

ミーム株現象の人工市場シミュレーション分析

— SNS情報伝播と個人投資家の損益構造 —¹

松本 美由紀 | 東京大学大学院工学系研究科

和泉 潔 | 東京大学大学院工学系研究科 教授

1: 本稿の内容・意見は、執筆者個人に属し、SBI 金融経済研究所および執筆者の所属機関の見解を示すものではありません。本稿は、Matsumoto et al.(2025) を基に、実務家および政策当局者向けに大幅に加筆・改稿したものです。



松本 美由紀

東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻修士課程2年在学。2024年東京大学工学部システム創成学科卒業。



和泉 潔

東京大学大学院工学系研究科教授。1993年東京大学教養学部基礎科学科第二卒業。1998年同大学院総合文化研究科広域科学専攻博士課程修了、博士（学術）。同年、電子技術総合研究所（現・産業技術総合研究所）に入所し、2010年まで勤務。2010年より東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻准教授、2015年より現職。専門は金融情報学、市場シミュレーション、金融データマイニング。IEEE、人工知能学会、情報処理学会、電子情報通信学会会員。

要約

ソーシャルメディアの急速な普及は、金融市場における個人投資家の情報環境を根本的に変容させた。その象徴的な現象が「ミーム株」である。ミーム株とは、オンラインコミュニティで注目度が高まることにより株価がファンダメンタルズから大幅に乖離して急騰する現象を指す。本稿では、ソーシャルメディア上の情報伝播に基づく投資家行動を、感染症モデル（SIR モデル）とネットワークモデルを組み合わせた人工市場シミュレーションによって分析し、個人投資家間の情報格差が投資利益に与える影響を明らかにした。分析の結果、従来型の投資家は全体として利益を得る一方、ソーシャルメディア情報に依存する SNS 投資家は損失を被る傾向が示された。さらに、SNS 投資家の損益はネットワーク上の位置に大きく左右され、情報発信源のみが顕著な利益を得る構造が確認された。

1. はじめに

インターネット、特にソーシャルメディアの普及に伴う金融市場の変化は、従来は観察されなかった新たな現象を生み出している。その代表例が「ミーム株」である。ミーム株とは、オンラインコミュニティで注目度が高まることで価格が急上昇し、ファンダメンタルズに比べて割高となる企業の株を指す（Umar et al., 2021）。この名称は、遺伝子（gene）が生物集団の中で進化しながら複製されるように、オンライン上の社会的・文化的情報である「ミーム（meme）」が拡散し、模倣される現象に由来する。ミーム株の特徴は、不特定多数の個人投資家が、オンラインコミュニティにおけるつながりに基づいて集団的に行動する点にある。

最も有名な事例として、2021年1月に米国のゲーム小売企業ゲームストップ（GameStop）の株が、情報交換サイト Reddit において個人投資家が集う投資スレッド WallStreetBets で話題となり、株価が急騰したケースが挙げられる。ゲームストップの株価は2020年7月の5ドルから2021年1月に最高で483ドルまで上昇し、複数のヘッジファンドが大きな損失を被った。

(Yousaf & Yarovaya, 2022; Costola et al., 2021)。ほかにも、映画チェーンの AMC エンターテインメント・ホールディングスや家庭用品チェーンのベッド・バス・アンド・ビヨンドなどの事例がある。ミーム株の現象は、ソーシャルメディアを情報源として投資を行う新たな投資家層が、従来の大型投資家に対抗しうるほどの影響力を持ちうることを示す事例として広く注目され、小説や映画の題材にもなった。

ミーム株の事例は、金融市場の参加者の在り方が大きく変化したことを示している。個人投資家が金融注文を決定する際には、従来の企業分析やトレンド分析に加え、オンラインメディアから得られる情報を利用する割合が高まっている (Liu et al., 2023)。この傾向を象徴する例が、米国のインターネット巨大掲示板 Reddit である。そのサブレディットである WallStreetBets は、2023 年 1 月時点で約 1,600 万人の登録者を有する投資関連スレッドであり、米国の株式市場や暗号資産市場に大きな影響を与えるとされている。従来の分析手法が主に財務報告書、市場動向、経済指標などに依拠していたのに対し、Reddit のようなオンラインコミュニティでは、個人投資家同士の意見交換、経験則、感情的反応などが情報源として機能している。

