

機械学習型人工知能とビッグデータの結合がもたらす

金融サービス業の変化

関 雄太、佐藤 広大、ラクマン ベディ グンタ

■ 要 約 ■

1. 近年の人工知能（AI）の進化は目覚ましい。IBM Watson のクイズ王に対する勝利や、Google DeepMind による囲碁最高峰棋士に対する勝利は、AI が判断や推論といった高度な知的活動を行えるようになりつつあることを示している。AI の進化がもたらす影響は、限定的な分野に留まらず、多くの産業に及ぶと考えられる。
2. 昨今、ソーシャルメディアや IoT による新しいタイプのデータ等、非構造化データが急速に増加しており、それらのビッグデータに加え、脳科学、ロボティクスなど周辺技術の発展からも影響を受け、ディープラーニング等による機械学習と組み合わせることで、AI は革命的に進化する可能性がある。
3. 金融サービス業に焦点を当てると、AI やビッグデータを活用することで、①パーソナライズ化、②自動化、③予測+ α といった方向性で発展が進むと考えられる。これにより従来以上に顧客ニーズに即したサービスを提供できるようになり、結果として、金融サービス業の本質が変化していくことが予想される。
4. 上述の3つの方向性に関して、AI の金融サービス業への適用事例としては「顧客をよく知ることや営業員の支援」「情報取扱系の業務やミドル・バック処理の効率化」「金融市場の動きの予測」といった分野が挙げられ、海外を中心として金融機関、IT 企業やスタートアップ企業による様々な取り組みが始まっている。
5. 日本国内では少子高齢化や労働生産性の低さは解決すべき課題として叫ばれているが、AI やビッグデータ分析を活用した自動化や付加価値の向上に活路を見いだせる可能性がある。日本の金融機関も顧客から選択され生き残るためには技術革新をプロアクティブに採り入れて付加価値を高める他なく、AI とビッグデータ分析の革新は、今後、金融サービス業の細部に渡って浸透していくと考えられる。

I はじめに

第3次ブームに位置づけられる近年の人工知能（AI）の進化は目覚ましい。特に機械学習（Machine Learning）の分野で本格的な革新が起きる中、適用可能な活動領域が大きく広がっている。例えば、米 IBM の長年の研究成果であるコグニティブ（認知）・コンピューティング・システム Watson は、2011年に米クイズ番組「Jeopardy!」で人間のチャンピオンに勝利した¹。また米 Google が2014年に買収した英 DeepMind が開発したプログラムである AlphaGo は、2016年3月に囲碁の世界最高峰棋士であるイ・セドル氏に勝利した²。これらの事例は、人間が持つ直観力や複雑な思考力を AI が獲得しつつあることを示しており、従来では実現までに何年、何十年もかかると予想されてきた高度な判断や推論といった知的活動を部分的に AI が行えるようになりつつあるとも考えられる。AI の進化がもたらす影響は、上述のクイズやゲームといった限定的な分野に留まらず、多くの産業に及ぶと考えられる³。

一部の産業においては、頭脳労働の機械化や機動性、知性、感覚などが強化されたロボットによる人間労働の部分的な代替など、人間社会に破壊的な効果をもたらすイノベーションに近い将来に実現することも指摘されている⁴。

また、さらに大きな変化が起きる背景として、次章で紹介するように、データの増加ならびに AI の周辺技術の進化が挙げられる。本稿では、機械学習型人工知能とデジタルデータの分析技術の進展と結合に焦点をあてて、金融サービス業における新たな商品やサービスが創出される可能性や、金融サービス業の付加価値がどのように変化していくかを考えてみたい。

II デジタルデータの増加によって進化が加速する人工知能関連技術

1. AI の学習データとなり得るデジタルデータの増加

人々が日々利用する端末がパソコンからスマートフォン、タブレットやウェアラブル・デバイス（頭部や腕などに着けて利用する端末）へと多様化するにつれて、いわゆるビッグデータの蓄積が急速に進んでいる。意図的にデータベースに保存されたデータだけではなく、ソーシャルメディア（SNS）における書き込みや電子メール、音声、画像、動画、位置情報などのデータ、また、IoT（下記参照）や M2M⁵の発達によるログを含めた新し

¹ <http://www.ibm.com/smarterplanet/jp/ja/ibmwatson/quiz/>。なお、IBM は Watson の応答システム技術を AI と呼ばず、コグニティブ・コンピューティングと呼んでいる。

² <http://googlejapan.blogspot.jp/2016/03/google-deepmind.html>

³ European Commission Report, “Business opportunities: Big Data,” July 2013 (https://ec.europa.eu/growth/tools-databases/dem/sites/default/files/page-files/big_data_v1.1.pdf)

⁴ 経済産業省「我が国経済産業を取り巻く環境変化と必要な人材像について」2015年1月

⁵ M2M とは Machine to Machine の略であり、機械同士をネットワークで接続して、各々の機器で生成されたデータをリアルタイムで統合、制御し、活用することができるシステム。

いデータなど、幅広い範囲の非構造化データ⁶も出力されビッグデータとなっている。

これらのデータを用いたディープラーニング⁷などの機械学習技術が急速に発展し、AI 自体が自らデータから学習し、これまで把握し得なかった人間社会における様々な関係や法則、無意識的なものを含めて、人々の行動や好みなどを読めるようになってきている。

2. 周辺技術の発展による AI の進化

AI の進化はその周辺に位置する領域の発展と密接に関係がある。主な周辺分野として例えばビッグデータのほか、IoT、脳科学、ロボティクスなどが挙げられる。

1) IoT

IoT (Internet of Things、「モノのインターネット」の意)とは、腕時計、車、服など、身の回りにあるあらゆるモノにセンサーや IC などが組み込まれて、直接インターネットに繋げることによって、モノ同士、あるいはモノと人が相互に通信できる仕組みである。IoT の普及に伴い、ここから取得できるデータは加速度的に増加することが予想されている⁸。これらのデータの管理や分析は重要な課題であり、AI とモノがデータの観点で接続されることでAIの進化に繋がってくると考えられよう。

2) 脳科学

脳科学と AI の研究の主な目的は、脳の働きを理解し、心 (人間性) と脳 (合理性) の関係を解き明かすということで合致している。脳科学の進化が AI と結びつくことで AI が爆発的に進化する可能性も指摘されており、脳科学において得られた知見を AI やロボットの制御などに応用しようという研究も進展しつつある。

例えば、米国や欧州では政府主導で人間の脳の仕組み全体を解明するプロジェクト⁹が進められているが、そこでは人間の脳が行っている思考方法を AI で再現することが究極の目標とされている。関連する研究として、脳の構造を模した仕組みを取り入れたコンピュータチップ (ニューロモーフィック・チップ) の開発も行われている¹⁰。

また、金融そのものの研究としても、人間の投資に係る意思決定の仕組みについて脳科学の観点から解明を試みている事例も存在する¹¹。

⁶ 従来のデータベースモデルにうまく適合しない、構造定義を持たない、これまで分析できなかったデータ。

⁷ ディープラーニング (深層学習) は脳機能における特性をコンピューターでシミュレーションできることを目指した多層構造の機械学習の手法の一種。ディープラーニングでは、第一層に情報が入ると何層かにわたりその特徴量 (対象物を特徴づける要素) による重みづけをし、人間の脳でいうニューロン同士のつながりの強さを変化させるように学習を繰り返していく。

