

“ケインズの美人投票”と証券界の 「テキストデータ活用」型 AI

広 田 真 人

要 旨

近年、人工知能（AI）に対する期待が様々な分野で急速に拡大しており、それは資産運用分野もその例外ではない。従来ファイナンスとは無縁に近かった「人工知能学会；金融情報学研究会」等でも盛んにこの問題が議論され発信されている。

しかし、AIを資産運用分野にどう生かすかと言えば、それは二つのルートに分かれる。一つは企業のFVの推計ルートへの寄与であり、他方はマーケットを中心に発信されている既存の多種多様な情報を超スピードで要約し、改めて発信するルートへの寄与である。ではAIは上記二つのルートのどちらに寄与するかといえば、後者への寄与であるとするのが本稿の立場である。つまり、マーケットをビートしようと思うなら、当該企業のFV探究は無視し当該企業を目巡っての世間ないしマーケットに充滿している評価を観察し、世間で人気のある企業に投資する方が賢い、これが“ケインズの美人投票”の主旨である。こうした観察の手段としてAIは確かに優れているであろうし、そういう意味ではAIは資産運用分野に寄与する存在であることに間違いないだろう。

勿論、前者への寄与もない訳ではないが、それは極めて短期の将来を射程に収めているに過ぎない。勿論現実の多くの投資家にとっては上記の意味でごく短期の収益動向予想だけで充分かもしれないが、資本市場の本来の役割から言えば、「建前に過ぎない」とはいえ長期的視点からの企業価値評価こそが最も大切である。

無限の将来に渡る企業収益の動向をかなわぬまでも推計するに当たって、AIがどのように寄与出来るかに思いを巡らす時、「自動車の自動運行」とは本質的に困難の次元を異にすることは明白であろう。

目 次

I. はじめに	情報を超スピードで要約、発信する手段の創設
II. AI ブームの簡単な歴史的推移	V. テキストデータ活用型 AI と “ケインズの美人投票”
III. AI を利用した新たな分析手段の創設	
IV. マーケットを中心に発生している既存の多様な	VI. 結びに代えて

I. はじめに

最近、人工知能（Artificial Intelligence; AI）技術は第3次ブームを迎え、社会の様々な分野で応用が始まっている。特に、「自動車の自動走行」が現実味を増したことで、2016年にコンピューター囲碁プログラムの AlphaGo（アルファ碁）が世界のトップ棋士であるイセドル9段（韓国）を破ったことなどから、「ロボアドバイザー」など AI の資産運用への期待も急速に大きくなっているかに見える。

資産運用業界においても「ファイナンス分野への AI 応用」とでもいうテーマが数年前からブーム化しており、例えば、「証券アナリスト・ジャーナル」誌でも2017年以降「AI の金融応用」と名付けた“特集号”を「基礎編」・「実践編」に分けて展開している¹⁾。また、「経済セミナー」誌から「金融経済と AI」及び「機械学習は経済学を変えるのか？」と名付けた特集号が出ている²⁾。尚日銀でも DP・WP

等で何本ものレポートを掲載している。

こうしたトレンドを内容的に整理してみると、二つの異なる潮流に分かれることが分かる。

（その1）「画像データの活用」とも言われているようであるが、企業価値評価の際 AI を利用する新しい分析手法の創設を指す。

（その2）「テキスト・データの活用」とも言われるが、既にマーケットを中心に発表されている既存の多種多様な情報を超スピードで要約し改めて発信することを指す。

ただ、（その1）の場合、その情報が示す当該企業の FV 変化への影響は短い期間に限られ、FV に関する長期的推計に貢献するものではない。

また（その2）は、従来から発見されていた情報を入手し整理する範囲の飛躍的拡大とスピードの速さは確かに従来になかったものではあるものの、新たな価値創造に寄与するものとはいえない。

