



研究者のための生成 AI 講座（その 1）

－ 研究工程の分解と生成 AI ツールの活用 －

副島 豊（SBI 金融経済研究所・研究主幹）

生成 AI による研究の効率化と自動化

sakana AI 社が 2024 年 8 月に公表した [AI サイエнтиスト](#) は、人工知能が研究計画から論文執筆までを完全自動実行するという衝撃的な新しい研究スタイルを提示した。アップデートされた AI Scientist-v2 が作成した学術論文は、世界トップレベルの機械学習の学会（ワークショップ）で査読プロセスを通過し、AI 業界で世界的なニュースとなった（2025 年 3 月、詳細は[こちら](#)）。

このように研究プロセス全体を自動実行する試みが先端的な AI 研究者や企業によって推進されているが、それだけではない¹。大規模言語モデル（LLM）を活用した多様な生成 AI サービスが登場し、これが研究の進め方に大きな技術革新をもたらしつつある。

例えば、文献サーベイを大幅に効率化・高度化するサービスが挙げられる。また、LLM の Deep Research 機能は研究計画の策定に有効である。2024 年末に登場した同機能は、質問にすぐ回答するのではなく、考え方や作業手順を整理し、外部情報も収集を行ったうえで情報を統合して回答を作成するものであり、研究の様々な局面で活用ポテンシャルを有している。

文章だけでなくコード（プログラム）生成の能力も著しく高まっており、分析用プログラムの作成や検証、バグ取りも生成 AI が手助けしてくれるようになった。言葉で指示することでソフトウェア・アプリケーションすら開発できる時代になっている。データを与えると、その特徴を自動で分析してレポートにまとめてくれることも可能になった。このように、研究テーマの探索から分析、論文の執筆、プレゼンテーション資料の作成、英語スピーチの準備まで、研究の各過程において生産性や質を高める様々な生成 AI サービスが次々と誕生している。

本稿では、研究の完全自動化ではなく、研究工程の全体指揮（オーケストレーション）や各工程での作業方針は研究者自身が策定することを想定している。こうした従来型の研究プロセスにおいて、研究や学習行為に生成 AI をどう活用できるのか、最新の生成 AI サービスを紹介しながら「新しい研究推進法の模索」を実践してみる。

本稿はその実践シリーズの初回であり、以降、研究工程の順にそって活用事例の紹介を

行っていく。初回は、1) 研究の工程分解と各工程で活用できそうな生成 AI サービスのリスト紹介、および、2) リサーチテーマ探索のデモである。なお、生成 AI 技術は「四半期ひと昔」で劇的な速度で進歩しており、紹介した内容の陳腐化も著しく早い点を最初に断っておく。

学習や研究への生成 AI 活用については、様々なガイドラインが研究教育機関や公的機関から公表されている。著作権や知的財産権、プライバシーへの配慮、開示・説明責任、正確性・再現性、盗作剽窃、情報セキュリティ、研究スキル向上へのプロ・コンなどが論点や留意点として挙げられている。

これらに加え、技術や社会状況の変化に対応したガイドライン更新の重要性も同時に指摘されている。四半期ひと昔という超高速の技術革新のもとで、デジタル化社会における倫理や社会常識、価値観も変容を続けている。研究や教育もそうした大きな流れのなかにある。大切なのは、使いながら考えていくことであろう。

研究の工程分解

製造業のみならずサービス業、ソフトウェア・システム開発では、製造・サービス工程の分解がビジネスモデル改善の基本ステップとなっている。一方で、研究活動では必ずしもそうしたオペレーション解析は定着しておらず、大学院や研究室における OJT で習得していくことが多い。とくに人文・社会科学系の研究でそうした傾向が強いように思われる。

そこで、最初に金融経済分析を事例として標準的な研究工程の分解を行い、各工程でどのような生成 AI サービスが活用可能なのかを生成 AI に分析させてみた。具体的には、GPT-5 の Thinking モードと Gemini 2.5 Deep Research に以下のプロンプト 1 を与え、返ってきた結果を参考に追加調査を行い、筆者が知る情報やリサーチ経験を参考に整理・加筆修正した。図表 1 がその結果である²。