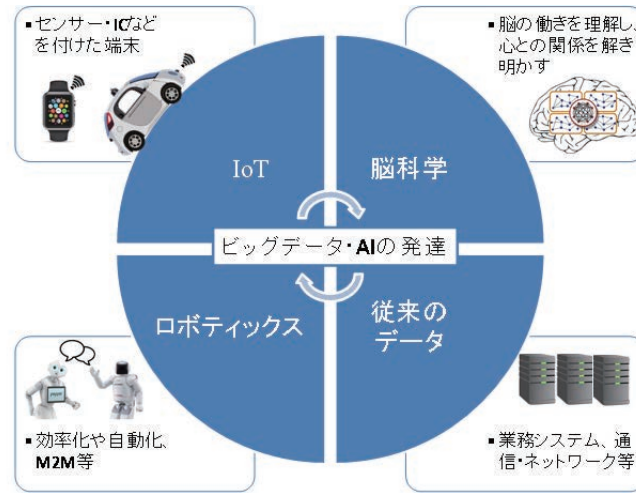
⁸ NTTグループ ホワイトペーパー「IoT時代に対応したネットワーク戦略」参照。

⁹ 米国では「BRAIN Initiative」 (<http://www.braininitiative.nih.gov/>)、欧州では「Human Brain Project」 (<https://www.humanbrainproject.eu/>) として、巨額の研究予算が充てられている。

¹⁰ <http://www.ibm.com/smarterplanet/jp/ja/brainpower/>

¹¹ <http://www.keieiken.co.jp/monthly/2013/0423-08/> 及び <https://www.keieiken.co.jp/monthly/2015/1120/index.html> 参照。

図表 1 AI とその周辺技術等の関係性



(出所) 野村資本市場研究所作成

3) ロボティクス

現状では AI はテキスト、音声、画像など既に存在しているデータを学習データとして利用しているが、今後、IoT の発展とも合わせ、様々な分野でロボットの導入が進んでいく中で、AI はロボティクスにより「身体性」を獲得することが見込まれる¹²。これはセンサーにより AI が物理的なフィードバックを得られることを指しており、AI が知識体系を獲得していく通過点になると考えられている¹³。

以上のように、これら周辺技術の進化が直接的・間接的に AI の発展につながることで、近い将来、AI は革命的に進化する可能性があるといえよう。

III 金融機関がビッグデータや AI を活用する意義と機械学習

金融サービス業に焦点を当てると、業界の特徴として規制対応や顧客とのリレーションが重要であることが挙げられるが、AI やビッグデータを活用することで、効率化や自動化、分析の深化が進み、従来以上に顧客ニーズに即したサービスを提供できるようになる可能性が秘められている。

金融サービス業は本質的にデータの集まりとも考えられ、過去のデータを含め、増加し続ける市場データのリアルタイムでの処理や分析が金融機関にとって重要なテーマとなっている。証券会社、銀行や資産運用会社は投資や運用における正しい判断を行うために大量のデータを活用し、保険会社や年金機構は過去のポリシーとクレームデータを分析する

¹² “Roboter erobern sich immer mehr Arbeitsbereiche,” *Deutsche Welle*, 26 January, 2016 及び「入店から契約までロボットだけ！『Pepper だらけの携帯ショップ』開店」日経 BP、2016 年 01 月 28 日参照。

¹³ “From AI To Robotics, 2016 Will Be The Year When The Machines Start Taking Over,” *TechCrunch*, 13 January, 2016.

ことでリスクマネジメントを強化している。そのため金融サービス業においては以前から高度な金融工学技術を用いた取引データの分析、予測や顧客管理システム情報に基づいたマーケティング戦略など、ビッグデータの利活用の発展に繋がるアプリケーションなどが多く導入されてきている。

以上を踏まえて、AIにおける重要な要素として機械学習とデータ利活用に焦点を当て、金融サービス業におけるビッグデータのあり方や、AI活用の事例および今後の発展について述べる。

1. 機械学習の特徴と金融機関における適用

機械学習はAIにおける分野の一つで、人間が自然に行っている学習を機械（コンピューター）で行おうとする技術のことである。検索エンジン、スパムフィルタ、自動翻訳、画像認識、音声認識や文字認識などのパターン認識、金融市場の予測、医療診断、ロボティクスなど、幅広い分野で用いられている。

ビジネスシーンにおけるAI活用の主なメリットとして、人間に比べて多次元の特徴量と大量のデータをより速く、絶え間なく扱える強みや、人間的な感情を排し、合理的な判断を下しやすい点が挙げられる。

一方、求められる精度のレベルに至るまで長時間の学習や最適化が必要であること、学習のためのデータ自体を用意する必要があるといった点が課題として残っている。

機械学習において、学習アルゴリズム¹⁴による問題のモデル化は、入力データとの相互作用に基づき、いくつかの方法（学習モデル）がある¹⁵。適用分野の特性に応じて適切な学習モデルを選択する必要があり、主な学習方法は図表2のとおりである。

図表2 機械学習における主な学習モデル

教師あり学習	問題と正解を与えて学習させるモデルである。入力データ（訓練データ）はラベル ¹⁶ が付けられているか、既知の結果を有する。モデルは訓練プロセスで予測を出しながら構築され、予測に間違いがある都度に訂正される。
教師なし学習	入力情報から順に学習していくモデルである。入力データはラベルが付けられておらず、既知の結果も有しない。モデル自体は入力データを統計的に解析し、データに存在する構造を抽出して構築される。
半教師あり学習	入力データはラベル付きの例とラベルなしの例が混在しており、モデルは予測すべき問題がある一方で、ラベルなしのデータを新たに組織化し学習して、予測に反映するモデルである。
強化学習	ある行動を行い、それに対して得られるフィードバックから自分でどのような行動が良い結果をもたらすのかを判断して、より良い行動を学習するモデルである。フィードバックは、報酬・罰則という形で与えられる。

（出所）各種資料より野村資本市場研究所作成

¹⁴ アルゴリズムとは、コンピューターにプログラムの形で与えて実行させることができるよう定式化された処理手順の集合のこと。

¹⁵ “A Tour of Machine Learning Algorithms,” *Machine Learning Mastery*, 25 November, 2013

¹⁶ ラベルとは、プログラムで処理が別の部分へ分岐していく際に、分岐先に付ける名前のこと。

一般的には、データを活用してビジネス上の決定事項をモデル化する場合、教師あり学習と教師なし学習が利用されることが多い。例えば教師あり学習は分類（記事分類、スパム判定）や回帰（電力消費予測、株価予測）に向いており、教師なし学習は経済の時系列データにおけるパターン認識で活用可能である。一方で、画像分類のような、ラベル付きの例に限られたビッグデータを扱う場合は半教師あり学習が向いている。強化学習については、例えばロボットの行動学習などの分野で広く利用されている¹⁷。

金融における機械学習の適用手法の例として、テキストマイニングとクラスタリングが挙げられる。

テキストマイニングは、定型化されていない文章の集まりを自然言語解析の手法を使って単語やフレーズに分けて、それらの出現頻度や相関関係を分析して有益な情報を抽出する手法である。この分野では例えば、ニュースやツイッターなどのテキストデータから株価や経済動向の分析を行おうとする研究¹⁸や、政府・日本銀行の景況判断を AI で数値化した「野村 AI 景況感指数」¹⁹などが発表されている。

クラスタリングは、統計的データ解析でよく利用されており、入力されたデータを予め決めた基準に従ってクラスと呼ばれる部分集合に振り分ける手法である²⁰。この手法は例えば、株価（動向、ボラティリティ）のデータを基に似たような指標を示す企業をまとめることや、証券ポートフォリオの最適化などに活用することができる²¹。

