

論 説

AI 予算管理に関する一考察

—銀行における予測型経営の実現と課題—

谷 守 正 行

はじめに

全世界のさまざまな分野に AI が着実に実用化されている。しかし、企業の経営管理の根幹をなす管理会計への適用に関してはいまだ発展途上にある。本研究は、企業内の担当者が専門的・属人的に行う管理会計実務に焦点を当て、AI 適用の可能性、効果および課題を検討するものである。

これまで、筆者はさまざまな管理会計プロセスに対して AI の適用可能性を検討してきた。まず、谷守 (2018a) では、AI の進化と具体的な機能内容を確認したうえで、将来予測を行い最適な打ち手を取るといった管理会計の各プロセスに AI の機能が適用可能なかどうかを理論的に研究した。そのなかでは、AI の特徴に基づき、管理会計プロセスのうち意思決定、原価見積そして予算管理の3つの業務への AI の適用可能性について理論的に検討した。

続いて、意思決定への AI の適用理論と実験 (谷守 2020)、AI による ABC (activity-based costing) の課題解決の理論と実験を行い検討および検証を行った。そこで本稿では、とくに将来予測に基づく予算管理への AI の適用方法、効果および課題を検討する。

1. AI 予算管理に関する先行研究

管理会計に AI 適用を検討する研究は、監査や自動仕訳などの財務会計分野

への適用研究に比べて多くはないが、少しずつ発表されてきている。たとえば、2017年以降 Google Scholar で「Artificial Intelligence」と AND 条件で「Management Accounting」を調べると 2,850本の公表論文がある。

ただし、そのうち「Budgeting Process」に関する論文は合計で 53本であった。さらに BI (Business Intelligence)、AI や IoT などの技術紹介的な論文や、財務会計や会計全般への AI 関連論文を除くと 7本であった。

さらに、その 7本の論文のうち管理会計全般に関する論文 3本 (Guo 2019; Nielsen 2020; Corazza & Zanin 2020)、AI と意思決定に関する論文 2本 (Bader & Kaiser 2019; Jalonen 2019)、AI による企業分析の論文 (Lahmiri & Bekiros 2019) と金融ビジネスへの AI に関する論文 (Jakšič & Marinč 2019) がそれぞれ 1本であった。

以上の通り、2017年以降の公表論文に対して調査したところ、予算管理プロセスに対する AI 適用に関する論文はとくに見つけられていない。なお、オックスフォード大学より「10年後になくなる職業」の論文 (Frey & Osborne 2013; 2017) が公表されて、2017年には Google DeepMind の AI 囲碁ソフトが世界トップ棋士に勝利して全世界的に AI 技術が着目されるようになった。そのことから、2017年以前の管理会計分野のそれも予算管理に対する AI 適用に関する先行研究論文を見つけ出すことはあまり期待できないと考えられるが、今後も継続して調査研究をしていきたい。

他方で、将来予測に基づく予算管理については、フィードフォワード・コントロールを内包する予測型経営の思想を元に検討する。そのため、将来予測に基づく予算管理の先行研究として、フィードフォワード・コントロールについては丸田 (2005) や清水 (2009) および伊藤 (2014)、予測型経営については清水 (2013a; 2013b) の考え方と研究に基づき検討する。

次に、以上の先行研究を元に実際の銀行の予算管理プロセスを具体的な検討対象にして、AI の適用可能性、効果および課題を検討する。

2. 銀行の予算管理実務

まず、実際の予算管理実務を分析する。実際の銀行の予算管理実務を対象にして、企画部門内での予算管理業務の位置づけから、実際の業務内容、そして実務上の課題を整理する。

(1) フィードバック・コントロールの状況

銀行において予算管理は、企画部門の主たる管理会計業務である（谷守 2018b; 矢本 1957）。現在までどの銀行も予算管理を営々脈々としている。まず、予算管理の PLAN に相当する期初の予算立案プロセスを検討する。

実務的な観点から具体的にみると、各銀行の予算立案プロセスには以下の通り 3 点の微妙な違いがある。

まず 1 点目の違いは、年度予算を立てるところと、半年（半期）予算を立てて運用する銀行に分かれる。しかし、年度予算を立てる銀行でも 9 月末の上半期（上期）が終わった時点で下半期（下期）の予算を見直す作業を行うことになっている。

2 点目の違いは、期初の予算の立案タイミングである。年度が終了しかけて 3 月までに翌年度の予算を立てる銀行と、新年度が開始されてから、つまり前年度の決算が固まってから新年度の予算を立てる銀行に分かれる。後者の場合、すでに新年度が開始されているので、5 月や 6 月にならないと予算が示達されない状況になる。他方で、前者の新年度開始前に予算を立てる銀行では決算確定前に予算を立てることになるので、「決算見込み」の数値に基づくほかない。そのため、新年度開始後の上期中に予算の見直しが行われるところもある。

3 点目の違いは、月次予算の立案有無と立てる場合でもキャッシュフローか期間損益で立てるのかの違いもある。償却費、賞与、保険料、税金など年（半年）払いの費用の月次予算の取り扱いが異なる。キャッシュフローで月次予算を立てている場合には、前年度の支払状況を元にそのまま予定支払月に予算を