プロンプト 1

「金融や経済を対象とした学術研究において、分析対象のサーチから論文執筆、プレゼンテーション、ジャーナル投稿までの一連の研究工程をステップごとに分解して表に示してください。その各工程で、どのような機能が生成 AI サービスの活用によって効率化され、高度化されるのかをまとめ、先に作った表に対応するよう別の表にまとめてください。最新の生成 AI サービスもカバーするよう検索してください。利用者が多いメジャーな生成 AI サービスを取り上げてください。」

(注) 2つの作業を別の表に分けるよう指定したのは、Web ブラウザ上での見やすさ目的のためである。図表 1 では内容を統合したものを示している。

図表 1 研究工程の分解と生成 AI の活用例

研究工程	作業内容	主なツール例
1. テーマ探索、 先行研究サー ベイ	テーマ・対象・目的の広範な探索、ギャップ（未解明領域）特定、リサーチ・クエスチョンの明確化、先行研究の文献検索、文献の読み込み、仮説の探索、結果判明時の研究価値の推測	ブレインストーミング： Deep Research 系の汎用生成 AI（Gemini などメジャーLLMs、 Perplexity Academic 、 GenSpark 、Felo） 文献サーベイの自動化： Elicit 、 Consensus 、 Scite 、 Research Rabbit 、Semantic Scholar、SciSpace、Connected Papers、LitMaps 論文読み込み・比較： NotebookLM 、Anara
2. 仮説設定、検 証手法探索	仮説の設定、仮説検証の手法と必要データの探索（利用可能データが方向を決める場合も）、関連した先行研究の分析手法や結果のチェック、新機軸性（論文のバリエーション）の確認、リサーチ・クエスチョンや仮説の再考	先行研究比較・関連付け： Elicit 、 Consensus 、 Scite 、 Research Rabbit 論文読み込み・比較： NotebookLM 、Anara
3. データ分析	データの取得、クリーニングや前処理、探索的データ分析（EDA: Exploratory Data Analysis、効率的な試し堀り）、計量モデルの定式化、分析ソフトやインフラの選定とその環境準備（DB システムとの連携含む）、分析プログラムのコーディング・バグとり、分析実行、結果の図表化や解釈、頑健性チェック、再現性チェック、リサーチ・クエスチョンや仮説の再考（1.に戻る）	コーディング： 汎用生成 AI コード生成系 、ChatGPT、Codex/ GitHub Copilot 、Cursor、JupyterLab AI、 EDA: Tableau、Power BI、Looker、Powerdrill、Python の EDA 系 Library、ChatGPT Advanced Data Analysis DB システム（の AI 分析サービス）：Snowflake Cortex AI、Databrick AI/BI Genie、Google Cloud + Looker、AWS Redshift + SageMaker、MS Fabric + Power BI、Oracle Analytics、Confluent(Kafka) + Flink/ksqlDB、 DataRobot+Library (Talk to My Data) 注）LLM や連携技術の発展により、「言葉で指示し、やり方を考えさせて、分析やレポート生成させる」ことが可能に。
4. 論文執筆	構成立て（IMRaD）、アウトライン整理、図表整理、ドラフト執筆、推敲、校正、要約/ノンテクニカルサマリー、引用論文管理、参考文献作成（APA や Chicago などフォーマット反映）、英訳、盗用・剽窃チェック、当初プランからの変遷と論文価値の確認、リサーチ・クエスチョンや仮説の再考（1.に戻る）	構成立てや文章展開： 汎用生成 AI 文章執筆・推敲・校正： 汎用生成 AI 、Grammarly、QuillBot DTP・図表作成： LaTeX 、Overleaf AI Assist、Underleaf、VSCode + LaTeX Workshop + GitHub copilot 文献管理： BibTeX with JabRef or Zotero + Better BibTeX
5. プレゼン テーション、ライ ト	プレゼンテーション資料、トークポイント準備、日英プレゼン練習、ジャーナル投稿先選定・投稿、査読コメント対応（再推計や修正）	汎用生成 AI のスライド・インフォグラフィック生成機能： Gemini Canvas 、 GenSpark AI slides 、NotebookLM 専用アプリケーション（Canva、Venngage） 口頭報告スクリプト作成（日英）： 汎用生成 AI 英語プレゼンのトーク練習： 汎用生成 AI の TTS(Text to Speech) 、NotebookLM 音声概要 ジャーナル投稿先選定： Taylor & Francis Journal Suggester