以上が示すように、「ファイナンス分野への

図表1 AIの世代的分類

世代時期	第一次ブーム 1950年代～	第2次ブーム 1980年代～	第3次ブーム 2010年代～	将来 2045年頃
種類 トピック	探索プログラム 数学定理証明 初歩的なゲーム	ルール・ベース エキスパートシ ステム 第五世代コ ンピュータ	機械学習 自然言語処理 音声／画像認識 強化学習 ディープ・ラーニング	汎用人工知能
データ	プログラム内の 限定的な入力	構造的データ (専門的知識)	非構造的データ (ウェブ, IoT)	

〔出所〕 佐藤広大「2017」の図表2「AIの世代別の分類」の主要部門を利用。尚、原表には項目毎に脚注が付されているが、本稿では省略している。

AIの応用」と称しても、「企業のFVの発見」といった本質的・長期的課題に寄与するものではなく、「短期的投資家の値鞘稼ぎ」に寄与するに過ぎないことを以下示していきたい。

以下この問題を考察していきたいが、その前にAIブームの歴史的推移を整理しておこう。

II. AIブームの簡単な歴史的推移

図表1は佐藤(2017)の図表2を借用し、簡略化したものである。

第2次ブームから第3次ブームへ間に起きた重大な技術的变化として「インターネット」の普及があり、この普及により多くの情報がデジタル化され、使えるデータ量が飛躍的に増加、「ビックデータ」と呼ばれるようになった。その結果、従来金融マーケット分析では使われなかった新しいデータを分析に取り込めるようになった。

この新しいデータは「オルタナティブ・データ」とも称され、発表資料のテキスト・データやソーシャルメディアのコメント、他に世界中の画像・音声等のマルチ・データも「オルタナティブ・データ」に含まれる。

具体例はⅢで説明するが、イメージを示す典型例として、日銀総裁の記者会見の画像解析から感情を読み取るソフトを用いて“喜び・怒り”といった感情を読み取る例が報告されている³⁾。政策変更が言葉に出さずとも日銀総裁の頭にある場合、その緊張が表情から読み取れるという仮説である。会見中の感情の総和に占める各々の感情の割合を算出し、一定期間中の怒り・嫌悪・恐怖といったネガティブなスコアを計算し、その数値から判断を下すことが出来るという。

つまり、従来は使われなかった画像やテキストデータが「機械学習」を介して分析の対象となって来ている。しかも、これまでの「深層学習」は特殊な技術を持つデータ・サイエンティストでなければ扱えなかったのであるが、最近のAI技術のコモデティ化によってそのハードルレートに急速な低下がみられる。

<「機械学習」のポイント>

ここで、現在のAIの第3次ブームのキーともいえる「機械学習」について、谷口(2017)に拠りながら改めてまとめておこう。

AIを意思決定装置に見立てるとすると、意思決定装置は入力を出力に変換する関数ということになるという。そして論点の「機械学習」とはこの関数をデータから求める方法という位置付けになる。そのためには、データによって関数を調整し、よりの確な関数を求めていくことになる訳であるが、そこには関数の側に学習によって修正しうる自由度が必要である。この自由度を媒介変数(パラメーター) θ として表すと、 θ は高次元ベクトルとなり、その次元は万単位といった大きな数字になることもあるようである。

つまり、大胆に分かり易く言えば、「機械学習」とは計量経済学でいうところの“回帰分析”のようなものである。ただ“回帰分析”があくまで“構造化データ”と言われる数値データ間の比例係数の大きさを示すのに対し、「機械学習」の場合は“非構造化データ”と言われる言葉の集合である文章を数値のベクトルにまず変換し、その数値ベクトルを使って“回帰”が行われるというイメージである。言葉の組み合わせは無限であるため θ は桁違いに巨大化することになる。