立てる。他方で、期間損益で予算を立てている銀行では、前年度支払の費用総額を月々に平準化して予算を立てることになる。そのため、月ごとの費用の変化はある程度一定になる。

以上の通り、銀行の予算立案プロセスには些細な違いはあるものの、銀行経営にとって基本的かつ重要な管理会計業務となっている。ただし、以上の予算立案プロセスは前年度実績に基づき、フィードバック・コントロールにより新年度予算が策定される点ではどの銀行も同様である。対して、各銀行の予算管理プロセスのフィードフォワード・コントロールの業務内容は異なる状況にある。

次節で、銀行の予算管理プロセスにおけるフィードフォワード・コントロール業務の実態を明らかにする。

(2) フィードフォワード・コントロールの状況

銀行で予算管理を行っていないところはないことは述べた通りである。さらに、予算立案プロセスに小さな違いはあったとしても、新年度の予算立案のためにはフィードバック・コントロールが適用されている状況も整理した。それを図表1に示す。図表1の三重線の矢印(FB)の通り、前年度決算確定によりその実績と予算対比の各種差異分析を元に新年度予算が立てられるフィードバック・コントロールを表している。

一方、各銀行では12月末には当年度の決算予想を立て、当年度予算未達が予想される場合には、営業店に新たな施策を通知するとか、本部の方で市場の投資物件で収益を稼ぐなり年度末に向けて打ち手を講じる¹必要がある。9月末の決算予想に対して12月末の予想を「決算見込」と呼ぶ銀行があり、本稿でも図表1の通りタイミング別の予想を明確化するためにその表現を使う。

同様に1月末にはさらにより確実性の高い決算予想を立てる。銀行によってはそれを「落着予想」などの呼び方で12月の決算予想と区別した表現でいう

1 業界によっては、年度末を迎える前に施策を講じる行為を「巻を入れる」という表現をすることもある。

ところもあり、図表1ではそれに倣っている。2月末になるとあと1カ月で年度終了ということもあり、最も確実性の高い決算予想がなされ、予算未達状況によっては緊急的施策が実施される。2月末の決算予想のことを「落着見込」と呼ぶところもあり、図表1でそれを表している。

以上の決算見込、落着予想、落着見込は、当年度期間中に将来である3月末の財務状況を予測する業務にはかならない。図表1の実線の矢印（FF）で表す通り、年度末を迎えるまでに何度も年度末の状態を予測して、施策を講じるフィードフォワード・アクションがなされるのである。

一般には、企画部門ではまず経理・主計担当が担う決算作業がタフな仕事（相当な労力と時間を使う仕事）として認識されている。次に、企画部門の全社収益責任部署や純粋な企画担当の予算管理業務が非常にタフな仕事である。予算管理のなかでも決算実績を元にした予算立案（フィードバック業務）は予算管理の最初の一步であり、十分にタフな業務であることは一般に理解しうるのであろう。しかし、筆者の銀行企画部門の経験では年度中の予算達成のための打ち手を講じる業務、すなわちフィードフォワード・コントロールの業務が最もタフな仕事であった記憶がある。

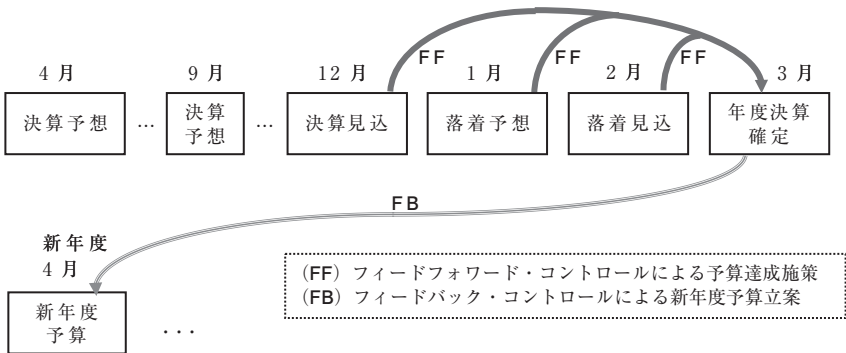
最近もいくつかの銀行の経営状況をみる機会があったが、今般の厳しい状況のなかで緊急事態宣言、出入国制限、GoTo 施策等地域経営に大きく影響する事態が年度内に頻繁に発生し、当初立案の予算そのままでは実質的に役に立たなくなった。それら銀行では明確なローリング予測と言っているところはなかったが、図表1に加えてさらに頻繁なるフィードフォワード・コントロールをもって予算管理がなされているといってもよいのではないか。それは、銀行で図表1の通り従来から年度末に向けてフィードフォワード・コントロールが常にアンテナ高く行われたことで、銀行では用語としては意識していないものの実質的にはローリング予測による予算管理がなされたものといえる。

清水（2013a: 833）は「（本来の脱予算経営では）ローリングは常に一定期間先を見越していなければならず」（カッコ内と下線は筆者）、年度末の予測を四半期ごとに更新していくローリング予算では本来の脱予算経営（予測型経営）