スマートフォンを主体とする取引アプリの普及により、従来は市場に参加してこなかった新たな個人投資家層の参入も増えており、この点もミーム株現象に関係している。個人投資家向けオンライン証券会社のロビンフッド (Robinhood) は「投資の民主化」を掲げ、最低口座開設額を設けず、手数料無料で、ユーザーフレンドリーなアプリを提供している。このアプローチにより、特に若年層で口座数が急速に拡大した。一方で、専門的な投資知識や経験をあまり持たない投資家が増えた結果、長期的な市場動向の分析を十分に考慮せず、株式市場で短期的な利益追求に傾く層が増加したとの懸念も指摘されている。

ミーム株の現象は、次のようなメカニズムによって生じるとされている (Semenova & Winkler, 2025)。第一に、一部の投資家が購入を始め、価格が緩やかに上昇する。第二に、値上がりし始めた株に注目が集まり、個人投資家などが株価や出来高の増加に気づくことで、さらに多くの投資家が購入を開始し、株価が急騰する。第三に、株式に関する情報が SNS やオンラインコミュニティに広がり、「見逃しの恐れ (FOMO: Fear Of Missing Out)」によって、より多くの投資家の参加が促される。そして最終的に購入がピークに達すると、売買ゲームに参加していた投資家が売り抜けを始め、株価が急落する。以上のメカニズムから、この現象は、専門的な知識が乏しく SNS の情報に影響されやすい新しい投資家層が、「株を購入して株価を押し上げ、株価が高騰した段階で売り逃げを図り市場から退場する」という一連の行動をとることで過熱すると考えられる。しかしながら、ミーム株現象のようなインターネットが株式市場に与える影響の詳細なメカニズムは、定性的な特徴把握に留まっているため、現象の原理的な理解には何らかの数理モデル分析が必要である。

本稿では、まずミーム株現象をナラティブ経済学の観点から位置づけた上で (第 2 節)、人工市場シミュレーションの手法とその意義を解説し (第 3 節)、

SNS 投資家間の情報伝播を感染症モデルとネットワークモデルで表現した分析手法を紹介する（第 4 節）。続いてシミュレーション実験の設定と主要な結果を報告し（第 5 節）、取引規制シミュレーションへの展開可能性（第 6 節）、日本市場への示唆と政策的含意（第 7 節）を論じた後、全体をまとめる（第 8 節）。

2. ナラティブ経済学とミーム株

2.1 ナラティブ経済学の枠組み

ナラティブ経済学（Narrative Economics）は、イェール大学のロバート・シラー教授が体系化した経済学の新潮流である。その核心的命題は、「経済的事象の多くは、統計データや合理的期待ではなく、人々の間で流通する『物語（ナラティブ）』によって駆動される」というものである。シラーは経済的ナラティブを「経済的行動に影響を与えるほど広く普及した、感情的に共鳴するストーリー」と定義している（Shiller, 2019）。この定義において重要なのは、ナラティブの真偽は問われないという点である。物語が「信じられ」「共有され」「行動を促す」という社会的プロセスこそが、実体経済に波及効果をもたらすのである。

経済ナラティブは、上述のミームとしての特性を持つ。すなわち、SNS 上でリポスト・引用されるかたちで「複製」され、語り手によって誇張・簡略化されるかたちで「変異」し、より感情に訴える物語が生き残るという「選択圧」にさらされ、消費・投資・貯蓄行動に影響するかたちで「宿主の行動を変える」。この枠組みは、ミーム株現象を理解するうえで極めて有用な視座を提供する。

2.2 ゲームストップ株騒動におけるナラティブ

ミーム株は、ナラティブ経済学の理論を現実の金融市場の上で体現する現象であり、格好の検証題材になる。そこには、ナラティブと価格形成の直接的な因果関係が存在する。通常の株式投資でもナラティブは作用するが、業績改善や新製品発表といったファンダメンタルズの変化が同時に起こるため、価格変動の要因を識別することは難しい。これに対してミーム株では、倒産危機にある企業や成熟しきった企業が対象となることが多く、ファンダメンタルズだけでは価格上昇を説明しにくい。2021 年のゲームストップ株の価格変動については、SNS 上のメンション数やサブレディットの参加者数など、ナラティブの伝播度が支配的な要因として想定されうる。