注）太字で示したアプリケーションを本シリーズで紹介していく予定である。

テーマ探索という最初の壁

学術研究においては優れた研究テーマの発見やリサーチ・クエスチョンの設定が重要となる。テーマ、対象物、目的を広範に探索し、先行研究の文献検索を行い、読み込むことで先行研究間の関連性をマッピングする。これをもとにギャップ（未解明領域）を特定し、リサーチ・クエスチョンを明確化することが最初の大きな課題となる。

クエスチョンへの仮の答え、いわゆる仮説をどう立てるかという探索においても、その仮説が分析によって肯定・否定された場合の研究価値を推測するというマーケティングセンスが必要となる。バリューがある研究が何であるかを掘り当てることは、当該分野の研究蓄積が十分でない研究者にとって容易ではない。

その点、生成 AI は、人類の膨大な知的資産を巨大なテキスト群、例えば、著作権が切れたすべての書籍やネット上で閲覧可能な情報を学習している。医学や化学、物理、各種工学、生物学、法律、経済、統計、歴史、文学およそ考えられるあらゆる分野の情報を、LLM の巨大なモデルとそのパラメータ空間に蓄積している（詳細は副島[2024]を参照³⁾）。

これを活用することで、曖昧模糊とした対象選定や動機からスタートしたとしても、研究テーマ探索を効率的に遂行することができる。最初に情報量が一つしかないプリミティブな問いから始めてみよう。

プロンプト 2

「家計の資産選択行動を研究テーマとして考えてみたいです」

このプロンプトを生成 AI (Gemini 2.5 Flash) に与えたところ、図表 2 に示すように「このテーマには様々な切り口があり、」と分析視点の事例集を返してくる。同じプロンプトを用いた別の試行では、「どのような目的で家計の資産選択行動を分析されたいか、もう少し詳しく教えてくださいか？」と追加情報の提供を求めてきた。生成 AI が壁打ちの相手方になることはビジネス用途でも広く知られている。

ちなみに図表 3 のように厳しい指導教官モードで依頼すると、「リサーチ・クエスチョンが明確でない」という指摘に続けて、上述したようなテーマ探索に関する指導を返してきた。なお、図表 1 と異なり、図表 2 以下では生成 AI の回答のレベル感を確認するために、加筆修正せず回答をそのまま示している。

図表2 汎用生成 AI との壁打ち

家計の資産選択行動を研究テーマとして考えてみたいです。

家計の資産選択行動を研究テーマとして検討されるのですね。非常に興味深く、重要な分野です。

このテーマには様々な切り口がありますので、いくつかの**主要な研究テーマ**と、それを深掘りするための**具体的な視点**を提案します。

家計の資産選択行動に関する主要な研究テーマ

家計がどのような資産（預金、株式、債券、不動産、保険など）をどれだけ保有するか、その決定プロセスに関する研究は、マクロ経済学、金融経済学、行動経済学など、多岐にわたる分野で研究されています。

1. 理論モデルと実証分析

- **テーマ:** ライフサイクル仮説やミクロ経済学に基づいた**最適化モデル**が、実際の家計の資産選択をどの程度説明できるか。
 - **視点:** 動的計画法を用いた世代間の資産承継・消費・貯蓄・投資の同時決定モデルの構築と、それに対する**パネルデータ**を用いた検証。
- **テーマ:** **不確実性**（所得の変動リスク、医療費リスク、長寿リスクなど）が家計の資産構成に与える影響。
 - **視点:** リスク回避度の異なる家計が、どのような金融商品（特に保険や年金商品）を選択するかの実証分析。