ではないとする。それは「予測は常に年度末までの予測に終始し、継続的に業績を向上させようとするマインドの妨げになる」(清水 2013a: 833) からという。つまり、予測型経営をより実効性のあるものにするには予測作業負担の問題も大きく影響するものといえる。

ここで、銀行の予算管理業務の状況を見ると、従来から定例的に行われる「決算見込」「落着予想」「落着見込」のフィードフォワード・コントロール業務だけでも相当にタフな仕事であったのは述べた通りである。そこに加えて随時かつ頻繁にフィードフォワード・コントロール業務を行うのは、企画部門の担当者にとって相当に大変な業務であったことは想像に難くない。そのため、どうしても予測する作業に終始してしまい、本来の目的である継続的に業績を向上することを第一目的とする意識になりにくかったのではないか。すなわち、銀行の予算管理はフィードフォワード・コントロールが重視されているが、現状では完全な予測型経営というわけではないといえる。

図表 1 銀行の予算管理の月別業務内容



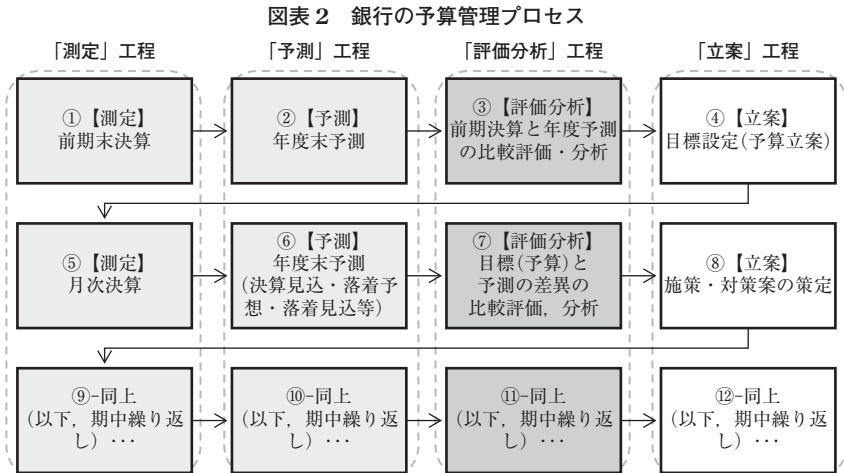
出典：筆者作成。

(3) 予算管理実務の課題

銀行を対象にして予算管理の位置づけを確認し、実際の予算管理プロセスを確認した。その結果、予算管理を担う企画部門の担当者にとって、年度末近く

になってからのフィードフォワード・コントロールの業務が最も大変な仕事であることが分かった。

そこで、あらためて銀行の予算管理実務を元に具体的な課題を明らかにしてみよう。まず、銀行の予算管理プロセスを工程別に表すと、図表2の通りとなる。谷守(2019b)では、期初の予算立案に反映されるフィードバック・コントロールを中心にAIによるフィードフォワード・コントロール実現の可能性を検討した。その研究を元に本研究では実務的に予算管理業務を分析する。そのため、フィードバックだけでなくフィードフォワード・コントロールの業務についてもそのプロセスを詳細かつ具体的に区分して検討する必要がある。



(出典) 筆者作成。

図表2に従って銀行の予算管理プロセスを説明する。まず、①前期末決算から始まり、その実績値から②新年度の決算数値を予測する。予測値はそのまま予算とされるのではなく、③予測値に対して評価と分析を行い、ストレッチをかけることで目標値が④予算として立案される。次に、新年度が始まり、上述の通り12月以降の各月次で、⑤月次決算により足元の実績を把握し、それを

元に⑥決算見込等を予測する。そして、期中の予測値と当初の⑦予算との差異を評価・分析し、⑧対応策や施策を立案するフィードフォワードのサイクルが以降連続する。

さらに、図表2で破線で囲むグループに共通するのが「測定」「予測」「評価分析」そして「立案」である。このうち、「測定」については実績を把握することになるので、本決算業務と月次決算業務とみなして管理会計の工程とは区別する。同時に「立案」についても実際の対応策の検討と示達であり、これもAI適用を研究する管理会計とは区別する。

一方で「予測」と「評価分析」は、フィードバックやフィードフォワード・コントロールの根幹をなす管理会計の業務である。これら工程は、企画部門の専門担当者の判断を要す工程であるため属人化しがちであり、当該担当者にとっても相当大きなストレスと時間を要するものとなっている。そこで、本稿でAI適用を検討し課題を解決すべき予算管理の対象は「予測」と「評価分析」のプロセスである。

3. AI 予算管理の方法と期待される効果

これまで財務会計において実用化されているAIを参考に、予算管理に対するAIの適用を検討する。まず、予測プロセスへの適用を検討するAI技法は谷守(2018a)で整理された機械学習とする。その理由は、AIの手法の中で予測して数値を算出するには一般にランダムフォレストなどの機械学習²が適用されるからである。