機械学習技術の発達につれて、これまでのデータベースや審査機能よりも精度の高いデータ分析が可能となり、リスクマネジメントなどの強化だけでなく、従来以上に個々の顧客のニーズに則した商品・サービスの提供により、顧客との関係もより深化する機会が生まれてくる。

2. 利活用可能なデータの拡大・多様化がもたらす課題と新たな機会

金融サービス業で扱う商品は物理的な形のないものなので、データが最も重要な無形資産だといえよう。日々行われている業務や数千万件に至る金融取引から大量の構造化データが出力され続けている。一方で、金融取引ログ等だけでは、顧客に対する理解と洞察を拡充するには物足りない部分があると考えられ、金融分野以外の SNS、ブログ、IoT 等における非構造化データもより重要な役割を与えられてきている²²。

¹⁷ J. Kober, E. Oztop, J. Peters, “Reinforcement Learning to Adjust Robot Movements to New Situations”

¹⁸ 人工知能学会「新聞記事のテキストマイニングによる長期市場動向の分析」2013年、同「twitter テキストマイニングによる経済動向分析」2012年

¹⁹ 野村證券「人工知能で政府・日銀の景況感を指数化する」2015年11月30日

²⁰ Second International Conference on Advances in Communication, Network, and Computing, “Computer Networks and Information Technologies,” 2011

²¹ BOJ Working Paper Series, “An empirical study of the dynamic correlation of Japanese stock returns,” July 2015
U.S. Department of the Treasury Office of Financial Research, “Clustering Techniques And their Effect on Portfolio Formation and Risk Analysis,” 23 January, 2015

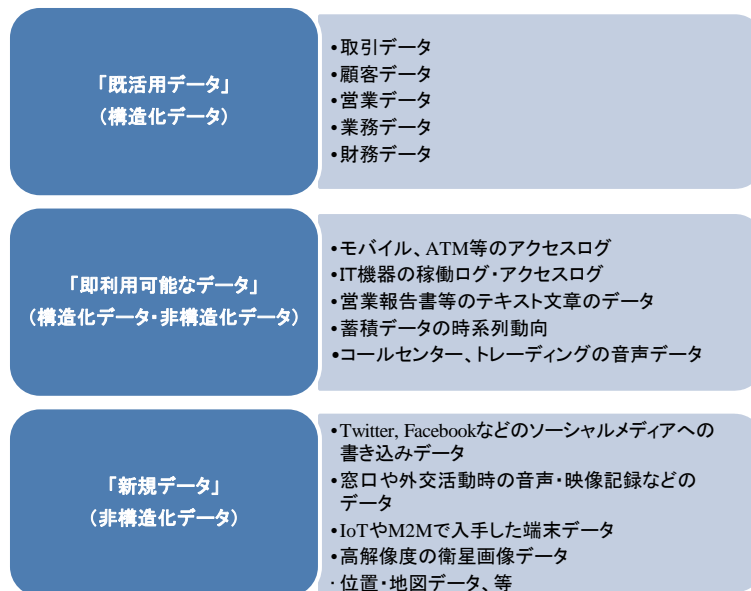
²² IBM, “Analytics: The real-world use of big data in financial services,” May 2013

但し、近年ではモバイル端末、M2M 通信等のデータがリアルタイムで無尽蔵に発生・更新されるようになり、金融サービス業においてもまず、どのようなデータを集め、どのように分析し、どのような領域で利活用するかが重要なテーマとなっている。なぜなら、これらの大量のデータは利活用されることにより初めて価値を生み出す無形資産であり、収集・解析に大きなコストを掛けているにもかかわらず、データの正確性や関連性が不十分な場合、価値を生み出すことができないからである。

総務省の 2015 年の調査によると、金融・保険業におけるビッグデータ利活用の最大の目的は顧客や市場の調査・分析と商品・サービスの品質向上である²³。金融サービス業者は、今まで蓄積してきた取引データと顧客データに加え、電子メールや SNS などの顧客との交信のデータを分析することで、顧客の取引履歴を考慮しながら、誕生日、結婚、子供の入学などの重要なイベントを捉え、商品やサービスをタイムリーに提供したい、すなわち、パーソナライズ化したイベント・ベースド・マーケティング (EBM) を実施するというニーズを強く持っていると考えられる。

利活用可能なデータの分類としては、日本銀行の資料²⁴によると、①金融機関が従来から業務に利用している取引データや顧客データのような「既活用データ」(構造化データ)の他、②金融機関に保有されていて、これまで自動的に解析できなかった営業報告書等のテキスト文章やコールセンターの音声データのような「即利用可能なデータ」(構造化データ・非構造化データ)と、③近年の技術の発展により新たに取得していく「新規データ」(非構造化データ)が挙げられている(図表 3)。

図表 3 拡大・多様化が進む利用可能なデータ



(出所) 日本銀行資料より野村資本市場研究所作成

²³ 総務省「ビッグデータの流通量の推計及びビッグデータの活用実態に関する調査研究」(平成 27 年)参照。

²⁴ 日本銀行 金融機構局 金融高度化センター長 岩下直行「金融機関のビッグデータ活用とプライバシー保護について」(IT を活用した金融の高度化に関するワークショップ第 5 回資料)参照。

利用可能なデータの範囲が大幅に拡大してきている結果、これらのビッグデータを処理するためには、人力や原始的なツールでは処理しきれないため、統計的・自動的な分析が不可欠となり、それが機械学習を含めたアルゴリズムや AI の力で深化している状況である。AI とビッグデータが組み合わさることで、初めてより包括的で高精度な解析が可能となり、金融機関にとって価値のある無形資産への転換が可能となる。

例えば保険業においても近年、利活用可能なデータの質・量が増えて、今までよりも精度の高い審査が可能となったことで、様々なイノベーションが見られている。海外の損害保険会社では、IoT 技術を活用し、車の位置情報から顧客の運転状況を詳細に記録・把握し、年齢、免許の種類などの情報だけでなく、実際の運転のパターンや癖などを分析して、保険料をカスタマイズした商品で顧客満足度を高める事例がある²⁵。また、被保険者の生活習慣の改善を促進するために、アップルウォッチなどのウェアラブル・デバイスを活用し、運動する顧客に健康商品やジムなどで利用できるポイントをプレゼントしたり、保険料の割引などを検討する生命保険会社も存在する²⁶。