図表3 厳しい指導教官版

大学院生に対する厳しい指導教官の立場から、この曖昧模糊とした情報量が少なく、焦点が絞られていない質問に対する指導をお願いします。

君の「家計の資産選択行動を研究テーマとして考えてみたい」という申告は、**研究テーマの提案としては、全く評価できません**。これは単なる**関心領域の表明**に過ぎず、指導教官として、この曖昧模糊とした状態から君を導くために、いくつか厳しい指摘をします。

厳格な指導と課題設定

研究とは、**誰も知らないことを明らかにする行為**であり、そのための最初の一步は、**問うべき問い（リサーチ・クエスチョン）を明確にすること**です。

1. 「何が問題なのか？」の欠如

まず、君の提案には**問題意識が全く見えません**。「家計の資産選択行動」という現象自体は、経済学やファイナンスにおいて古くから研究されているテーマです。

君の問い: 「既存研究では何がわかっていないのか？」 「その『わかっていないこと』がわかると、学術的、あるいは政策的にどのような貢献があるのか？」

この二点が明確でなければ、研究する価値がありません。

2. 「何をどのように」の不明瞭さ

次に目的情報や対象を明確にしたプロンプト 3 を与えてみた。図表 4 がその結果である。一歩前進して、リサーチ・クエスチョンの特定に関するアドバイス（練習課題）が返されている。役割設定をプロンプトで与え、回答者の立場を変えることでも様々な回答バリエーションが試せる。

プロンプト 3

「目的は政策提言です。資産クラスは株式や投資信託です。年齢、所得階層、学歴、職業、年収、居住地域、家計構成員、金融リテラシー、リスク回避度など、家計の属性が投資行動にどのような影響を及ぼすかに関心があります。行動経済学の視点から政策的なインプリケーションを導き出したいと考えています。」

図表 4 目的の絞り込み版（厳しい指導教官設定を継続）

君の関心は「政策提言」であり、「行動経済学」を視点に、「家計属性と投資行動の関係」を実証的に解明することです。これは修士論文または博士論文のテーマとして成立しますが、その核心であるリサーチ・クエスチョン（RQ）を、以下のステップで一つに絞り込みます。

1. リサーチ・クエスチョン（RQ）の特定

単に「影響を及ぼすか」を問うだけでは、先行研究の追認に終わります。政策提言に繋げるためには、特定の非合理的な行動または政策介入の余地がある問題に焦点を当てる必要があります。

【課題 A】RQの定式化

以下の選択肢から一つ選び、**「仮のリサーチ・クエスチョン」**として定式化しなさい。

1. **金融リテラシーとバイアス:** **「金融リテラシーの低い家計」における、特定の行動経済学的バイアス（例：現状維持バイアス、自国株バイアス）が、株式・投信への「適切なリスク資産配分」**を妨げているか？
2. **属性と制度利用:** 特定の社会経済的属性（例：低所得層・非大卒層）が、**「つみたてNISA/iDeCoなどの優遇制度」**の利用を躊躇させる、特定の行動経済学的要因（例：アクセス障壁、情報の複雑性、損失回避）は何か？
3. **情報と地域性:** 居住地域や学歴といった属性が、**「群集行動（ハーディング）」や「情報の非対称性」**を通じて、特定の投資行動（例：テーマ型投信への集中投資）に繋がっているか？

