

博士論文（要約）

Asset Management

with Fuzzy System and State Space Modeling

(ファジィ・システムと状態空間モデルに基づく資産運用)

高橋 聡一郎

# 序文

資産運用 (Asset Management) という分野は、その高い実務志向ゆえに急速に新しい技術が流入し、発展してきている。特にここ数年、人工知能 (Artificial Intelligence) 技術の資産運用への応用が話題となっており、この研究領域に目覚ましい影響をもたらしている。

しかし実際の所、これは学術研究としては少なくとも 20, 30 年前からの試みであり、1990 年代前半には、ニューラルネットワークやファジィといった、現在でも主流の AI 技術が株式のテクニカルトレーディングに活用された事例がある。但し、こうした過去の研究はあくまでコンピュータ科学の分野で行われており、長年にわたり AI に対する経済・ファイナンスの専門家の認知度は低かった。

一般に三度の流行 (ブーム) によって整理される AI 研究の歴史的な流れに位置受けると、90 年代は、第二次ブームの終わり頃に当たる。この時期の AI 研究のメイン・テーマは、高度な専門家知識を計算機上で再現した「エキスパート・システム」を構築し、現実の複雑な問題を人間に代わり解かせる、というものであった。しかしこのブームは、網羅的かつ整合的なルール・ベースを整備する困難性、あるいは専門家知識にない未知の状況への対応可能性といった点からその限界が指摘され、終焉を迎えた。すなわち、エキスパート・システムとして実装された当時の AI は、あくまで専門家の「知識表現」ととどまるものであり、新たな知識を自ら学習していくものではなかったと言える。但し、既に指摘した通り、金融への応用という点では、当時の AI 設計に必ずしも経済やファイナンス、資産運用に関する理論に精通した専門家が携わっていなかったという経緯は、特に留意すべきと考えられる。

その後、GPU(Graphical Processing Unit) を始めとした計算機性能の向上と、それに伴う「深層学習」(層の多いニューラルネットワークを学習する技術) の実現を受け、2000 年代半ばから現在に至るまで、第三次の AI ブームを迎えている。この第三世代の AI は、大量に収集されたデータから自律的に知識を学習し成長するという点で、第二次流行期の技術にはなかった可能性を秘めていると言える。

こうした歴史的な背景を念頭に置いたうえで、本研究においては、第三世代的なアプローチを取り入れると同時に、既存の専門家知識を表現するエキスパート・システム的な観点も重視している。何故ならば、先述の通り第二次流行期においては、金融の専門家知識の有用性が十分に検証されてはいなかったと考えられるからである。加えて、深層学習に代表される第三世代の AI がデータから獲得した「パターン」が、往々にして人間に理解可能な知識として認知できないものであることも、その大きな理由である。即ち、現実には規模の大きな資金の運用先を求めている機関投資家が、いくら他の分野でその有効性が実証されているとは言え、顧客に説明することのできない「知識」に多額の投資を行うことの実務的な困難は、容易に理解されよう。

そこで Part I では、まずファジィ・システムを資産運用に応用する研究を行った。ファジィ・システムは、数学者・計算機科学者 Lotfi A. Zadeh により提唱されたファジィという概念に基づき推論を行う AI である。特に、人間が普段さり気なく行う、総合的・多層的な意思決定過程を計算機上で実現する点に特徴がある。また、基本的に IF-THEN ルールの集まりによって推論内容が規定されるため、専門家の定性的な知識を表現することに適しており、エキスパート・システムの設計に効果的に活用される。

Chapter1 及び 2 では、ファジィ・システムの資産運用への応用の仕方について、新しい観点を提示した。即ち、従来のファジィ・システムに基づく運用モデルでは、採用する投資手法やテクニ

カル指標、付随するパラメータ、システムの構成等に大きな自由度が存在する故に、運用成績が安定しない問題があった。そこで我々は、多角的なパフォーマンス指標から投資モデルを評価するファジィ・システムを設計し、これを事前に想定しうる様々な候補（運用モデル）に適用することで、比較的安定した運用成果を実現できることを実証的に示した。