計量経済学の“回帰分析”であれば、対象集

団の状況を平均等の数値データに集約した上で関係度合いを分析することになるが、「機械学習」では、集約する作業を省き対象集団の状況を記述する文章全体をそのまま使って関係性を分析することになる。つまり、例えば、「企業の決算書を AI で分析する」ということは、決算書の数字だけでなく文書まで全て読み込ませて、結果として求めている業績ないしその予想動向を数字で超スピードで出せるようになるということである。

<「ディープ・ラーニング」のポイント>

尚、こうした中で現在の第3次 AI ブームとでも言われる状況をもたらしたのは、「機械学習」の一つである「ディープ・ラーニング（深層学習）」という技術革新である点は指摘しておかねばならない。この技術によって AI は“パタン認識”を実用化しえた。

「ディープ・ラーニング」とそれまでの「機械学習」との最大の相違点は“人間の介在の有無”にある。従来の「機械学習」では、分類や予測という業務を実行する際に必要な対象の特徴を人間が与えていたのであるが、「ディープ・ラーニング」では、AI が大量のデータから自動的に抽出することが出来る。

ただし、「ディープ・ラーニング」で学習して出来上がったものには、その結果を生んだ因果関係は示されないという限界がある（尤も、それは回帰分析も同様に妥当）。

ここでⅢ以下の議論のためにも分けて考えねばならない重大な論点を指摘しておこう。分析対象となる大量のデータが、ある集団に属する大量の企業を指すのか、1つの企業を巡る大量のコメントを指すのかの違いである。前者であればⅢの議論になり、後者であればⅣの議論になる⁴⁾。

Ⅲ. AI を利用した新たな分析手段の創設

① 今や地表観察用人工衛星が地表を捉えた画像は、地表数十センチ四方の大きさまで観察可能な解析度が得られるという。具体例に拠れば、米国のオービタル・インサイト社⁵⁾は石油タンクの衛星画像解析からタンク内部にどれだけの石油が残っているかを把握し石油貯蓄量を推定、石油市場の動向を予測するサービスを提供している。つまり、機械学習による画像解析技術を用いて、石油タンクとその浮き屋根の影の検出を通じてタンクに貯蓄されている石油量を推計する。これにより信頼度の高い推定値を毎日得ることが可能となり、投資ファンドやヘッジファンドにより市場予測に活用されている。

② また米国のテルアサ・ラボ社⁶⁾では高解析度の衛星画像の分析から特定地域の農産物生産を予測、コモデティ先物市場分析用の情報を提供するサービスを行っているという。

この二つの事例は確かに従来使われなかった画像解析技術の活用により、公的データより早くコモデティ市場が最新の情報を得ている例に相違なく、フィンテックによる AI 利用の例と見ることが出来る。

③ 3番目の例として、日銀の WP で示されている例を紹介しておこう。

これは、「企業の受注情報の貸出業務への活用可能性」という日銀 WP⁷⁾によるもので、換言すれば、「受注情報を用いた企業評価」とも言われており、PO (Purchase Order) ファイ

ナンスとも称されている。

PO ファイナンスとは、企業が受注を受けた段階で銀行からの借入れを行い、その返済に発注元から回収する売上高を当てるといふ貸出方法であり、このメカニズムを企業評価に使うという試みである。

取引先企業がどのような先から注文を受けていて、その受注額がどの程度であるかという受注情報が分かれば現在から将来への企業の経営状態を見と出すことが出来るので、受注情報を用いた信用モニタリングは財務情報では実現されることのない即時性の高い企業モニタリングを実現することが出来ると考えられたものである⁸⁾。

以上3つの例を検討してみたが、どれだけの効果かと考えて見ると、いずれも極めて短期間の優位性を確保するものであるに過ぎず、こうした予測手段の追加投入によって、その利用者である投資家には情報スピードの速さによる追加収益をもたらす側面は否定できないだけでなく、一般大衆投資家にとってはそうした短期的収益機会（値鞘稼ぎ）の獲得機会こそがマーケットへの参入の最大の動機であるとも言えるだろう⁹⁾。とはいえ、ここでマーケットの存在理由に立ち返るなら、それが社会性のある貢献と言えるかと言えば大きな貢献とは言えず、たいした価値ある行動とはいえない。