それは、いまでも一部の予測に利用される統計の回帰分析とAIを比較するためでもある。それは、AIの機械学習による予測プロセスは、これまでの回帰分析での予測に比べて精度向上が期待できるからである。そこで、以下AIは機械学習として検討する。

2 ニューラルネットワークなどのディープラーニングで行うことも可能であるが、現状の実務で適用される回帰分析と比較するために、分かりやすさを考慮して本稿では機械学習に基づいて検討することとした。

なお、評価分析プロセスへの AI では足元の予算の差異の状況から施策案を提示する仕組みも必要になる。それは、囲碁や将棋に適用される強化学習やディープラーニングが検討できると考えられる。状況に対する定性評価と判断が重要になることから AI による意思決定に関係する。

そこで、本稿では予算管理の予測プロセスに対して集中的に AI 適用検討を行うこととする。それは、AI の適用によって予測型経営の実効性が高くなるのではないかと考えるためである。そのため、評価分析プロセスへの AI 適用検討については意思決定への AI の適用可能性を研究した谷守（2020）など別稿にて研究を深化させることとしたい。

(1) 予測プロセスへの AI 適用方法案

予算管理における予測プロセスでは、“予測値（数値、金額）”を求める必要がある。一般に数値を求める場合には回帰分析モデルを作成して、その計算に基づくことがほとんどであった。現状の銀行の企画部門では、金利リスク管理の ALM³（Asset Liability Management）を利用して市場金利や物価の将来変動に対する収益の変動を予測するが、それは複雑なリスク計算に基づく高機能な回帰分析モデル計算による予測⁴とみなすことができる。

しかし、主に市場金利の変動が説明変数とされるモデルがあるため、他の説明変数や定性的情報に対するモデルの適合性は企画担当者のスキルである。そのため、その業務には専門性と相当に大きなストレスと労力が必要とされ、どうしても一握りの担当者に集中してしまい、属人化されることが少なくない。

そこで、まずは現状の予算管理の予測プロセスで使用していた回帰分析に替えて（加えて）AI を適用する方法を検討する。それにより、大きなストレス

3 金融のリスク管理の手法の一つであり、総合的な資産と負債の管理のこと。主に銀行や保険会社などの金融機関で用いられるリスク管理手法もしくはその総称である。銀行では、ALM によって将来の市場金利の変動に対する資産・負債の価値の変動を予測し予算管理に適用している。

4 矢本（1957）によれば、1950年代当時においてすでに最小二乗法により予算策定が行われていたことが分かる。

と時間のかかる予測プロセスであったために、年に数度⁵しかできなかった予測プロセスがAIの適用によって頻度よくタイムリーに実施できるようになることが期待できる。その結果、予測型経営の実効性が高まるものと考えられる。

ここで、現状予算管理の予測プロセスに現状適用されている回帰分析と、AIの機械学習との違いを図表3に示す。

図表3 予測のための統計とAI機械学習の違い

観点	統計（回帰分析）	AI機械学習（ランダムフォレスト）
① 目的	「既存のデータ」がどのようなものなのかを説明すること	「まだ見えていないデータ」に対する予測された結果の生成
② 思想	なぜそのような結果になるのかといった理由や要因が詳細に分かれれば、打ち手を講じることができるとの思想	なぜそのような結果になるのかが分からなくても、実際にそのようになることが分かれれば、打ち手を講じることができるとの思想
③ モデル作成概要	回帰分析の「計算式」の作成	「分類ロジック」の作成
④ 推論方法	演繹法的推論（予測モデル重視）	帰納法的推論（予測結果重視）
⑤ 検証方法	検定、相関性、寄与率	テストデータによる出力結果の精度、予測結果の妥当性や納得感
⑥ 説明変数の種類	限界あり	限界なし
⑦ データ処理や蓄積	すべてのデータの蓄積が必要（ビッグデータ処理）	モデル構築後は、最新の入力データのみによる追加的な学習でモデルの成長が可能（エッジコンピューティング）

（出典）谷守（2019a：30）に基づき予測プロセスを対象に筆者加筆修正。

管理会計へAIを適用する際に、最も認識しておかなければならない観点が図表3のうち、③モデルの作成概要と⑤検証方法である。たとえば、重回帰分析は予測誤差を最小化する目的で統計モデル（すなわち計算式）を作成することが目的である。他方で、AI（ランダムフォレストの機械学習）は学習データによりデシジョンツリーのように順番に分類する方法、すなわち分類ロジック（分類するためのアルゴリズム）を特定するものである。

5 図表2の通り、期初・9月末・12月末・1月末・2月末に予測プロセスが実行される。

統計による回帰分析の計算式は、線形モデルに写像しようとするものであるから、ある意味では単純化させているとも考えられる。そのため、分かりやすく説明もしやすいものになる。対して、AIによる分類ロジックは説明変数種類（分類条件）が多くなればなるほどひと目では分かりにくいものとなり、説明も容易ではなくなる。そのため、検証方法の観点では、回帰分析では計算式の“検定”や“寄与率”であるのに対して、AIではテスト結果の“精度”や未知のデータに対する出力結果の“納得感”が判断材料となる。