特に Chapter1 では、平均分散ポートフォリオの構築にファジィ・システムを活用した。平均分散ポートフォリオとは、多資産配分問題において、各資産の資産リターンの平均や分散、資産リターン間の相関に基づいて最適リスク・リターン効率のポートフォリオを構成するモデルであるが、当然ながら実用に際しては平均や分散、相関を何らかの方法で推定する必要がある。但し、この推定方法は多岐にわたり、例えば時系列モデルを使うと決めたとしても、使用可能な時系列モデルは数多く存在する上、各々のモデルに対してパラメータ設定や統計的推定法の決定等、微妙な差異が生じてくるので、これによってパフォーマンスも不安定になりやすい。こうした不確定性に対処すべく、本章では、まず複数の投資パフォーマンス指標（シャープレシオやソルティノレシオ、最大ドローダウン等）を統合して評価するファジィ・システムを設計した。その上で、複数の統計モデルやパラメータ設定に対して平均分散ポートフォリオを算出し、これらのパフォーマンスをこのファジィ・システムに基づき比較考量し、最も優れた平均分散ポートフォリオを選択するスキームを提案した。日本や米国、途上国等の株式及び債券のデータを使った運用シミュレーションの結果、本スキームは、作成された多数のパターンの平均分散ポートフォリオの中でも特に高パフォーマンスを発揮するポートフォリオをアウト・オブ・サンプルで選択することに成功していることが示された。

また Chapter2 では、この複数の投資パフォーマンス指標に基づき投資モデルを総合的に評価するファジィ・システムに基づいて、様々なパターンのテクニカルトレーディング・モデルから高パフォーマンスのモデルを選択するスキームのパフォーマンスを、日本の個別株式市場のデータに基づく運用シミュレーションにより、アウト・オブ・サンプルの設定で検証し、提案スキームが長期にわたりベンチマークである TOPIX を大きく凌駕することを示した。総じてこれらの研究は、様々なパターンの有効な運用モデルがあり得る場合に、それらの候補を総合的な視点から評価する、ひとつ上位のファジィ・システムを用意することにより、全体として安定して動作する人工知能が実現される可能性を示唆している。

次なる研究の方向性として、Part II では、状態空間モデル (state space model) と呼ばれる時系列解析の技術について研究を進めた。状態空間モデルは、実際に観測される時系列データの背後に、そのデータの時系列変化を生成する観測不能な変数の存在（状態変数と呼ぶ）が仮定できる場合に非常に効果的な時系列解析の一手法である。この状態空間モデルには、現実には観測不能な状態変数の値を逐次的に推定する、フィルタリングと呼ばれる推定方法が適用可能である。すなわち、例えば金融分野への応用としては、市場で観測される株式や債券などの金融資産の価格変化が、現実には観測できない期待リターンやボラティリティの時系列変化によって引き起こされているという状態空間モデルの枠組みの下、フィルタリング・アルゴリズムを適用することで、期待リターンやボラティリティの動的変化を推定できる。これが、状態空間モデルの金融分野への応用で最も主流な研究である。但し、たとえ状態空間モデルとして表現可能であったとしても、カルマン・フィルタのような通常の線形フィルタリング手法では、非線形性や非ガウシアン of 分布を持つ確率変数が含まれる状態空間モデルの推定は実現できない。そこで本研究では、非線形・非ガウシアン of 状態空間モデルの状態変数の推定を可能とする、モンテカルロ法を活用するフィルタリング手法である、粒子フィルタ (particle filter) を用いた分析を行った。