2. 行動経済学的視点の具体的な特定

行動経済学の視点は、仮説を立てるためのフレームワークでなければなりません。単に結果を「バイアスだ」と解釈するだけでは不十分です。

【課題 B】行動仮説の明確化

課題Aで選択したRQに基づき、以下の質問に答えなさい。

1. **適用する行動経済学概念:** RQに最も深く関わる行動経済学の概念（例：プロスペクト理論、双曲割引、メンタル・アカウンティング）を一つ挙げなさい。

生成 AI は一回で相当量の情報を提供するが、テーマの段階的な絞り込みや深掘りを一度の連続壁打ちで終わらせるよりも、繰り返し実施することで異なる視点でのテーマ探索が可能となる。また、分析者と生成 AI が対話的に議論を進める以外にも、生成 AI が返してきた結果を生成 AI に評価させる手法もある。これは、テーマ探索だけでなく分析手法の選択や結果の解釈においても有益な方法である。

なお、生成 AI の基礎になっているのは確率的生成モデルであるため（前出の副島[2024]を参照）、同じ生成 AI モデルに同一の質問を繰り返し問うことも有益である。このほか、異なる汎用生成 AI モデルを活用することで検討のバリエーションを高める方法もある。図表 1 のサービス事例に示した GenSpark は、複数の LLM や AI エージェントをタスクの種類や複雑さに応じて組み合わせて利用し、得た情報を統合して回答する方式を採用している。

生成 AI の回答を生成 AI に検証させる試みを ChatGPT-5（instant mode）で行なってみた。まずは以下のプロンプト 4 を与え、図表 5 の回答を得た。この回答に対してプロンプト 5 で再検証をリクエストし、返ってきた回答を図表 6 に示した。批判的な検討リクエストが機能していることがわかる。

プロンプト 4

日本の家計の金融資産選択行動をテーマとして研究を考えています。目的は政策提言です。資産クラスは株式や投資信託です。年齢、所得階層、学歴、職業、年収、居住地域、家計構成員、金融リテラシー、リスク回避度など、家計の属性が投資行動にどのような影響を及ぼすかに関心があります。行動経済学の視点から政策的なインプリケーションを導き出したいと考えています。リサーチ・クエスションの立て方を幅広く検討してみてください。A4 縦 1 枚に簡潔に収まるよう回答してください。

プロンプト 5

今、回答をもらった内容について、批判的な立場や、視点を広げるような建設的な立場から、コメントを作成してください。A4 縦 1 枚に簡潔に収まるよう回答してください。

図表5 ChatGPT-5 の回答

日本の家計の金融資産選択行動（株式・投信）—政策提言志向の RQ 設計（簡潔版）

I. RQ の基本型（枠組み）

- 属性要因型：年齢・所得・学歴・職業・年収・地域・家族構成 → 投資参加/配分
例) 「属性差は株式・投信保有確率をどう規定するか」
- 心理・行動特性型：金融リテラシー・リスク回避・時間選好・信頼
例) 「過度なリスク回避は参入をどの程度抑制するか」
- 制度・環境型：新 NISA/税制・手数料・情報インフラ
例) 「新 NISA はどの所得層の行動を最も変えたか」
- 地域・社会ネットワーク型：地域特性・同僚/家族・SNS
例) 「近隣の保有率は個人の投資意思決定に波及するか」
- 行動バイアス型：損失回避・現状維持・メンタルアカウンティング・フレーミング
例) 「現状維持バイアスは安全資産偏重をどう生むか」
- 介入効果型：金融教育/ナッジ/デフォルト/リマインド
例) 「教育介入はリスク資産比率をどれだけ押し上げるか」

II. メカニズム別の深掘り

- リスク認知×リテラシー×経験：高リテラでもリスク認知過大だと参入低下？経験蓄積は回避度を低下？
- 社会的比較・ピア効果：家族/同僚/SNS 共有は保有率を押し上げるか、どの層で強いのか。
- 情報提示（チョイスアーキテクチャ）：利回りの%/円提示・可視化は選好を変えるか。
- 制度・税制の行動的影響：非課税期間・拠出上限・自動積立が若年層/低所得層に与える差。
- デフォルト設計：現金デフォルト vs 分散投資デフォルトの効果差。
- 不確実性下の意思決定：インフレ/金利/為替期待・政策信認がリスクテイクに与える影響。