つまり、AI活用の効果には違いないとしてもそれだけのことに過ぎない。いわんや上記の例で言えば、上場企業である石油関連事業者に大きな寄与をしたわけではないだろう。つまり、評価される客体である石油関連事業者の立場から見た時、自社の今期の収益状況をその後決算短信等でいずれ開示する財務データに先立ち不正確であってもその方向性をより早く知る

ことが出来ることにはいかなるメリットがあるか、という問題になる。確かにマーケットの評価である「株価」はその新しい情報に反応するであろうし、その結果投資家の要求収益率である「資本コスト」にも変化を与えるであろう。しかし、その企業のFVはそうした短期の収益動向だけで決まる訳ではなく、より長期的視点からの企業評価にも目を向けてもらわねばならないはずである。

言ってみれば、「パチンコの釘の角度と玉の出具合との関連性の発見！」とどこが違うのであろうか？この関連性の発見はパチンコ愛好者にとって見れば何よりも勝るし最大の貢献に違いないが、そこにいかなる社会性が認められるというのだろうか？

IV. マーケットを中心に発生している既存の多様な情報を超スピードで要約、発信する手段の創設

テキスト情報の解析による市場分析（いわゆるテキストマイニング）については、従来新聞ないしニュース記事を素材とするものであったが、その後ツイッターやブログ等を素材に金融市場情報予想を行う仕事が表れ始めている¹⁰⁾。

例えば、「楽しい」・「悲しい」といったテキストデータの利用者の心理状態に係る表現頻度に着目して分析すると、3日～4日先の株価指数の騰落の方向性（だけであり、騰落の大きさではない）を87%という高い確率で予測出来るという報告もある¹¹⁾。つまり、ベクトルだけとはいえ、テキストマイニングの株価動向への予想が一定程度可能という実証結果が出ている。

また、ブルンバーク、トムソン・ロイター等

の情報発信企業からはニュース記事を機械的に解析し、ポジティブないしネガティブな数量評価を付加したり、企業や公共機関からの発表資料を素材にその要約版を自動的に作成する等 AI 技術を活用した解説の提供を始めている。更に、各国政府・中央銀行のウェブサイト、民間企業の製品に関するブログや SNS、業界のインタビュー記事から株価の先行きと関係するパターンを機械的に探し出す試みが進行中という。

ここで、内容的にはⅢに属するかもしれないが、日経が2017.1.27より始めた決算の要点を自動で文章として配信する「決算サマリー」サービス¹²⁾について説明しておこう。

上場企業が発表する決算データを基に AI が文章を作成、適時開示サイトで発表後直ぐに、売上高・利益等の数字とその背景等の要点をまとめて配信するもので、元データである企業の開示資料から文章を作成し配信するまでは完全に自動化し、人に拠るチェックや修正などを一切施さないとしている¹³⁾。記者が決算発表情報をどのように読み記事にするかを AI に学習させることによってこれを可能にしている。記事は発表後数分で作成配信され、上場会社3600社の大半に対応可能としている。

こうした分野は「テキストのセンチメント分析」とも言われるが、これにも二つのタイプがある。従来のタイプはポジティブな単語とネガティブな単語の辞書（＝極性辞書）を用意し、夫々の単語の頻度に応じてセンチメントを評価する方法が多数派であった。ただこの方法によると同じ単語であっても前後の文脈次第で最終評価がポジティブにもネガティブにもなり得るという欠点があった。そこで最近ではディープ・ラーニング手法を使って文脈を評価する手法が