このように、ビッグデータ分析によってリスク管理を強化しながら、顧客ニーズに即したサービスを提供できるようになることが期待されている。

IV 金融サービス業の本質的变化と AI・ビッグデータの活用事例

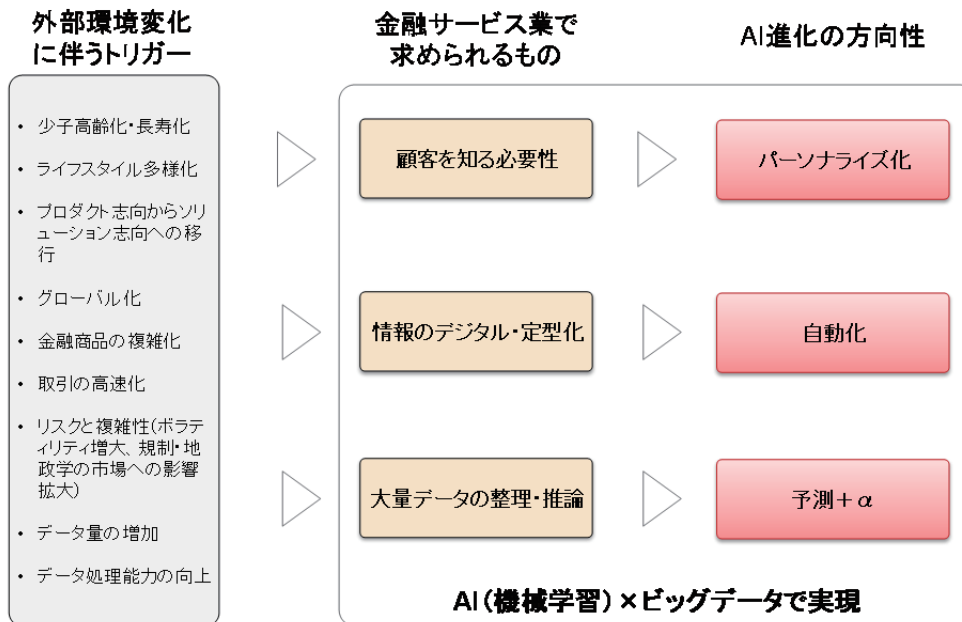
近年の外部環境の変化によって、金融サービス業において本質的に求められる付加価値も大きく変化してきている。例えば、顧客が長寿化し、またそのライフスタイルが多様化する中で、金融商品の取引に注力したプロダクト本位のビジネスモデルではもはや競争に勝てず、資産管理営業に代表されるソリューション本位のビジネスモデルに移行する必要があると指摘されているが、後者のビジネスモデルで付加価値の高いソリューションを提供するには、顧客一人一人をよく知る必要性が増してきている。また、グローバル化や金融市場の複雑化・金融取引の高速化を受けて、それを処理していくために情報のデジタル化や分析のための定型化が必須となってきている。他方で、データ量が爆発的に増加してきているため、大量のデータを整理すること、さらにはそこから隠れた関係性を導き出し活用していくことが、金融サービス業の競争力の源泉となりえる。逆に言えば、金融サービス業者が、AI やビッグデータを活用して下記の 3 つの分野で競争力を獲得できれば、大きく発展できると考えられる（図表 4）。

第一に、パーソナライズ化である。例えば顧客対応の場面では、従来からターゲットとなるセグメントに対しては顧客の細分化されたニーズに向けて対人・対面によりテ일러メイドな対応が行われてきたが、マス層に対しては担当者 1 人あたりの顧客数も多く、画一的な対応を行わざるを得ないこともあつただろう。このような課題への解決策として、

²⁵ “Billigere Autoversicherung dank Blackbox,” *Süddeutsche Zeitung*, 20 May, 2015 及び “Telematics Insurance” (<http://tiger.co.uk/car-insurance/telematics/>) 参照。

²⁶ Tian Shaohui, “Could an Apple Watch lower your insurance premium?,” *Xinhua*, 6 May, 2015 及び Jonathan Takiff, “Apple Watch can save on life insurance,” *Philly.com*, 2 May, 2015 参照。

図表 4 金融サービス業発展の方向性と AI の活用



(出所) 野村資本市場研究所作成

AI の活用により従来以上に個別対応が行われるようになるだろう。これは例えば「顧客をよく知ることや営業員の支援」といった取り組みが該当し、機械の力でおもてなしを部分的に実現することも可能となってくるだろう。

第二に、自動化である。従来は人海戦術的に人間が行ってきた定型的な作業を自動的・効率的に処理する取り組みとしては、「情報取扱系の業務やミドル・バック処理の効率化」等が当てはまる。今後、自動化できる対象範囲は拡大していくと考えられる。

第三に、予測+ α である。これまでは人間が経験に基づき行ってきた定性的な判断が、データ分析を含め、AI を活用することで定量的に行えるようになってきている。一方、この延長線上で AI がさらに進化し、人間のひらめきや直観に相当する行為も AI が行えるようになると、人間が単独では辿りつくことが困難な示唆を導くといったこともできるようになる可能性がある²⁷。予測の対象は例えば「金融市場の動き」等が主となる。

もっとも、上記の各分野における競争力は、少なくとも現時点ではいずれも機械の力だけで実現されるわけではなく、AI の学習工程を含め、人間による仕組みづくりや結果の検証、顧客への的確なプレゼンテーションあるいは執行(デリバリー)が不可欠である。したがって、金融サービス業においては当面、人間の仕事が AI や機械に奪われるということではなく、人間が AI の力を借りて業務の品質を向上させる方向に革新が進むことになると考えられる。また、上記の3分野の取り組みは、データやアルゴリズムを通じて一

²⁷ 囲碁のプロ棋士に勝利した Google の AI 「AlphaGo」はすべての指し手を分析するのではなく、学習により自ら新たな戦略を学び取っている。同社はそのような技術を現実世界の問題に応用していく考えとのことである。(http://googlejapan.blogspot.jp/2016/01/alphago.html)

種の相乗効果を生む可能性が高い。例えば、一定の顧客層が、あるイベント（例：退職）によって抱くニーズ（引っ越しによる住所変更や退職金の運用）を相当の確率で予測できれば、コールセンター業務の待ち時間・プロセス時間を自動化・短縮して、顧客満足度を高めることができる、といった具合である。つまり、ディープラーニング等の機械学習型の AI とビッグデータが組み合わさることで、結果として金融サービス業のバリューチェーン、顧客対応プロセス、コスト構造といった本質的な仕組みが変化していく可能性もあるといえよう（図表 5）。

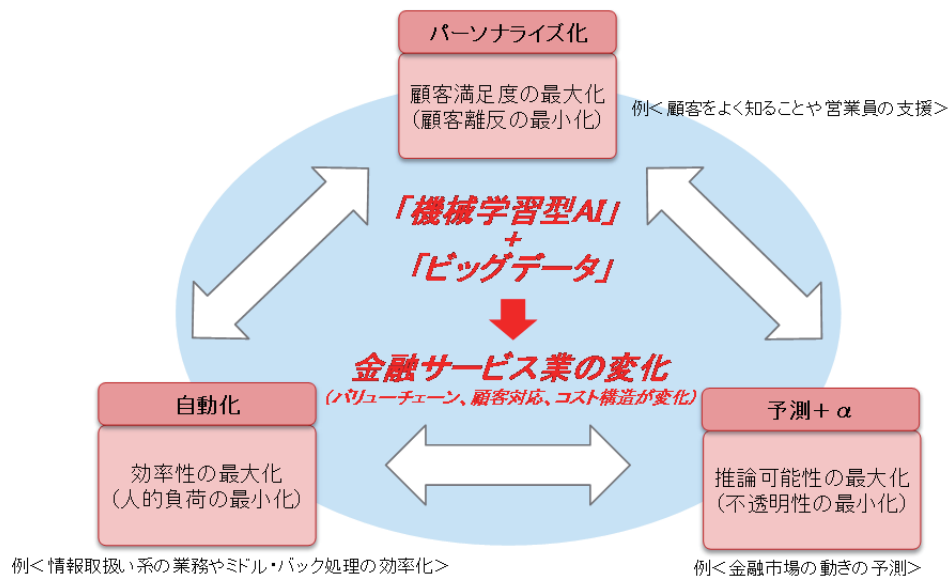
以下、具体的な事例を順に述べていく。なお、上述の 3 つの方向性は相互に関連しているため、活用事例も実際にはいずれか 1 つのみではなく複数の方向性に跨っていることもあろう。

