局 金融高度化センター 副センター長	0	0	0	0
中山	靖司	日本銀行 金融機構局 金融高度化センター 企画役(モデレーター)	•	0	0	•
三浦	翔	日本銀行 金融機構局 金融高度化センター			0	

〇:ラウンドテーブル参加者

◎:プレゼンター(通常)

●:プレゼンター(ミニ、論点整理)