生まれている。こうした文書のポジティブ対ネガティブの判別を機械的に行う方法を「センチメント分析」と呼んでいる¹⁴⁾。

V. テキストデータ活用型 AI と “ケインズの美人投票”

マーケットをビートしようと思うのなら、当該企業の FV 探究に向ってはダメであり、そんなものは無視して、当該企業へのマーケットの評価を観察し、その傾向に合わせた投資行動を採る方が賢い。これが、“ケインズの美人投票”の主旨である。

つまり、“商品付美人投票”に勝利するには、自分が美人と評価する女性に投票するのではなく、世間の大勢が美人と評価していると思われる女性に投票する必要がある。

テキストデータ活用型の投資とは、当該企業を巡って世間ないしマーケットで充滿している世間の評価を観察し、世間の人気のある銘柄に注目し、その銘柄に投資する行為である。

ではどの企業への人気が高いかの判断には、当該企業への様々な次元での評価を観察する外ない。こうした観察のためには AI は確かにその収集範囲の広さ、情報要約の適切さ、圧倒的スピード感といった面で確かに優れているだろう。

ただ、だからと言って AI による情報収集は投資対象企業の FV をオリジナルに調査するものとは全く異なり、世間での様々な既存の評価を効率よく集約したものに過ぎない。

勿論アナリストに拠る対象企業の FV 調査であっても、その調査には世間の既存の評価も少なからず含まれるのであり、当アナリストのオリジナルな調査が全てではないかもしれない。

ただそうであっても、他人の評価を要領よく集約したものとは違うはずであり、FV評価とはそうしたアナリストの泥臭い調査から生まれるものであろう。

しかし、マーケットをビートして高いキャピタルゲインを求めるのであれば、優秀なアナリストの分析力よりも世間の評価の集積の方に効果があることは“ケインズの美人投票”が示唆しているところである。

そういう意味ではテキストデータ活用型AIは上記目的には多に貢献すると思われ、投資家及び広義の手数料収入を期待する¹⁵⁾証券業界にも大いに歓迎されよう。ただし、投資対象企業のFVの発見（“価格発見機能”の向上）に寄与するかと言えば、論理的に見てそれは無理というものであろう¹⁶⁾。

VI. 結びに代えて

「ファイナンス分野へのAI応用」の主要分野の一つである「テキストデータ活用型AI」について検討した結果、形態こそAIという超現代的様相をとってはいるものの、その本質は“ケインズの美人投票”そのものに他ならないことが明らかになった。

即ち、資本市場の最も大切な機能である“価格発見機能”に寄与するものではなく、投資家の“値鞆稼ぎ”に貢献するだけの存在ということである。本稿の冒頭でも触れたが、「小口で投資未経験者層」の資産運用普及への貢献が期待されると持てはやされる『ロボアドバイザー』など、伝統的アセットクラスないしは機能ポートフォリオ（ex, お金のデザイン研究所の「THEO」を例にとれば、「成長」・「インカム」・「インフレヘッジ」の3形態）への投資家の動

的アセットアロケーションを様々なAIの力を借りて自動的に行うものである。

ただその際、対象となるアセットはグローバルではあってもせいぜいETFどまりであって、個別企業レベルのFVへの関心など皆無でしかない。

危惧されるのは、こうした分野の中心的役割を担っているのが、『人工知能学会；金融情報学研究会』等を主要出撃基地とする情報系・AI系といった新しい世代の理系の若者であることである。彼らは同世代の社会科学系の若者も同様になってきているかに見えるが、言ってみればORがそうであるように、与えられた所与としての目標を如何に効率よく達成するルートを見つけることには長けているものの、達成すべき目標の持つ意味を深く洞察することには必ずしも適職とは言えない¹⁷⁾ことが多いからである。