まず Chapter 3 では、グローバルな株式及び債券の月次リターンデータに対して、確率的ボラティリティモデルを始めとした様々な状態空間モデルを仮定し、粒子フィルタに基づく期待リターンとボラティリティの状態推定を実施した。特に、状態変数に加えて、モデルのパラメータについても同時に推定することを可能とする自己組織化状態空間モデルを活用した。平均分散ポートフォリオを用いた様々なシミュレーションテストの結果、期待リターンとボラティリティを粒子フィルタにより同時に推定する提案手法は、ベンチマークとなる移動平均・移動分散に基づく平均分散ポートフォリオを大きく上回るパフォーマンスを挙げた。

次に Chapter 4 では、複数のタイプのトレーダーの需給に基づいて市場価格の変化が引き

起こされている，という観点から状態空間モデルを構成し，資産運用における予兆管理に応用した．すなわち，まず日々の資産価格の変化が，3種類のトレーダーの日々の取引の線形結合によって表されると仮定した．つまり資産リターンを，事前に設定した3タイプのトレーダーの取引を要因（factor）として要因分解し，その係数（factor loading/exposure）を状態変数として，粒子フィルタによって動的に推定した．特にトレーダーとしては，(i)trend-follower, (ii)contrarian, (iii)yield curve-based trader という3種類を仮定しており，トレーダー (i) は直近発生している価格変化トレンドに追随してポジションを決めるのに対して，トレーダー (ii) は，テクニカル指標に基づき逆張りの取引を行う．またトレーダー (iii) は，それぞれイールドカーブの形状から将来の価格変化を予測して取引を行うと仮定した．このモデリングによって，現在の価格変化が主にどのタイプのトレーダーの取引によって引き起こされているかを分析するとともに，将来の価格下落リスクの検知することが可能となった．例えば米国株式指数と債券の先物データを用いた検証によれば，特にトレーダー (iii)，すなわちイールドカーブの形状から株式相場のセンチメントを推測し投資を行うトレーダーの取引が，将来起こりうる価格下落リスクを的確に検知することが明らかとなった．

最後に Part III では，状態空間モデルの枠組みの中でファジィ・システムの学習を行うことができることを示した．即ち，ファジィ・システムを現実の問題に応用する際には，複数の選択肢の中からどのルール構成を選択するか，或いは，モデルのパラメータをどう決定するか，という課題が存在する．これは，いわゆる第三世代 AI 技術の中心課題である機械学習（machine learning）の方法論の問題として捉えられ，本研究では資産運用という極めて現実的な問題意識の下で，その新しい方向性を探求した．

特に，ファジィ・システムには様々な既存の学習手法が存在するが，その多くは静的な環境を想定したものである．そもそも一般に，機械学習の手法の主流は，例えばニューラルネットワークの深層学習がそうであるように，定常状態を持った環境下でのバッチ学習である．しかし，金融時系列データへの応用を考えると，非定常な動的環境を想定したオンライン学習の方が有用であると考えられる．そこで Chapter5 では，ファジィ・システムの機械学習を，状態空間モデルにおける状態推定の問題として再解釈することにより，動的環境下での適応的学習（adaptive learning）が可能となることを示した．特にこの状態空間モデルに基づく学習方法は，誤差関数が制約される既存研究とは異なり，極めて一般的に表現適用可能性をもつ状態空間モデルと粒子フィルタを活用するため，最適化における目的関数の自由度が高い．例えば本章では，特定のペイオフを持つポートフォリオを実現するようにファジィ・システムを学習させるという，既存の学習方法では困難な目的を達成することができた．また併せて，状態空間表現に基づき，静的状況を想定した既存の機械学習手法を動的に拡張する方法を開発したため，より信頼性の高い学習が実現された．その有用性は，米国と日本の株式・債券に関する資産配分問題において検証され，提案モデルは，ベンチマークとして採用した静的な環境下での学習手法（粒子群最適化法）を頑健に上回るパフォーマンスを上げた．