III. 分析設計（実証手法と政策示唆）

観点	目的変数/設計	主な手法	政策示唆例
参入決定	投資参加ダミー	Probit/Logit、機械学習分類	参入障壁の特定、層別ターゲティング
投資規模	保有比率/額	Tobit/Heckman、分位点回帰	参加後の資産配分最適化
媒介分析	リテラシー/信頼の介入	構造方程式/媒介効果	教育介入の有効経路設計
バイアス推定	損失回避/現状維持	実験/離散選択/構造推定	ナッジ設計・開示の最適化
制度評価	新 NISA 等の影響	差分の差分/イベント研究	制度改良・上限/期間設計
異質性	年齢・所得等での差	交互作用/層別推定	ピンポイント政策配分

IV. 政策志向の統合型 RQ（例）

- RQ1：金融教育はどの年齢×所得層で投資促進効果が最大か（媒介＝リテラシー/自己効力感）。
- RQ2：新 NISA は低～中所得層にどの程度インセンティブを与え、資産形成を加速したか。
- RQ3：分散投資デフォルト（例：バランス型初期設定）は現状維持バイアスをどれだけ低減するか（実験/パイロット）。
- RQ4：SNS・地域コミュニティによる社会的学習は金融包摂を促進するか（自然実験/ネットワーク指標）。
- RQ5：非参加層の行動的障壁（情報過負荷・損失恐怖）は簡素化開示/積立自動化で緩和できるか。
- RQ6：リスク説明のフレーミング効果は家計属性によってどの程度異なるか（属性×提示様式の交互作用）。

V. 国際比較・時系列の拡張

- 国際比較：日・米・欧・韓台での参入決定要因の差分（制度×文化×市場慣行）。
- 世代交代/時系列：世代・コホート別にリスク回避・リテラシー効果がどう変化したか（パネル/反復横断）。

付記：想定データとアウトカム（最小記載）

- データ：家計調査/独自アンケート（属性・心理尺度・ネットワーク・提示実験）＋市場・制度情報。
- 主要アウトカム：投資参加/保有比率、ファンド選択、積立継続、解約/スイッチ頻度、分散度合い。
- 主要統制：所得・富・ライフイベント・地域固定効果・マクロ期待。