1. 顧客をよく知ることや営業員の支援

1) 資産運用アドバイスの支援

従来、個人投資家向けの資産運用アドバイスにおける顧客対応のプロセスはファイナンシャル・アドバイザー（営業員）により顧客との対面で行われてきたが、米国を中心に一部もしくは全てを自動化する試みが広まってきている²⁸。一般にロボ・アドバイザー（以下、RA）と呼ばれる分野であり、英国規制当局では RA を「金融アドバイスの自動化、すなわち、人間の介入なく（もしくは限定的な介入により）金融ア

図表 5 AI・ビッグデータ活用による金融サービス業の本質の変化



(出所) 野村資本市場研究所作成

²⁸ 岡田功太、幸田祐「米国の資産運用業界で注目されるロボ・アドバイザー」『野村資本市場クォーターリー』2015年秋号を参照。

ドバイス（例えば金融商品の売買の推奨）を受けるために一般投資家が自動化されたツール（通常はウェブサイト）を利用できる様々な方法」と定義しており²⁹、Deloitteによる予測では将来のRA市場は2025年に5~7兆ドルに成長するという³⁰。RAが自動化できる資産運用のプロセスとしては、プロファイリング（投資家のリスク許容度などの把握）、運用ポートフォリオの設定および運用開始後のリバランスといった部分が挙げられる。これらのプロセスを、人手を介さず実行し、かつ効率的に管理するためにアルゴリズムが組み込まれるが、RAの中には、機械学習型のAIを導入することで、プロファイリングやアルゴリズムを最適化できると考える会社が出てきている。例えば米SigFigは、AIによる機械学習を、顧客に合わせて適切なサービスを提供するためのカスタマイズに活用していると述べている³¹。同様に、独立系RAの雄である米Wealthfrontも2016年3月に公開した最新バージョンではAIを兼ね備えたRAの提供を目指していくとしており、顧客口座の動きをAIが追い、質問項目を増やすことなくアドバイスに反映していくとしている。さらに、米IBMはRAを提供する米Marstoneとの提携を発表し、Watsonの技術を活用したRAにより、データ管理、顧客行動分析、トレンド把握、予測に支えられた投資運用アドバイスを営業員が顧客に行えることを目指している³²。

2) レコメンデーションやリード・アラートの提示

Watsonを顧客対応支援に活用している事例もある。シンガポールの手銀行DBSでは同行のウェルス・マネジメント部門において、富裕層顧客向けにアドバイザーが対応する際に、自然言語で入力された質問に回答を提示することや、顧客への推奨商品を自動的に分析したりすることにWatsonを活用している³³。同種の顧客対応支援を試みる米Kasistoは音声認識技術を活用し顧客の声を自動的に解析することを目指している。また、UBSはAIを活用して富裕層顧客の個別ニーズに応じたアドバイスを行うシステムの構築をシンガポールのScream Technologiesに委託すると報じられた³⁴。

3) 顧客確認 (KYC)

後述するコンプライアンス業務とも重複するが、取引前の顧客確認 (KYC: Know Your Customer) の業務にAIを活用する取り組みも始まっている。例えばカナダのOutSideIQはAIを用いてデューデリジェンスのプロセスを自動化するソリューションを提供しており、証券口座を開設する個人または法人の新規顧客のKYCをビッグ

²⁹ EBA, EIOPA and ESMA, “Joint Committee Discussion Paper on automation in financial advice,” 4 December, 2015

³⁰ “‘In The Future, We Will Have Robo-Advice on Steroids’: Deloitte,” *ThinkAdvisor*, 9 December, 2015

³¹ 「AIが投資を助言 ロボ・アドバイザーの運用力」日本経済新聞電子版、2015年12月16日

³² “Robo-adviser Marstone has partnered with IBM Watson to deliver cognitive computing-powered advice,” *InvestmentNews*, 21 March, 2016

³³ <https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/42868.wss>

³⁴ “UBS Turns to Artificial Intelligence to Advise Clients,” *Bloomberg*, 8 December, 2014

データに基づき短時間で実施し、当局への報告や年次での更新も可能となっている。また、IBM Watson や後述の米 Digital Reasoning Systems でもサービス適用分野として KYC を挙げている。

2. 情報取扱系の業務やミドル・バック処理の効率化

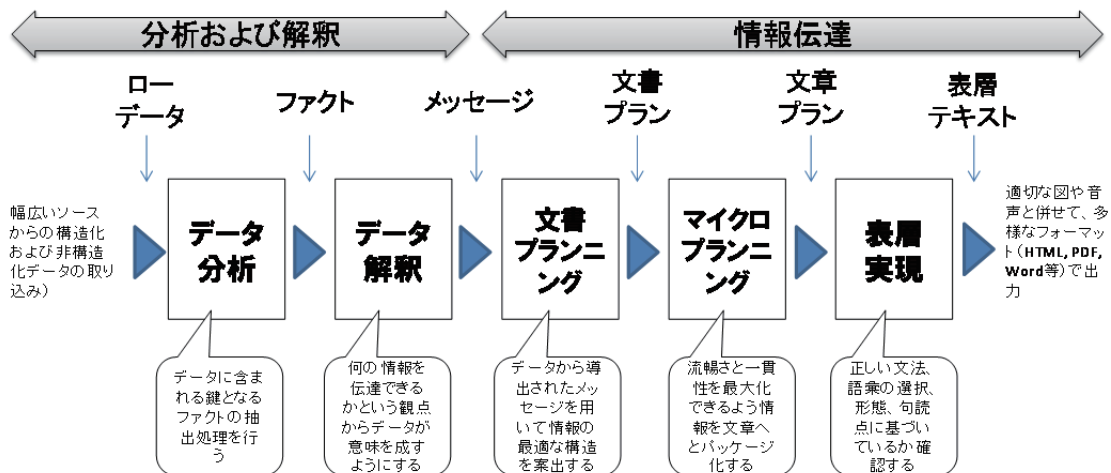
1) リサーチ関連業務

エコノミストや株式アナリストに代表される金融業界のリサーチャーは業務の一環で多岐にわたるレポートを執筆ならびに発行するが、その中でも定型的な内容に関しては自然言語処理や機械学習等の技術を用いることで自動的に作成する試みが行われている。これは一般的に自然言語生成（NGL：Natural Language Generation）と呼ばれる領域であり（図表 6）、一部実用化が始まっている。

例えば米 Forbes 誌では人工知能により自動生成されたニュース記事を公開している³⁵。欧米では一般的にニュース記事の執筆者を明記する文化があるが、これらの記事の執筆者として記載されているのは文章自動生成ソフトウェア Quill を提供する技術提携先企業の Narrative Science である。同社は米 T. Rowe Price、USAA やスイスの Credit Suisse に Quill を提供している³⁶。なお、同様のサービスを提供する企業としては米 Automated Insights、Yseop、Onlyboth、英 Arria、独 AX Semantics が存在する。また米 Bloomberg でも機械学習や自然言語生成の手法の活用に取り組んでいる³⁷。

金融サービス業における、自然言語生成技術の具体的な適用分野としては、例えば

図表 6 自然言語生成エンジンの概要例



(出所) Arria による技術概要資料より野村資本市場研究所作成

³⁵ <http://www.forbes.com/sites/narrativescience/>

³⁶ “Robot Journalist Finds New Work on Wall Street,” *MIT Technology Review*, 9 January, 2015

³⁷ <http://www.bloomberglabs.com/data-science/projects/> その他、金融ニュースやソーシャルメディアのセンチメント分析、金融ニュースの市場へのインパクト分析といったプロジェクトも挙げられている。