基本的に、過去の結果から計算式を作成することに長けている統計は、いまの状態を前提に将来を予測するものと考えてもよい。そのため、回帰分析は非線形の変動には適合しにくく、昨今の不確実な社会情勢においては十分に機能していない。逆に、ある程度の柔軟性のあるAIによる予測であれば、どんなに不確実な状況下であっても結果を出すことができる。さらに、AIの予測結果の検証方法が納得感という極めて“実務的な判断根拠”は管理会計にとってなじみやすいものではないだろうか。

さらに付け加えると、AIは主に分類ロジックの構築（図表3の③）を指すものともいえる。そのため、図表3の⑦のデータ処理や蓄積に整理する通り、過去のデータをすべて蓄積しておく必要がない。それは企業にとっては蓄積のコストだけでなくセキュリティや品質の面から実務的にかなり大きなメリットである。一度過去の実績データによってAIモデルを作っておけば、あとは新しく発生する（例えば当日中の最新の）データのみを使ってそのAIモデルに追加学習させることで、あたかもAIモデルを成長させる仕組みとなる。

その他、予測プロセスにAIを適用するための理論的な根拠は次の3点である。

1つは、AIの入力データの許容度が高い点である。AIでは学習や予測のための入力データの欠損や品質のばらつきがある程度許容されている。回帰分析に入力される説明変数は必ず全てが正しく揃っている必要があり、欠損は許されない。そうでなければ計算できないからである。しかし、AIでは、基本的に分類ロジックなので欠損やばらつきがあっても無視して処理することが可能である。

続く2点目のAI適用の根拠は、AIでは非構造化データの取り扱いが統計よりも比較的容易な点である。非構造化データとは、文字・画像・音声などである。予算管理のフィードフォワード型の予測プロセスで利用される情報としては、たとえば最近でも「緊急事態宣言の発出」「ワクチン接種開始」「米国大統領の交代」「GoToキャンペーン中断」など単純に数値に置き換えられない重要な定性情報がある。これら非構造化情報は、将来の業績へ大きく影響する。現状は、回帰分析の計算結果を補足する形で、企画部門の専門担当者が経験と勘と強い意志により定性要因として職人芸的に補正し予測している。AIであれば、その専門担当者の予測補正ノウハウをある程度は学習することが可能である。

最後の3点目の根拠は、回帰分析は線形モデルであることから適用できるデータ種類数に限界があるのに対して、AIではデータ種類数に限界がない点である。ただし、多ければ多いほど精度が高くなるとは限らないので、予測結果の精度に注意しつつモデル化を進めていく必要がある。

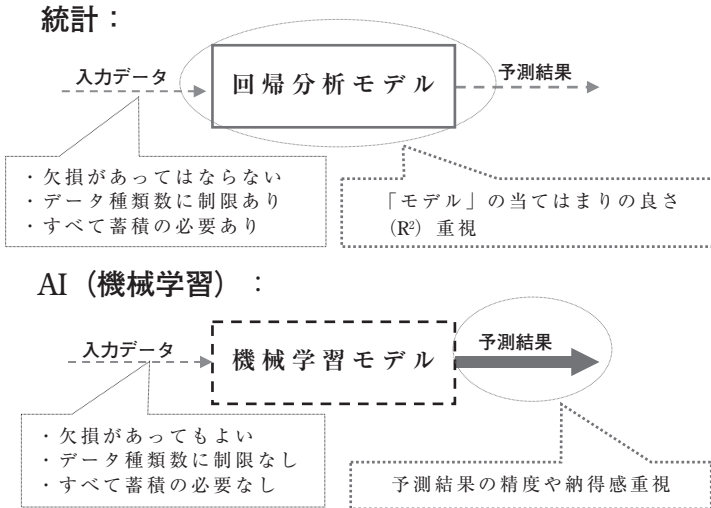
(2) 予測プロセスへのAI適用効果

これまでの将来予測にあたっては一般に統計が活用されてきた。ただし、実務において適用される統計の手法では、線形モデルが前提とされることが多い。一方、予算管理の予測プロセスでは非線形の予測が必要になる場面が多々あり、職人芸のような属人的なノウハウが必要とされることが少なくない。

AIによれば、予測された結果である出力データを重視するので、線形/非線形を問わず対応可能である。さらに、回帰分析の説明変数に相当する入力データは、回帰分析では許されない欠損データがあっても処理できる。入力データの種類数に制限なく、逆に一度モデルを構成してしまえばすべての過去のデータを蓄積する必要はない。

以上の統計処理に比較したAIの処理の効果を図表4にまとめた。

図表4 統計（回帰分析）とAI（機械学習）の処理イメージの違い



(出典) 谷守 (2019a: 29) を元に加筆修正。

これまでの統計では、要因の説明のつかないデータに基づく回帰分析モデルの作成は容易ではなかった。それに対して、AIであれば、データの関係性に説明がつかなくても、そのデータと結果で学習した内容に基づいて予測することが可能である。期末に向けてリアルタイムにさまざまなデータを種類数に制限なく大量に取り込むことによって、AIの機械学習は高速に予測結果を算定することが可能であり、期末の予算達成に向けて頻度よくタイムリーに打ち手を講じることができるようになる。