ただ念のため補足すれば、本稿はAIの全てについてネガティブな立場をとっているわけではない。例えば「自動車の自動走行」へのAIの寄与について、AIの画像認識（ディープ・ラーニング）が自動運転を実現するための中核技術であることは充分認識している。自動運転のためにはカメラから得られる画像に歩行者や他の車が写っていることは勿論であるが、同時にそれぞれの対象物の位置の認識が不可欠である。しかもその作業は動的であらねばリアルタイムでの処理には使えない。そのためにYOLO（You Only Look Once）といわれるアルゴリズムも開発され、画像を一回スキャンするだけで対象物の位置検出と分類が可能となる技術が開発中である。

本稿がAIに関しネガティブであるのは、少なくとも資産運用に関わるAIについてであ

る。証券市場の存在理由は“価格発見機能”にあることは前述したが、そのためには企業が無限の将来に渡って稼ぎ出すであろう CF を各期毎に推定する必要がある。勿論そんなことは不可能であるが、それでもその作業無くして資産運用の対象である企業の FV の推計は出来ない。いずれにせよ、資産運用にかかわるには無限の将来を相手とせねばならず、そこだけで「自動車の自動走行」とは本質的に困難の次元を異にすることは明白であろう。

最後に、東大経済学部創立百周年記念式典における渡辺努経済学部長の挨拶において、ここ40年における経済学の変化を AI と絡めて述べておられるので紹介しておこう。

40年前、経済学の設定の建て方は「どうすべきか」であったが、その後「こうやったらこうなった」へ変わり、最近は「こうするにはどうすればよいか」へと変化し、経済の制度を「設計」する発想へと変化がみられると総括されている。要約すると、「べき論」から「実験」と「設計」へという変化が生じているという¹⁸⁾。

こうしたトレンドの延長上に『東大経済学部をデータサイエンス学部へ改組する』という流れすらみられるという。一言で言うなら「社会科学から社会工学へ」の流れである。

社会科学の役割を巡って、人間の英知の外側に客観的に存在する法則性を見つけることなのか、それとも英知で法則性を創造することなのか、の違いであり、後者において AI はそのための迅速かつ高精度な答えを用意する画期的技術という位置付けになっている。

注

1) 「基礎編」が証券アナリストジャーナルの2017.8号、「実践編」が証券アナリストジャーナルの2017.10号となる。

- 2) 「金融経済と AI」が経済セミナーの2017.12号、「機械学習は経済学を変えるのか？」が経済セミナーの2019.1号となる。
- 3) 和泉 (2019) による
- 4) 本稿の議論は、特に断らない限り、個別企業を対象とする評価における AI の活用である。しかし現実に目を転じるなら、例えば政府や日銀のマクロ景気感レポートを AI 処理の上指数化した「野村 AI 景気感指数」や Twitter のマクロ景気感を AI 処理の上指数化した「SNS × AI 景気感指数」等がマクロ経済への評価における AI の活用例として有名である。この場合は、個別企業ではなくマクロの景気状況への多数の評価の要約版という位置付けとなる。
- 5) Orbital Insight 社 (<https://orbitalinsight.com>)
- 6) TellusLabs 社 (<https://telluslabs.com>)
- 7) 山中卓 (2016) を参照。

また、河田 (2017) も、東大渡辺努教授の研究室が開発した日経・東大日次物価指数から発展した大学発ベンチャー企業であるナウキャスト社のビックデータによる売上高予測に言及している。