ゲームストップ株に関するナラティブの起源は、ソーシャルメディア上の特定の投稿にあった。「ロアリング・キティ（Roaring Kitty）」の名で知られるキース・ギル氏は、ゲームストップに対する強気の分析動画を YouTube と Reddit に継続的に投稿していた。これらのコンテンツが生んだ共感、単なる投資推奨を超えて、人々に「物語への参加」を促した。ギル氏自身が物語の主人公となり、フォロワーは仲間として集合的なアイデンティティを形成し

た。この構造は、シラーが指摘する「物語の感情的共鳴性」の典型である。投資判断は収益分析ではなく、「この物語の一員でありたい」という帰属欲求によって駆動された。ソーシャルメディアの影響を強く受けた個人投資家の間で、ゲームストップに関する以下のようなナラティブが共有され、それが株価を大きく変動させる原動力となった。

第一は「オールドエコノミーの逆襲」ナラティブである。ゲームストップやAMCは、デジタル化の波に乗り遅れ、ファンダメンタルズ上は倒産が視野に入っていた企業である。しかし、これが逆説的に強力な感情的フックとなった。「子どもの頃にゲームを買いに行った店を救う」「映画館という文化的空間を守る」といったノスタルジーと連帯のナラティブが、経済合理性を超えた購買行動を正当化した。これは、シラーが指摘する「物語の感情的真実が経済的事実を凌駕する」メカニズムそのものである。

第二は「個人 vs 機関」ナラティブである。ヘッジファンドによる大量の空売りポジションが存在する銘柄では、「個人が束になれば機関投資家に勝てる」「ウォール街への復讐」といった階級闘争的なナラティブが形成された。このナラティブは、投資リターンの最大化という個人的動機と、社会的正義の実現という集合的動機を結びつける点で、非常に強い行動喚起力を持つ。実際に、2021年のゲームストップ急騰では、ヘッジファンドが多額の損失を被ったとされ、ナラティブが予言した「機関投資家の敗北」が現実のものとなった(U.S. Securities and Exchange Commission, 2021)。これはナラティブの自己実現的機能を示す最も劇的な事例の一つである。

以上のように、ミーム株現象はナラティブの力が市場を動かすメカニズムを鮮明に示している。では、こうしたナラティブの伝播と、それに伴う情報格差が投資家の利益にどのような影響を与えるのか。次節以降では、人工市場シミュレーションを用いてこの問いに定量的に迫る。

3. 金融市場のシミュレーション分析

既存の金融市場や経済学的モデルだけでは、ミーム株現象におけるナラティブのダイナミクスを解明することは困難である。そのため、計算機上でプログラム同士が取引を行う架空の金融市場である「人工市場」を用いたシミュレーション実験を利用する。

実社会では統制実験を行えないことや、社会現象が複雑で分析が困難であることから、シミュレーションは社会科学において重要な役割を担っている(Moss & Edmonds, 2005)。特に金融市場シミュレーションでは、マルチエージェント・シミュレーションによるアプローチの重要性が議論されている(Farmer & Foley, 2009)。例えば、Lux and Marchesi (1999) は、エージェント間の相互作用が、金融市場に見られる特徴的な現象（べき乗則に従うリターンの分布やボラティリティのクラスターリングなど）の最も重要な要因であることを示した。

人工市場シミュレーションでは、仮想市場を構築し、実際のトレーダーを模

した仮想トレーダー（エージェント）が取引を行う。このようにミクロなモデルを組み合わせることで、マクロな現象を観察できる。人工市場シミュレーションは市場参加者の行動と相互作用に焦点を当てており、特に金融バブルのように、参加者の行動が集積して生じる市場現象の分析に有効である。また、検証したい要素のみをモデルに取り入れることで、その要素の純粋な影響を調べることができる。これらは、他の研究方法では困難な、人工市場シミュレーション固有の特長である。