その結果、銀行にとっては図表2に整理した通年度末に向けて数度のみ月次で予測を行う業務が、機械学習モデルを構築しておくことで相当に手間なくかなり高速に頻度よく予測結果が算定できるようになる。さらに、これまではその月次の作業だけでも大変であったためにどこの銀行でも想像すらできなかった“週次や日次”で予測を行うことも可能になる。そうすると、銀行にとっては清水 (2013a) のいう本来の脱予算経営すなわち予測型経営が可能になるで

あろう。

もちろん、属人化された限られた専門担当者の予測スキルがAI化されるので、担当者の異動があっても予測の精度や品質は保たれる効果もある。さらに、専門担当者の予測業務と結果に対して、第三者による検証も可能になるという効果は小さくない。

4. AI 予算管理実現のための課題

上述の通り、予算管理へAIを適用することにより、これまで一部で回帰分析を行いながら属人的な専門担当者スキルで相当な手間と時間をかけて算出されえる予測に比べて、AIを適用することでかなり効率化され、予測の精度の面でも効果は高くなることが期待される。

しかし、逆にAIを予算管理へ適用する際に解決すべき課題は何があるのか。銀行の予算管理実務を元にすれば、大きく次の3点の課題があげられる。

(1) AIのブラックボックス問題

最大の課題は何よりAIで出力された予測結果の根拠が不明（ブラックボックス）な点である。AIは予測結果の納得感を持って経営への適合性を確保するものである。そのおかげでモデルの精緻化や入力データの整理と長期蓄積の必要性というこれまでの課題から解放されている。しかし、予測根拠が不明なために役員や関係部署、さらには主たる施策の実行役である現場の担当者から十分な納得感が得られない可能性がある。AIにより精度および頻度よく予測結果が算出されたとしても誰も納得せずに、結局のところ目標達成が危ぶまれてしまっは本末転倒である。

すなわち、AIの予測の根拠が不明なまま、その結果の納得感の醸成ができるのかという論点を解決する必要がある。AIの適用がエンターテインメントを中心に適用されており、企業のビジネスにはまだ十分に適用されていないのは、このAIの根拠不明問題が大きい。AIにより予測された結果の根拠が不明なままでは実際に行動に移せないからである。

そこで、AI の予算管理への適用においては、予測された出力結果の理由や要因のブラックボックス問題の解決が必要になる。原（2018；2019）の最先端の AI 研究を基本的な参考として、管理会計における実務的な適用価値の観点で検討した谷守（2019b：97-98）を元に、予測プロセスのブラックボックス問題解消のための実効性の高い対応案を3点あげる。

第1に、ブラックボックス化されていても構わない時限性の高い予測への適用を優先的に行う方法がある。リアルタイム性が要求される場合や予測が外れても影響リスクがそれほど大きくない場合には、事前の理由や根拠よりも事後の検証の方が重要である。AI の予測結果を事後に検証ができれば十分であり、それよりも早く行動する方の価値が高い領域を適用対象にすることも一案である。まずは、要因分析よりも反射神経的に間違わないように対応することの方が重要で、前向きに実行する意識の方が最優先される領域の予測が対象であれば、ブラックボックス問題は事後検証で課題ではなくなる。

第2に、人間にとって分かりやすい要因説明を根拠として AI に学習させる方法が考えられる。人間が納得できる要因説明方法自体を過去の事例から AI に学習させるのである。将来予測や意思決定の際に、当該企業で戦略上最も重視している変数や変動要因の多い変数を学び、そこから状況に応じて最も納得しやすい自然言語で理由を出力する方法を開発することが考えられる。ただし、これは人間の理解優先を目的とした機械学習による複雑な条件分岐と判断の簡易化である。すなわち、ランダムフォレストなどの複雑な機械学習モデルを分かりやすい単回帰モデルに近似させる方法と考えることもできる。

第3に、ホワイトボックスとブラックボックスの混在するハイブリッドモデル（植野 2017：15）を構築することが考えられる。ホワイトボックスは演繹法であり、それと帰納法である AI を組み合わせる方法である。この AI のデイクシオン化（演繹化）やハイブリッド化は各所で研究中である。

(2) AI の入力データ準備に関する課題

AI を適用するためには、なにより学習するためのデータが必要である。そ

れも構造化データだけでなく、各種ニュースやコメントなど非構造化データも幅広く用意すべきであり、AIであれば処理可能である。さらに、AIにはデータ種類の数には限界がなく、欠損データやばらつきもある程度許されている。

最終的には、予測するための入力データの取得や準備の作業負荷が大きな課題になることがある。たとえば、銀行の予算管理の場合には、予測するための足元である実績把握を行う月次や期次の「決算作業」がボトルネックとなる。その決算の結果を元にAIにより予測することになるが、決算作業に手間と時間がかかってしまえばAIによる予測時間の高速化の効果は高くない。管理会計のための決算作業をRPA（Robotic Process Automation）化などにより一層の効率化と高速化を目指す必要がある。