さらに Chapter6 では，これまで使用してきたファジィ・システム自体をさらに一般化したタイプ2 ファジィ・システムに対して，上記の手法を適用した．そもそもファジィ集合においては，ある対象が集合に属するかどうかを0-1の2値論理で表現せずに，メンバーシップ関数と呼ばれる関数を用い，その集合への帰属する度合いとして表現する．通常ファジィ集合（タイプ1と呼ばれる）と異なり，タイプ2ファジィ集合は，このメンバーシップ関数自体がファジィになっており，その性質上，タイプ1ファジィ集合を用いるよりもより一般的なファジィ推論を可能とする，とされている．本章では，このタイプ2ファジィ・システムに状態空間モデルに基づく適応的学習機能を付与することにより，タイプ1の場合よりも優れた意思決定が可能となることを日米独英の株式および債券を用いた運用シミュレーションにより示した．

# 謝辞

本論文を執筆するにあたり、まず指導教官である高橋明彦教授には、学部3年生のゼミの頃から現在に至るまで、筆舌に尽くしがたい程お世話になりました。自分のこれまでの研究生活をあらゆる面で支えて下さった最高の指導者であり、これからの人生における最大の目標です。この場を借りて、厚く御礼申し上げます。次に、佐藤整尚准教授は、高度なコンピュータ科学の見識に基づき、本研究のメインテーマのひとつである状態空間モデルや粒子フィルタについて、まだ修士課程の学生である自分に丁寧に教えて下さいました。深く感謝申し上げます。また藤井優成准教授は、その学問に対する眩いほどの真摯で一途な姿勢が、学部3年生の時に受講した「債券分析」の授業で初めてお会いした時から、幾度となく自分の研究生活のひとつの指針であり、憧れになっておりました。さらに、白谷健一郎准教授は、研究においても私生活の面でも、良い意味で常識にとらわれない異常さや斬新さが感じられ、その気さくなお人柄も相まって、時々研究室を訪ねていらした時の交流が、今となっては大変ありがたく貴重な思い出です。加えて、斎藤大河先生は、学部のゼミの頃から、ルベグ積分や確率論、卒業論文、修士及び博士課程における研究など、様々な場面で親身に相談に乗って下さり、その度に地に足のついた的確なアドバイスを頂きました。その柔軟な研究姿勢や調和のとれたお人柄も含め、尊敬の念に堪えません。

また、同期であり学部3年のゼミで一緒になって以来の共同研究者である中野雅文君は、自分の研究の重要な核心でした。彼とは毎日様々な議論を交わし、そこから新しいアイデアが生まれ、プログラミングや論文の執筆も、阿吽の呼吸で最高効率で分担してやっていました。お互いの適性や性格の違いをうまく活かしつつ完成度の高い共同作業をすることができたこと、なぜこれができたのかは未だに不思議ですが、これは間違いなく本研究の全ての成果の礎となるものでした。

最後に、自分を育て、この最高の環境に送り出してくれた両親にも、改めて感謝の念を表したいと思います。

本研究は JSPS 科研費 JP17J09146 の助成を受けたものである。

本論文の各章は，以下において掲載，公開されている．

- Chapter 1: Nakano, M., Takahashi, A., & Takahashi, S. (2017). Fuzzy logic-based portfolio selection with particle filtering and anomaly detection. Knowledge-based Systems, Vol. 131, p.113-124.
- Chapter 2: Nakano, M., Takahashi, A., & Takahashi, S. (2017). Robust technical trading with fuzzy knowledge-based systems. Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, Volume 297, Pages 652-667
- Chapter 3: Sato, S., Nakano, M., Takahashi, A., & Takahashi, S. (2017). 粒子フィルタを用いた最適ポートフォリオの構築. 経済学論集, 第 81 巻第 2 号.
- Chapter 4: Takahashi, A., Takahashi, S. (2020). A state space modeling for proactive management in equity investment.
- Chapter 5: Takahashi, A., & Takahashi, S. (2019). State space approach to adaptive fuzzy modeling for financial investment. Applied Soft Computing, Vol. 82, p.105590.
- Chapter 6: Takahashi, A., & Takahashi, S. (2020). A New Interval Type-2 Fuzzy Logic System Under Dynamic Environment: Application to Financial Investment