図表6 回答の再検討

日本の家計の金融資産選択行動に関するリサーチ・クエスチョンへの批判的・建設的コメント

I. 批判的視点（限界・留意点）

1. 属性分析への依存

年齢・所得・学歴等の静的属性は代理変数にすぎず、投資行動の因果構造を過度に単純化するおそれ。媒介要因（リテラシー・リスク認知・社会的学習）を組み込む必要。

2. 金融リテラシーの内生性

リテラシーは投資行動の「原因」であると同時に「結果」でもある。教育効果の過大評価を避けるため、IV 推定やパネル分析など因果推定手法を検討すべき。

3. 行動バイアスの文化依存性

損失回避・現状維持などのバイアスは文化的要因で変化する。欧米理論を直接適用するのではなく、日本的行動原理（恥の回避・集団調和）を考慮する必要。

4. データ制約と識別問題

投資非参加層の観測不足によるサンプル選択バイアスに注意。Heckman 選択モデルや潜在クラス分析による補正が望ましい。

5. 政策提言の短期性

ナッジやデフォルト設計など行動的介入は短期的効果に留まりがち。所得格差・税制等の制度的要因との補完的検討が不可欠。

II. 建設的視点（拡張・発展の方向）

1. 政策ターゲティングの明確化

異質性（heterogeneity）分析により、効果的な対象層を特定。例：若年低所得層への教育介入の費用対効果。

2. 心理×制度×社会の統合枠組み

リスク回避（心理）・税制制約（制度）・社会的圧力（社会）の三層構造で投資行動を説明する統合モデルを構築。

3. デジタル要因の導入

ネオバンクや SNS 情報の影響など、デジタル金融環境を説明要因に含め、現代的意義を高める。

4. 実験的アプローチの活用

オンライン RCT 等を用いて、情報提示やフレーミングの違いによる投資意向変化を実証。小規模でも政策的含意を得やすい。

5. 長期的行動変容の視点

投資行動を「学習・習慣形成」のプロセスとして捉え、持続的介入（継続教育・自動積立設計等）の効果を評価。

6. 国際比較・文化比較の導入

OECD 諸国との比較により、日本特有の投資抑制要因を抽出。政策の一般化可能性と独自性を両立。

III. 総括（メタコメント）

本テーマは「家計属性による投資行動説明」という記述的研究としては良く整理されている。
ただし政策提言研究として発展させるには、

- 行動変容のメカニズム特定（なぜ）
- 政策ターゲティングの焦点化（誰に）
- 制度補完性の明示（どう続ける）

の三点を明確にすることが鍵となる。

図表 1 の項目 1. に示した生成 AI サービスには、一度のプロンプトで完成度の高い取りまとめレポートを作成するものがある。Deep Research 機能を持つ生成 AI では、ユーザの壁打ちや段階的検討に類似する行為を生成 AI 内部で実行する仕組みが採用されている。例えば、最初に大まかな検討方針を考え（この段階でユーザに確認や修正を求めてくるサービスもある）、ネット環境で情報を収集し、得た情報を総合的に検討して、再度、情報収集と情報統合を繰り返すことで、最終的な回答の質を上げていく方法などである。

図表 7 は、テーマ探索の視点が多少絞れてきた段階で GPT-5 の Deep Research を用いて作成したものである。出典先へのリンクが示されており、検索エージェント機能による先行研究の自動収集が行われていることがわかる。テーマ探索と先行研究のサーベイは不可分であり、往復運動を繰り返すことが一般的である。次号では、文献サーベイに特化した生成 AI サービスを取り上げ、デモ内容を含めて紹介する。

図表 7 Deep Research 機能を用いた回答

×

プレビュー

ダウンロードする

リンクを共有する

日本の家計によるリスク資産選好と個人属性の関係 – 現状と研究動向

国内外研究で注目される分析手法とアプローチ

日本の家計が株式や投資信託といったリスク資産を保有するかどうかを左右する要因について、近年多くの定量分析が行われています。典型的な手法として、**家計調査データに対する回帰分析**があります。例えば、慶應義塾大学の「日本家計パネル調査」(JHPS) 等の個票データを用いて、どのような属性がリスク資産保有に影響するかを検証する研究があります [mizuho-rt.co.jp](#)

[mizuho-rt.co.jp](#)。みずほサーチ&テクノロジーズの研究（2020年）では、機械学習による因果推定手法も活用し、日本の家計のリスク資産保有には大きく二つの経路があると報告されています [mizuho-rt.co.jp](#)。第一は「老後資金としての安全資産（預貯金）の余剰分がある場合」にリスク資産を持つ経路、第二は「家計のリスク選好度が高い場合」にリスク資産を持つ経路であり、後者には主に金融リテラシーの高さが影響していると分析されています [mizuho-rt.co.jp](#)。この研究では、日本の家計でリスク資産保有率が低い主因は老後資金への不安にあると推察しつつ、それを完全に払拭することは難しいため、**金融リテラシー向上によるリスク許容度増大**が重要だと結論づけています [mizuho-rt.co.jp](#)。定量分析では他にも、**ロジスティック回帰**で株式保有確率を推定したり、**パネルデータ分析**で時間を追った変化を見る手法も用いられています。例えば、家計のリスク許容度や投資経験など心理的要因をパネルデータ上で推定し、世代間・個人間の不均一性を分析する試みもあります。

国外の研究動向としては、**行動経済学と家計金融**の融合が進んでいます。米国や欧州の研究では、過去の経済ショックがリスク回避度に与える影響（例：大恐慌を経験した世代の貯蓄行動の変化）や、金融教育が投資参加率に及ぼす効果などが定量分析されています [frbsf.org](#) [frbsf.org](#)。日本でも同様に、**リスク回避的な行動の背景**や**金融知識の欠如**が統計的に分析され