別の方法として、決算作業の大本の入力データである仕訳や契約のデータや、商品別の口座数・平均残高・金利実績、および返済・延滞状況などを直接AIモデルの入力データとして取り込むことも検討する価値がある。その場合、スキャナで読み込んだ伝票や契約書などの非構造化データを取り込むことにもなる。

(3) AIのスタンスに関する課題

最後の課題は、予測する際のスタンスの問題である。一般に専門担当者でも、計数を元に予測する際に「このままだとあぶない」とか「いや、このくらいであればいける」とか各人各様であろう。つまり、人間は数字に対する“とらえ方”（見方）が異なるのである。突き詰めれば、コップの水が半分入っているのを見て「もう半分しかない」とみるのか「まだ半分ある」とみるのかは、担当者の人間的な感性によるものといえる。現に、銀行でも経営計画では、楽観シナリオ／悲観シナリオ／中立シナリオと3本立てで策定するのが一般的である。同様に、投資戦略におけるブルとベアという区別もスタンスの違いの1つである。

AIにより予測結果を算出する際に、この感性やスタンスにより答えが変わることを意味している。谷守（2020）のAI意思決定の検討の参考にした行動

経済学でいうシステム1のAI化と同様のものと考えられる。おそらく、将棋のAIと同様に〇〇名人の予測の形で表現されるのでないか。人間的な感性やスタンスによる部分のAIによる学習モデル化であり、学習データ次第となる。銀行の企画部門の専門担当者の過去の予測データを学習させるのであれば、どうしてもその担当者の感性や判断のスタンスが学習されることになる。結局のところ、外部の専門家の判断など別のデータをAIに学習させない限り、当該企業の予測スタンスは過去からの伝統が守られていくことになる。

おわりに

以上の通り、予算管理実務を対象にして、AIの適用可能性を検討した。とくに、予算管理実務では実際の銀行で実施されている予算管理のプロセスを詳細かつ具体的に分析した。さらに、現状の予算管理プロセスの分析を元にAIの適用効果の高い予測プロセスへの適用を検討した。

次に、AIの適用検討では機械学習の1つであるランダムフォレストを前提に、現状の実務でも一部利用される統計の回帰分析との比較を行った。その結果、回帰分析が統計分析モデルの当てはまりを優先するのに対して、AIでは予測結果の納得感が優先されることを明らかにした。そのため、管理会計となじみやすいうえ、予測プロセスの効率化と担当者の異動を容易化し、検証もしやすくなることが分かった。

さらに、AIの予測プロセスへの適用課題を次の3点にまとめた。1つは予測結果の根拠不明すなわちブラックボックス問題である。2つ目は、AIに対する入力データの準備に関する課題である。最後の課題は、AIに学習させる予測スタンスの問題である。

これら課題を解決すれば、予測の精度が上がり、予測プロセスは効率化され大幅に高速になるので、頻度よくタイムリーに予測結果を算出できるようになり、予測型経営の実効性が高まるものと期待できる。それだけでなく、専門担当者の属人化を防ぐことができ、担当者の異動と引継ぎ、そして予測ノウハウの蓄積による第三者評価も可能になる。

今後、AI（ランダムフォレスト）を実際の銀行における予算管理の予測プロセスに適用した実験機により、従来の回帰分析による予測結果と精度を比較する予定である。実際のデータで検証されることによって、AIによる予測型経営の実効性がより一層高まることを期待している。

最後に、本稿の検討が銀行だけでなく予算管理を行う企業全般の持続的な収益向上に寄与できることを期待している。

(付記)

本研究はJSPS 科研費 JP18K01921 の助成を受けた成果の一部である。

参考文献

- Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25: 29-44.
- Bader, V., & Kaiser, S. (2019). Algorithmic decision-making? The user interface and its role for human involvement in decisions supported by artificial intelligence. *Organization*, 26(5): 655-672.
- Breiman, L. (2001) Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author). *Statistical Science*, 16(3): 199-231.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2018). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. *The economics of artificial intelligence: An agenda*, 23-57.
- Cockcroft, S., & Russell, M. (2018). Big data opportunities for accounting and finance practice and research. *Australian Accounting Review*, 28(3): 323-333.
- Corazza, G., & Zanin, F. (2020). Impact of Artificial Intelligence on Managerial Accounting Systems. In *Handbook of Research on IT Applications for Strategic Competitive Advantage and Decision Making* (17-35). IGI Global.
- Costache, R., Hong, H., & Wang, Y. (2019). Identification of torrential valleys using GIS and a novel hybrid integration of artificial intelligence, machine learning and bivariate statistics. *Catena*, 183, 104179.
- Dávila, A. (2019). Emerging Themes in Management Accounting and Control Research. *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, 22(1): 1-5.
- Ding, K., Lev, B., Peng, X., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2020). Machine learning improves accounting estimates: evidence from insurance payments. *Review of Accounting Studies*, 25(3): 1098-1134.
- Du Chenne, S. (2019). Industry 4.0-fight or flight for accounting professionals?. *Professional Accountant*, 2019(35): 6-7.
- Frey, C. B., & M. A. Osborne (2013). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? (<http://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic>).