- 8) 同様な例として挙げられるのが貨物の出入港を示す通関データの利用である。米国の港を介して輸出入する商品については「船荷証券」の提出が義務となっており、貨物の概要・輸出先（輸入元）の企業名・港が記載されている。そこでこのデータが利用可能である。ただ「船荷証券」そのものは従来から存在するデータであるが、紙ベースという重大な制約のためその活用は非現実的であったのであるが、近年の画像技術の進歩から自動読み取りが可能となり、オルタナティブ・データの仲間入りというわけである。この件については伊藤等 (2019) を参照されたい。
- 9) この点については、「典型的なクオンツ・ヘッジファンドにおいては、自社が開発した運用モデルに多様な情報を取り込んで市場の分析を行い、短期的に生じる株価の変化のパターンや非効率性をいち早く見つけて多数の取引を行うことで、収益を着実に積み重ねていく。そのようなモデルを活用した投資判断の精度と即時性を高めるために、オルタナティブ・データが活用されるとみられる」という嶋村 (2019) の意見が率直に語っているように思われる。
- 10) この辺りについては、和泉他 (2017) が詳しい。
また、例えば不安・喜び・信頼等の感情指標、ファンダメンタルズな見方に対する指標、話題となるテーマの口コミ指標の合わせて3つのタイプの指標からリアルタイムで算出されているトムソン・ロイターによる「トムソン・ロイター市場心理指数 (Thomson Reuters MarketPsych Indices =TRMI)」もこうした試みの一つといえよう。
- 11) Bollen, Mao, and Zeng (2011) を参照。ただし、この文献は専門外の領域のため、入手出来ておらず、和泉 (2018) によっている。尚、この件については水野 (2017) や佐藤 (2017) も言及している。
- 12) 日経新聞プレスリリース (2017) を参照。また、河田 (2017) もこの問題に触れている。
- 13) ただ情報の効率化の進展から、アナリストが業績予想

を修正すると株価が瞬時に反映することが多くなり、アナリストレポート修正後の投資では超過リターンの獲得が難しくなる傾向が顕著となった。その結果、アナリストが業績予想を修正する前に、当初レポートの文脈からその動向を先取りしようとする向きもあり、「自然言語処理」にはこうした新たな役割も付与されているという見方もある。吉野 (2019) を参照。

- 14) この辺りについては、饗場・山本 (2018) の他、特にテクニカルな詳細については和泉他 (2017) を参照。
- 15) ここで誰もが疑問に思うのが、2019年後半あたりから証券業界に「売買委託手数料の自由化ならぬ無料化」の流れが米国を先頭に加速しつつあることとの整合性である。

米国証券界最大手のチャールズ・シュワップ等が手数料無料化に踏み出したのを受け、日本でも SBI ホールディングスが今後3年で取引手数料ゼロ構想を打ち出した他 au カブコム証券、マネックス証券等のいわゆるネット証券各社に追随がみられる。しかし売買手数料が無料化されれば、「手数料収入への期待」などそもそもあり得ない。

この矛盾を解く鍵は、証券会社の収益構造について売買手数料を柱としてきた従来のフロー業務から資産管理業を柱とするストック業務へと転換する外無く、そこで顧客規模の拡大、すなわち「顧客からの預かり資産に依拠した収益構造」への転換が不可欠となる。そのためには、世界中から顧客を出来るだけ集める必要があり、日本経済の金融立国化とのセットが必要というシナリオになる。加えて「顧客の預かり資産」の大きさは具体的には「時価総額」に拠って決まることから株価上昇も必要となる。こうした条件を満たすためにも“超金融緩和”が求められる。このところ平時にあっても継続されている“超金融緩和”の裏にはこうした事情が垣間見れる。

- 16) この問題を巡って、ファイナンスの側から AI 利用についての発言が多い高橋 (2017) は次のように述べている。「ファイナンスでは、価格形成がどのように行われているかということはまだ決着がついていません。今までは数値データしか使えなかったけれど、テキスト情報も使えるようになったので、分析の余地が増えた、切り口が増えたと思っています。AI 技術を正しく使えば面白い分析が出来るはずです」。

<マーケットの価格がいかなるメカニズムで形成されるか>の分析は実践的にも最もニーズがある課題であろうが、そのことと<企業の FV がどのように評価されるべきか>とは全く別の問題であり、「ケインズの美人投票」とは元々この峻別を求めた議論である。