人工市場シミュレーションの強みは、「もし～だったら」という反実仮想的な問いに答えられる点にある。現実の市場では、規制変更やイベントの影響を完全に切り分けることは不可能であるが、シミュレーション上では特定の条件のみを変化させて比較実験を行うことができる。これは、政策立案者にとって、新たな規制や制度を導入する前にその効果を事前に評価するための有力なツールとなりうる。この強みを活かして、人工市場を用いたさまざまな応用研究が日本国内でも行われている。和泉（2003）は、人工市場シミュレーションが金融市場規制やルール構築に貢献しうる可能性を主張している。例えば、Torii et al. (2016)、Hirano et al. (2020) は、人工市場を用いて、さまざまな架空シナリオの下でどのような現象が発生するかを検証している。また、水田（2024）は人工市場シミュレーション全般にわたる包括的な解説を行っている。

4. ミーム株現象の分析手法

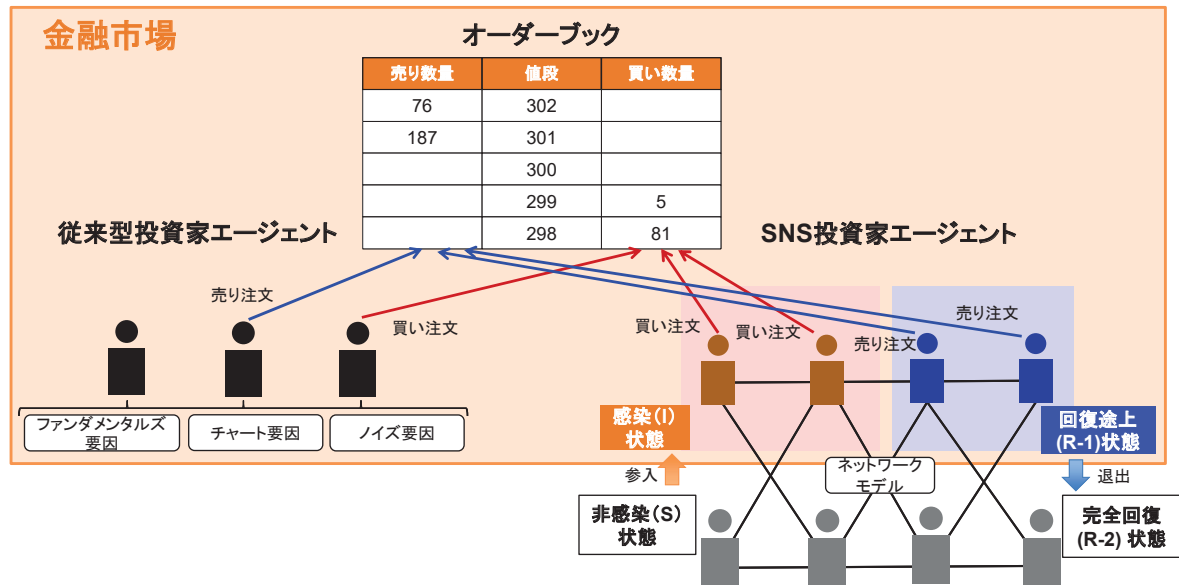
4.1 仮説とモデルの枠組み

本節では、人工市場シミュレーションを用いて、ミーム株現象の詳細分析を行った研究 Matsumoto et al. (2025) を紹介する。この分析の主な目的は、ミーム株取引における2つの情報格差が個人投資家の利益に与える影響を検証することである。2つの情報格差として、投資家がソーシャルメディアを利用するかどうか、ソーシャルメディアネットワーク内でどの位置にいるかを想定する。この目的を達成するために、一般化された単一銘柄株式市場モデルと、2種類の投資家エージェントモデルを構築した（図表1）。

第一の情報格差を検証するため、エージェントを、意思決定過程にソーシャルメディア情報を取り入れるタイプ（SNS投資家）と取り入れないタイプ（従来型投資家）の二つに分類する。従来型投資家とは投資判断にソーシャルメディア情報を使用しない投資家を指し、SNS投資家とは、ソーシャルメディア上の情報伝播の影響を受けて市場に参加・退場する投資家を指す。