アナリストレポートや投資信託の定期報告書等における部分的な執筆の自動化が考えられよう。リサーチ業務は金融サービス業の競争力の源となる重要な要素であり、このような効率化を図ることでリサーチャーはより本質的な調査・分析を行うためにリソースを割くことができよう。

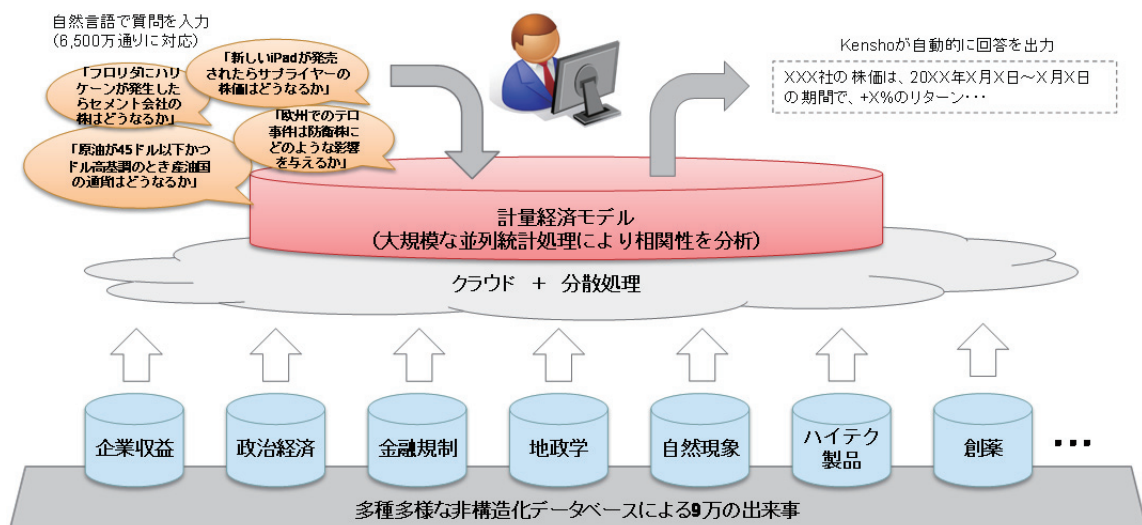
また、リサーチ業務の中には投資判断に役立てるための定量的な分析を行うクオンツの領域が存在するが、その領域の効率化を目指す試みとしては米 Kensho が挙げられる。同社は米 Goldman Sachs や Google Ventures からの出資を受け、自然言語入力によりクオンツ業務における分析を機械学習およびビッグデータ解析の観点から支援することを試みている（図表7）。

同社は 2014 年 11 月より米放送局 CNBC と提携し、同局記者や有料会員向けに分析技術を提供しており、「マーケット分析の民主化」を推進することを謳っている³⁸。

同種のサービスを提供している企業としては米 AlphaSense が挙げられ、同社は大量のレポート等を容易に分析することを目指している。その他、日本国内では日立製作所より「賛否が分かれる議題に対し、賛否の根拠や理由を提示する」という、いわゆる「ディベート AI」の基礎技術開発が発表されたが³⁹、このような技術も実用化が進めばリサーチ業務の効率化に繋がる。

投資銀行領域寄りの情報取扱い業務の効率化を図る取り組みも存在する。例えば米 Exitround は潜在的な企業の売り手と買い手を非公開・匿名の環境下でアルゴリズムによりマッチングさせることで M&A のプロセスを効率化することを掲げている。

図表 7 Kensho のシステムの概要



(出所) Kensho Technologies、各種公開情報より野村資本市場研究所作成

³⁸ <http://www.cnbc.com/2014/11/20/nbcuniversal-news-group-makes-strategic-investment-in-kensho-the-groundbreaking-investment-analytics-platform.html>

³⁹ <http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2015/07/0722.html>

2) コンプライアンス関連業務

近年の金融業界における各種規制強化を受けて、不正のモニタリングやマネーロンダリング対策等のコンプライアンス対応の重要性は高まっている。他方、監視対象は複雑化する一方であり、より適切な監視や問題点の抽出を行うためのコスト負担は、本来であれば高品質なサービス提供の形で顧客に還元すべき収益を侵食しかねない。広義のリスクマネジメントも含め、この領域は従来よりテクノロジーが密接に関与しているが、それに加えて人工知能的なアプローチで効率化を図る試みが現れてきている。例えば米 Digital Reasoning Systems は当初、米国政府系機関からのバックアップを受けてテロリスト対策に活用する技術に取り組んでいたが、現在では金融機関のコンプライアンス対応向けに技術を転用している⁴⁰。これは自然言語処理や機械学習の技術を用いて、従業員のコミュニケーションから発生する大量のテキストデータ等の非構造化データを分析することで、違法な取引や贈収賄等、規制に反する各種不正の兆候を検知することを試みているものである。ビッグデータ解析を行う米 Palantir Technologies も CIA など米国政府系機関のバックアップを受けている企業である。同社の技術は PayPal のマネーロンダリング対策がベースになっているが、公的機関以外にも金融サービス業等の民間企業も顧客としており、各種不正対策を対応分野の一つに挙げている⁴¹。

3) コールセンター関連業務

金融機関における顧客対応チャネルとして対面とオンラインの中間的な存在として位置づけられるコールセンターは、時間的・物理的な制約により店舗を訪れられない顧客やインターネットに不慣れな顧客への対応を中心として重要なチャネルだが、構造的な人手不足やコスト低減は永年の課題となってきた。米 IBM の Watson はこの課題に対して人間の支援もしくは代替という形で解決を図ろうとしている。日本ではメガバンク三行がコールセンターで顧客からの質問に対応する際、Watson が回答候補を表示することでオペレーターを支援する取り組みが行われている⁴²。他方、米国の軍関係者向け金融機関 USAA では退役に関する質問を自然言語によりテキスト入力することでチャットのような形式で Watson が回答を返すサービスが 2014 年より提供されている⁴³ (図表 8)。

4) その他事務関連業務

金融サービス業に限らないが、各種事務作業の効率化にビッグデータ分析や AI を活用する事例は多い。例えば米 X.ai が提供するパーソナルアシスタントのサービスは Amy Ingram と名付けられた同社の AI とのメールによるやり取りを通してミー

⁴⁰ “Spy Software Gets a Second Life on Wall Street,” *The Wall Street Journal*, 2 August, 2015

⁴¹ <https://www.palantir.com/solutions/anti-fraud/>

⁴² 「ついに人工知能が銀行員に『内定』 IBM ワトソン君」日本経済新聞、2015年3月20日

⁴³ <https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/44431.wss>

図表 8 金融関連企業による IBM Watson 活用に向けた主な取り組み事例

公表時期	企業名	国名	概要
2011年9月	WellPoint	米国	商用アプリケーション開発について合意
2012年3月	Citigroup	米国	顧客対応の向上や銀行体験の簡易化に向けた検討に合意
2013年5月	Royal Bank of Canada	カナダ	顧客対応支援への活用の検討
2014年1月	DBS Bank	シンガポール	富裕層向けアドバイスや顧客体験の向上に向けた取り組みに合意
2014年7月	USAA	米国	年間 15 万 5 千名の退役する軍人向けにウェブとモバイルで質問回答ツールを提供
2014年10月	ANZ Global Wealth	オーストラリア	シドニーにて 400 名超のファイナンシャル・プランナー向けにアドバイザー・ツールを提供
2014年10月	CaixaBank	スペイン	スペイン語認識の共同開発に向けて提携
2014年11月	三井住友銀行	日本	コールセンター業務の品質向上に向けた取り組みを開始
2014年11月	みずほ銀行	日本	コールセンター業務や窓口対応のシステム共同構築に合意
2015年2月	三菱東京 UFJ 銀行	日本	コールセンター業務等の効率化推進の検討に合意
2015年4月	三井住友海上火災保険	日本	コールセンターへの問い合わせ内容を分析するシステムを構築、稼働開始
2015年10月	Swiss Re	スイス	再保険引受プロセスへの適用に向けて提携