- 17) 例えば、水田等 (2013) によれば、複数の機械学習プログラム同士で取引を行わせ金融資産価格がどのように変動するかをシミュレーションする研究を行っており、最近はその取引スピードを超高速コンピューターで行わせているという。こうした超高速シミュレーションによって確かに金融資産価格がどのように変動するかメカニズムの解明には寄与するだろうし、金融資産価格管理者にとっても有用な寄与をもたらすかもしれない。

ただ、ここで問われるべきは、ただそれだけであればキャンブル・ゲームのメカニズムへの解明と大差はない

ということである。“金融資産市場とは『ゲームセンター』ではない”ことを忘れていけないだろう。『ゲームセンター』として利用すること自体は確かに自由であるが、その奥に如何なる社会的存在理由があるのか、これは OR ではなく経済学の分野なのである。

- 18) この象徴が、2019年度ノーベル経済学賞が「ランダム化比較実験」という手法の開発経済学に導入した貢献に対して授与されたことである。

こうしたトレンドへの評価としては、確かに具体的・実効性を持つ貧困対策を提示しているとも言える反面、背後にある『富の格差』というより本質的問題に全く切り込んでおらず、『目標が控えぬ過ぎる』という批判も大きい。即ち計量経済学の応用例に過ぎず、これを“経済学”と称するには抵抗も多い！

参 考 文 献

- 和泉潔／坂地泰典／伊藤友貴／伊藤諒 (2017) 「金融テキストマイニングの最新技術動向」証券アナリストジャーナル 2017.10, 28-36
- 和泉潔 (2018) 「ビックデータと人工知能を用いたファイナンス研究の潮流」H銀 DP 2018-j-19, 1-13
- 和泉潔 (2019) 「ビックデータと人工知能を用いたファイナンス研究の展開」証券アナリストジャーナル 2019.12, 75-83
- 伊藤健・佐藤広大・(監修) 関雄太 (2019) 「資産運用におけるオルタナティブ・データの活用と課題」野村資本市場クオーターリー 2019 Autumn, 136-153
- 河田剛 (2017) 「AI 時代とアナリスト」証券アナリストジャーナル 2017. 5, 46-50
- 饗場行洋・山本祐樹 (2018) 「データサイエンスと新しい金融工学」財界観測 2018. 春, 30-41
- 佐藤広大 (2017) 「人工知能・ビックデータを活用した資産運用への期待と課題」野村資本市場クオーターリー 2017 Spring, 62-79
- 嶋村武史 (2019) 「資産運用におけるオルタナティブ・データの活用と日本への示唆」知的資産創造 2019. 3, 38-49
- 高橋大志／鶴岡慶雅 (2017) 「経済理論と AI 技術、現在とこれから」経済セミナー 2017.12, 8-19

“ケインズの美人投票”と証券界の「テキストデータ活用」型 AI

- 谷口忠大 (2017) 「AIと機械学習とディープ・ラーニングの違いとは何か？」 経済セミナー 2017.12, 20-24
- 日経新聞プレスリリース (2017) 「AIを活用した「決算サマリー」配信スタート」 2017.1.25
- 水田孝信／早川聡／和泉潔／吉村忍 (2013) 「人工シミュレーションを用いた取引市場間におけるティックサイズと取引量の関係性分析」 *JPX WP* Vol.2, 1-14
- 水野貴之 (2017) 「AIと金融の係わりの歴史」 証券アナリストジャーナル 2017.8, 27-36
- 山中卓 (2016) 「企業の受注情報の貸出業務への活用可能性の検討」 *日銀 WP* No.16-j-10, 1-28
- 吉野貴晶 (2019) 「オルタナティブデータを使った運用実務について」 *月刊資本市場*, No412, 58-69
- 渡辺努 (2020) 「東大経済学部創立百周年記念式典, 挨拶」 *経友*, No.206, 5-10
- Bollen, Johan, Huina Mao, and Xiaojun Zeng, (2011) 「Twitter Mood Predicts the Stock Market.」 *Journal of Computational Science*, 2 (1), 1-8
(元東京都立大学客員教授)