最後に、図表 1 に示したようなプロセスを研究工程が直線的に進むことは「まず無い」点に触れておきたい。工程の 2. 以降のすべてに「リサーチ・クエスチョンや仮説の再考」を含めている。最初の工程を丁寧に行ったとしても、文献サーベイやデータ収集や

分析手法の選定、分析実行、結果の解釈など様々な段階で、「最初のリサーチ・クエスチョンや仮説のセットアップが適切ではなかった」と気が付くことが頻繁にある。論文の執筆中に、より優れたリサーチ・クエスチョンや仮説を発見することもあり、最初に立ち返って研究を最初からやり直すことも少なくない。

しかし、一直線に順調に進展した研究ほど振り返ってみるとつまらないと感じることのほうが多いように思える。ループしたりスパイラルしながら、視点や目的、手法、データ、分析結果のセレンディピティに出くわしながら、右往左往しつつ進んでいく方が面白い研究が得られるような気がしてならない。やり直す勇気、捨てる勇気は大事だと思われる（個人の感想です）。

そして、研究工程を高速化・効率化する生成 AI サービスは、試行錯誤や改善の可能性を大きく広げてくれる。生成 AI の活用は、研究の競争力強化には必須のスキルセットとなっている。

¹ 例えば、Anton Korinek, “[Generative AI Agents for Economic Research](#) (August 2025 update),” Journal of Economic Literature, 61(4), Dec 2023. や、Jiabin Tang, et.al., “AI-Researcher: Autonomous Scientific Innovation,” arXiv:2505.18705v1, 24 May 2025. などが挙げられる。研究遂行のツールでなく、研究の素材とするアプローチもある。高橋・大高・加藤の「[生成 AI の経済シミュレーションにおける応用可能性](#)」日本銀行リサーチラボ、25-J-1 では、LLM を経済エージェントとして活用し、シミュレーションによって企業の価格設定行動や消費者の価格弾性値、寡占・独占市場での価格設定行動の比較などを行っている。エージェント・シミュレーション分析の歴史は古い（[金融市場への応用例のサーベイはこちら](#)）、エージェントの行動様式の設定や、エージェントが行動するワールドモデルに技術革新が生じたことで、その潜在力は急速に拡張している。日経新聞社のイベント GenAI/SUM 2025 の 1 セッションでは、SBI 金融経済研究所の[所報 8 号](#)で特集した「因果推論の最先端」を取り上げ、寄稿者の和泉教授（東京大学）と本稿筆者がそうした可能性を論じている。例えば、因果認知に個人差や癖があり、それを計測・定量化して生成 AI でエージェント化することができれば、経営者や市場参加者、SNS 利用者の間に生じる相互作用によって生産活動や市場変動、世論が変遷していくダイナミクスを検証することが可能となる。膨大なデジタルデータから個人や企業のペルソナや認知の癖・バイアスを検証する技術も自然言語処理や生成 AI の技術革新によって可能になっている。

² 前出の Anton Korinek の論文の Table 1 では研究活動をリサーチタスクに分け、汎用生成 AI やエージェント型チャットボットのサービスで可能な作業が示されており、本稿の図表 1 と類似している。ただし、具体的なサービス名や使用事例は示されていない。同論文は AI エージェントによるリサーチの自動執行を目指したものであるが、より正確には冒頭に紹介した sakana ai の全体自動執行型と本稿の研究者オーケストレーション型の中間に位置すると思われる。本稿は、研究の各工程における多種多様な生成 AI サービスの活用を目的としており、サービス群の紹介や応用事例において情報量が多い。

³ 「[生成 AI ウォークスルー：基本技術、LLM、アプリケーション実装](#)」、SBI 金融経済研究所「所報」6 号、2024 年 8 月。コンピューターが言語をどのように読み込み、生成するのかを、基本から始めて 2024 年前半までの技術発展を解説している。ブレイクスルーとなった主要モデルやコンセプトを網羅した展望論文である。