(出所) 各社プレスリリースより野村資本市場研究所作成

ティングのスケジュール調整を行える仕組みとなっている。また、米 Remesh は、英 Barclays によるニューヨークでのアクセラレータープログラムに参加し、対話形式により合意形成を支援するツールを提供することで意見調査のプロセスを効率化することを目指している。米 Persado はマーケティングにおける効果的なコピーを自動生成するプラットフォームを提供し、米 Citigroup も利用している⁴⁴。

また、人事労務管理においてビッグデータ分析を活用する取り組みも見られる。ピープル・アナリティクスと呼ばれるこの分野に注力する事例として、スイスの Credit Suisse では従業員の辞職可能性をより高い精度で測定できるようになり、それにより内部での異動など新たなキャリアを提示するといった支援をすることも可能であると主張し⁴⁵、また、望まれない離職率が 1 ポイント低下すると年間 7,500 万～1 億ドルの節約になるとしている⁴⁶。一方、米 Bank of America ではコールセンター従業員の離職防止に永年苦勞してきたが、データ分析の結果、同僚との交流が最も重要な要因であることが判明し、分析結果に従い昼食をチームメイトと一緒にとることを許可しただけで生産性向上も含め 1,500 万ドル相当の効果があつたとしている⁴⁷。

⁴⁴ “It’s Time to Take Artificial Intelligence Seriously,” *The Wall Street Journal*, 24 August, 2014.

⁴⁵ Credit Suisse, “How Big Data Can Improve People Practices,” 7 August, 2014

⁴⁶ “The Algorithm That Tells the Boss Who Might Quit,” *The Wall Street Journal*, 13 March, 2015.

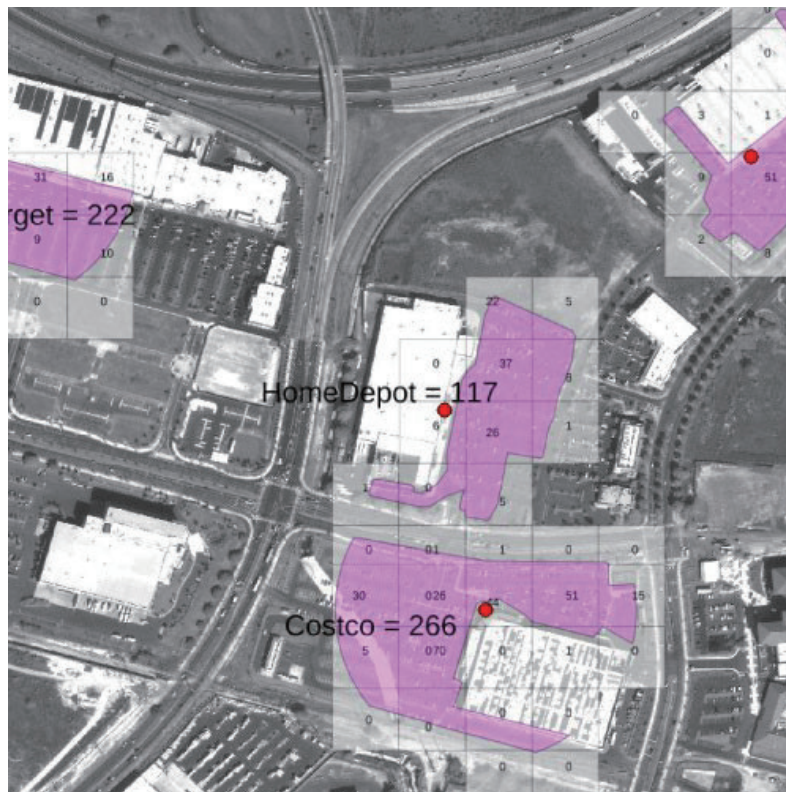
⁴⁷ “This One Simple Management Change Saved Bank Of America \$15 Million,” *Business Insider*, 25 February, 2014

3. 金融市場の動きの予測

1) 非公開・非構造化データからのファクターの抽出

株式等の価格を動かすファクターとして、これまで存在していなかったデータや入手が困難だったデータ、存在していたとしても分析されてこなかった非構造化データが、テクノロジーの発展により蓄積・分析が可能となってきた。一例として、衛星写真データが挙げられる。UBS のアナリストが、小売業の衛星画像を提供する米 Remote Sensing Metrics のデータに基づき、ウォルマートの駐車場にある車の台数と同社の業績に相関があると 2010 年に指摘したが⁴⁸、このような分析が可能となったのは人工衛星の低コスト化および商業利用化が進み、上空からの画像データ取得が手に届くようになってきたことが背景にある。同種の取り組みとして、米 Orbital Insight はディープラーニングを活用した衛星画像データの分析を行っている^{49,50}（図表 9）。

図表 9 人工衛星の画像データによる駐車台数の解析



（出所）Orbital Insight

⁴⁸ 岡田功太、幸田祐「グーグル・アセット・マネジメントの可能性」『野村資本市場クォーターリー』2016 年冬号を参照。

⁴⁹ “Orbital Insight Raised \$8.7 Million To Use AI To Analyze Satellite Data,” *Forbes*, 20 March, 2015

⁵⁰ “Startups Mine Market-Moving Data From Fields, Parking Lots—Even Shadows,” *The Wall Street Journal*, 20 November, 2014

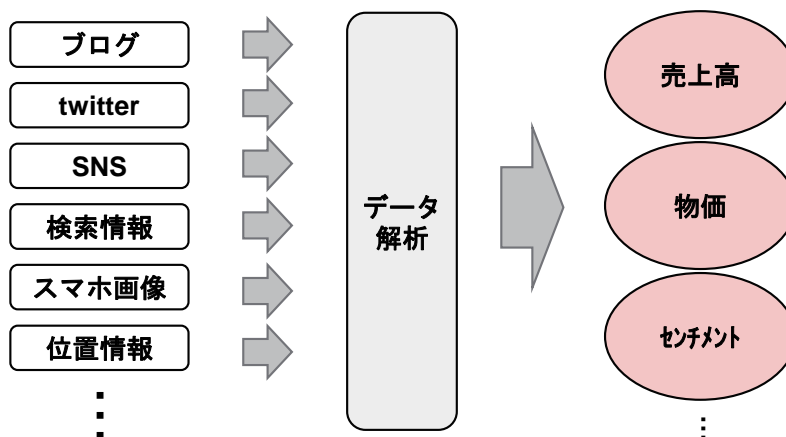
また 2014 年に人工衛星ベンチャーの米 Skybox Imaging を買収した Google も人工衛星からのデータの分析に焦点を当てている。一方、米 Genscape はヘリコプターにより原油タンクの貯蔵量を調査するといった手法を用いて顧客金融機関にデータ提供している⁵¹。同様の手法は他にも鉱山における採掘量、農場の収穫高、原油流出等の事故、自然災害による被害等の分析も適用対象となり得る。