- The_Future_of_Employment.pdf) (2021年1月31日現在).
- Frey, C. B., & M. A. Osborne (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114: 254–280.
- Gamboa-Rosales, N. K., Castorena-Robles, A., Casas-Valadez, M. A., Cobo, M. J., Castañeda-Miranda, R., & López-Robles, J. R. (2020). Decision Making using Internet of Things and Machine Learning: A bibliometric approach to tracking main research themes. In *2020 International Conference on Data Analytics for Business and Industry: Way Towards a Sustainable Economy (ICDABI)* (1–6). IEEE.
- Guo, X. (2019). Research on the Transition from Financial Accounting to Management Accounting under the Background of Artificial Intelligence. In *Journal of Physics: Conference Series*, 1345(4): 042031. IOP Publishing.
- Jakšič, M., & Marinč, M. (2019). Relationship banking and information technology: The role of artificial intelligence and FinTech. *Risk Management*, 21(1): 1–18.
- Jalonen, T. (2019). Management Accounting Information in Decision-making: Unveiling Possibilities for AI. (<https://trepo.tuni.fi/bitstream/handle/10024/118179/JalonenTuomas.pdf>) (2021.1.30 現在)
- Lahmiri, S., & Bekiros, S. (2019). Can machine learning approaches predict corporate bankruptcy? Evidence from a qualitative experimental design. *Quantitative Finance*, 19(9): 1569–1577.
- Luo, J., Meng, Q., & Cai, Y. (2018). Analysis of the Impact of Artificial Intelligence application on the Development of Accounting Industry. *Open Journal of Business and Management*, 6(4): 850–856.
- Mayer-Schönberger, V., & K. Cukier (2013). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think*, Houghton Mifflin Harcourt. (斎藤栄一郎訳 (2013) 『ビッグデータの正体: 情報の産業革命が世界のすべてを変える』講談社).
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6): 100833.
- Nielsen, S. (2020). *Management accounting and the idea of machine learning*. Aarhus BSS, Aarhus University, Department of Economics and Business Economics.
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2017). Reshaping business with artificial intelligence: Closing the gap between ambition and action. *MIT Sloan Management Review*, 59(1).
- Richardson, V. J., Teeter, R. A., & Terrell, K. L. (2019). Data analytics for accounting.
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58.
- Watts, D. J. (2011). *Everything is Obvious: Once You Know the Answer*, New York, Crown Business. (青木創訳 (2012) 『偶然の科学』早川書房).
- 伊藤克容 (2014) 「将来志向の予算管理実務に関する検討—「見込管理」におけるフィードバックとフィードフォワード機構の結合—」『成蹊大学経済学部論集』45(1): 89–101.
- 植野剛 (2017) 「機械学習とは何か?」『証券アナリストジャーナル』55(8): 6–15.

- 清水孝 (2009) 「脱予算経営における経営改革の方法」『早稲田商學』第 418/419 合併号, 早稲田商學同攻會, 33-58.
- 清水孝 (2013a) 「予測型経営の理論と実務」『早稲田商學』(434): 825-854.
- 清水孝 (2013b) 『戦略実行のための業績管理: 環境変化を乗り切る「予測型経営」のすすめ』中央経済社.
- 清水孝・町田遼太・上田巧 (2019) 「わが国における予算管理の改善に関する研究の動向 - 脱予算経営の観点から」『早稲田商學』(455): 1-31.
- 谷守正行 (2018a) 「管理会計への AI 適用可能性に関する一考察」『専修商学論集』(106): 135-148.
- 谷守正行 (2018b) 『金融機関のためのマネジメント・アカウンティング-IFRS と RAF による統合リスク管理の進化-』同文館出版.
- 谷守正行 (2019a) 「管理会計への AI の適用可能性」『企業会計』71(2): 29-36.
- 谷守正行 (2019b) 「AI 管理会計に関する理論的研究: 将来予測とフィードフォワードへの AI の適用」『会計学研究』45: 75-101.
- 谷守正行 (2020) 「AI 意思決定会計の研究: AI による行動経済学と意思決定の統合化」『専修商学論集』110: 135-146.
- 谷守正行 (2021) 「原価計算への AI 適用研究—銀行 ABC の課題解決の可能性—」『専修商学論集』112: 97-108.
- 西垣通 (2016) 『ビッグデータと人工知能: 可能性と罣を見極める』中公新書.
- 原聡 (2018) 「機械学習における解釈性」『人工知能』33(3): 366-369.
- 原聡 (2019) 「説明可能 AI」『人工知能』34(4): 577-582.
- 松尾豊 (2015) 『人工知能は人間を超えるか: ディープラーニングの先にあるもの』KADOKAWA.
- 依田祐一・水越康介・本條晴一郎 (2016) 「AI を活用したユーザーニーズの探索プロセスにおける「結果」と「理由」に係る一考察 ~ Amazon.com と Google をもとに~」『立命館経営学』55(3): 105-127.
- 丸田起大 (2005) 『フィードフォワード・コントロールと管理会計』同文館出版.
- 矢本五郎 (1957) 『銀行管理会計』有斐閣.