インターネット上で増え続ける、ソーシャルデータに代表される新しいタイプの情報についても、金融市場分析への利活用のために抽出する取り組みが行われている。米 TickerTags はソーシャルウェブをモニタリングし、上場銘柄に関連する情報を抽出（タグ付け）する。ソーシャルデータを金融に活用するサービスを提供する競合相手は多数存在し、例として iSentium、Dataminr、PsychSignal、Guidewave Consulting、英 TheySay が挙げられる。その他、新しいタイプのビッグデータを取り扱う企業の例として、米 Premise Data Corporation はウェブクローリングにより取得したデータや、パートタイムスタッフがスマートフォンで撮影した画像を用いて物価情報を取得している。米 Placed はスマートフォンから収集する位置情報を分析し、店舗訪問等のデータを金融機関等の顧客に提供している（図表 10）。

2) 金融市場に影響するファクターの検出

既知の構造化データから隠れたファクターを自動的に検出する取り組みも存在する。例えば米 Binatix はディープラーニングを用いて金融市場の価格や取引データをパターン認識により分析してトレーディングに活用することを謳っている。仏 Walnut Algorithms も同様に機械学習によるトレーディングモデルを構築しアルファを生成することを標榜している。一方、日本のベンチャー企業 Alpaca は機械学習によりチャート分析を行うことでトレーダーを支援するプラットフォーム提供を目指している。

図表 10 ソーシャルデータ等の新しいタイプのデータからの分析



(出所) 野村資本市場研究所作成

⁵¹ “Traders Seek an Edge With High-Tech Snooping,” *The Wall Street Journal* 18 December, 2013

3) 金融市場の将来の価格予測

定量的・統計的な分析を投資に活用し、ファンドの運用パフォーマンスを向上させる試みはクオンツ運用の一環で以前から存在するが、近年ではここにビッグデータ分析や機械学習等の最新の AI 技術による解析を応用する事例が見られる（図表 11）。これは、人間による定性的な判断も介在することはあろうが、程度の差はあれど機械の力を使い、例えばセンチメントの変化を先行して掌握したり、隠れた相関を見つけ出したり、突発的な動きに即座に対応したりすることで、収益を向上させることを目指している。

Renaissance Technologies、DE Shaw や Two Sigma Investments といった米国の代表的なヘッジファンドはいずれも創業者が理数系のバックグラウンドを持ち、テクノロジー活用や定量的なアプローチを重視している。また競合で世界最大級の Bridgewater Associates は元 IBM で Watson の研究をしていた人物が AI チームを率いている⁵²。米国の大手資産運用会社 BlackRock もビッグデータ分析を活用するファンドを運用しており、同チームには Google 出身の研究者も加入している⁵³。さらには

図表 11 AI やビッグデータを運用に活用したファンドの例

設立時期	組織名	国名	概要
1975 年	Bridgewater Associates	米国	2012 年に加入した元 IBM Watson 研究者の David Ferrucci が AI チームを率いる。
1982 年	Renaissance Technologies	米国	数学者 James Simons が設立。
1988 年	BlackRock	米国	2009 年の Barclays Global Investors 買収により Scientific Active Equities チームが加入。
1988 年	DE Shaw & Co.	米国	コンピューター科学者 David E. Shaw が設立。
2001 年	Two Sigma Investments	米国	DE Shaw 出身の John Overdeck と David Siegel が設立。
2007 年	Rebellion Research	米国	機械学習を活用した AI に基づく資産運用を投資家に届けることをミッションに掲げる。
2008 年	Cerebellum Capital	米国	現在は Google X を率いる科学者 Astro Teller が設立メンバー。
2008 年	MarketPsy Capital	米国	2008 年にソーシャルメディア情報を活用したファンドを運用開始。
2008 年	Derwent Capital Markets	英国	2011 年に Twitter 情報を活用したファンドを運用開始。
2009 年	ブルーガ・キャピタル	日本	2010 年にブログ情報を活用したブルーガ・AI ファンドを運用開始。
2009 年	ファイブスター投信	日本	2015 年にビッグデータを活用したファンドを運用開始。
2010 年	Tashtego	米国	2013 年にソーシャルメディア情報を為替取引に活用したファンドを運用開始。
2011 年	Aidyia	香港	AI 研究者 Ben Goertzel が設立メンバー。
2012 年	PDT Partners	米国	前身はモルガンスタンレーの自己勘定取引部門。創設者は Barra および Renaissance Technologies 出身の数学者 Peter Muller。

(出所) 各種公開情報より野村資本市場研究所作成

⁵² “Bridgewater Is Said to Start Artificial-Intelligence Team,” *Bloomberg*, 27 February, 2015

⁵³ “ON THE MOVE-BlackRock taps Google scientist to help big data push,” *Reuters*, 8 June, 2015

Google との提携についての観測も報じられている⁵⁴。

ソーシャルサイトのデータ分析に関しては、2010 年に twitter の情報とセンチメントには相関がある旨の学术论文が発表され、その翌年、twitter 情報に基づき運用するファンドを Derwent Capital Markets や MarketPsy Capital が立ち上げている⁵⁵。

V AI やビッグデータが切り拓く金融サービス業の未来

日本国内では少子高齢化や労働生産性の低さは、持続的な経済成長を遂げるために解決すべき課題として叫ばれているが⁵⁶、AI やビッグデータ分析を活用した自動化や付加価値の向上に活路を見いだせる可能性がある。また、東京大学の松尾豊准教授は、ディープラーニングの登場について「50 年来のブレイクスルーと呼んでよいと思うが、これから起きると予想される人工知能技術全体の発展から見れば、ほんの入り口にすぎない」と述べており⁵⁷、前述のデータの増加や IoT、ロボティクス、脳科学など周辺技術の発展と相まって、AI は今後も加速度的に進化していくと考えられる。

機械学習に代表される近年の AI 関連技術の多くは、大量の学習データの存在に懸かっているが、特定の業界に特化したデータを多く投入できればできるほど、AI がビジネス上の課題解決を行えるよう、より賢くなっていくと言われている⁵⁸。したがって、金融サービス業に特化したデータをより多く持ち合わせている組織、金融サービス業の顧客に関するデータを取得・利活用できる立場にいる組織にチャンスが訪れるともいえよう。

日本の金融機関が、進展する人口減少と金融規制改革の中でもなお、顧客から選択され、生き残るためには技術革新をプロアクティブに採り入れて付加価値を高めていくしかないようにも思える。90 年代半ばに議論された「金融サービス業はインターネットを活用すべきか否か」という問いかけを、数年後には誰も問題にしなくなったのと同じように、AI とビッグデータ分析の革新は、今後、金融サービス業の細部に渡って浸透し、その必要性や意義を問う議論はなくなっていくのではないだろうか。

⁵⁴ “BlackRock and Google in talks over joint venture,” *Financial Times*, 18 October, 2015

⁵⁵ “Last tweet for Derwent’s Absolute Return,” *Financial Times*, 24 March, 2012 なお、その後両社ともファンドを閉鎖し取引シグナルを提供するビジネスモデルに転換したとのことである。

⁵⁶ 公益財団法人日本生産性本部「日本の生産性の動向」2015 年度版によると、日本の労働生産性は、就業者 1 人当たりでみても、時間当たりでみても米国の 6 割強の水準であり、主要先進 7 ヶ国の中では最も低い状況が続いている。

⁵⁷ 松尾豊「人工知能は人間を超えるか」角川 EPUB 選書、2015 年 3 月 11 日

⁵⁸ “Artificial intelligence: Can Watson save IBM?,” *Financial Times*, 5 January, 2016