さらに、第二の情報格差を検証するために、SNS投資家をネットワーク上に配置する。この分析では、従来型投資家とSNS投資家の間の直接的なコミュニケーションではなく、ソーシャルメディアを通じた情報拡散に焦点を当てる。これは、一般にミーム株が、ソーシャルメディアでの注目によって、ファンダメンタルズに対して過大評価され、急激に価格上昇するという性質を持つためである。

図表1 人工市場モデルの全体像



出所) Matsumoto et al. (2025) より筆者作成

4.2 約定プロセス

簡略化のため、単一銘柄の連続ダブルオークション（ザラバ）市場を仮定する。連続ダブルオークション市場とは、投資家が継続的に買い注文や売り注文を出す、株式市場における一般的な取引メカニズムの一種である。市場には「売り板」と「買い板」の2つのオーダーブックがある。新規注文は、「価格優先」および「時間優先」の原則に従って、反対側の板にある既存注文と照合・約定される。全て指値注文を想定しており、新規注文が合致する相手を見つけられない場合は、対応する側の板に追加される。すなわち、マッチング可能であれば新規注文は即座に約定し、そうでなければ板に記録される。本シミュレーションでは、全エージェントの中からランダムに選ばれた一個体が注文行動を行い、それに伴う約定プロセスが完了するまでの期間を「1ステップ」と定義する。ファンダメンタル価格は全ステップを通じて一定とする。

4.3 従来型投資家のモデル

ソーシャルメディア情報を用いずに投資判断を行う従来型投資家エージェントの行動は、Chiarella and Iori (2002) を基にモデル化した。ここでは、投資家の違いは、価格予想をかたちづくる三つの要素、すなわちファンダメンタルズ要因、チャート要因、ノイズ要因への重みづけの違いによって生じると考える。すなわち、各エージェントは、これら三つの要素を自分なりの比率で参照しながら注文を決める。

図表2 従来型投資家エージェントの価格予想を構成する三要素

要素	概要
ファンダメンタルズ要因	現在の価格が企業の本源的価値（ファンダメンタル価格）より高いか低いかを判断し、将来の価格変動を見込む。価格が本源的価値より高ければ下落、低ければ上昇を予想する。ファンダメンタル価格は全ての参加者にとって既知（推測が不要）で、不変とする。
チャート要因	直近の値動きがその後の価格見通しに影響する。過去の値動きが継続すると考える傾向（トレンドフォロー）を表す。
ノイズ要因	企業分析や値動きの分析では説明できない、気分・偶然・誤情報などによる判断のぶれを表す。

出所）Chiarella and Iori（2002）を基に筆者作成

従来型投資家エージェントは、これら三つの要素を重みづけして統合し、将来価格の見通し（予想価格）を作る。そのうえで、現在価格より高いと見れば買い注文を出し、低いと見れば売り注文を出す。注文価格は、予想価格を基準にしつつ、一定の幅の範囲で最良の売り気配価格または買い気配価格を考慮して決定する（重みづけや注文価格決定の詳細は、Matsumoto et al.（2025）を参照）。このようにして、従来型投資家は、ファンダメンタルズ分析、値動きの追従、そしてノイズの影響を受けながら、それぞれ異なる注文行動を取る。

4.4 SNS投資家のモデル

SNS 投資家エージェントは、ソーシャルメディア上の局所的な情報に影響を受けて市場に参加し、情報拡散を引き起こす個人投資家を表す。これらの投資家の行動をモデル化するため、情報伝播のモデルによく用いられている、感染症の拡散を記述する SIR モデルを応用した。なお、本稿における「感染」は、モデルにおける情報の伝播を表す便宜的な表現であり、社会規範上の善悪の意味を持たせるものではない。各 SNS 投資家は、市場での注文行動を規定する「感染状態」を持ち、隣接するエージェントの影響を受けて状態が遷移する。本研究では、湯浅・白山（2010）を参考に、感染症や森林火災の拡大を分析する基本モデルとして著名な SIR モデルをネットワークモデルと統合することで、このプロセスをモデル化した。

本モデルでは、以下の 3 つの感染状態を用いて、株式市場への参加段階の違いを表現する（図表 3、図表 4）。

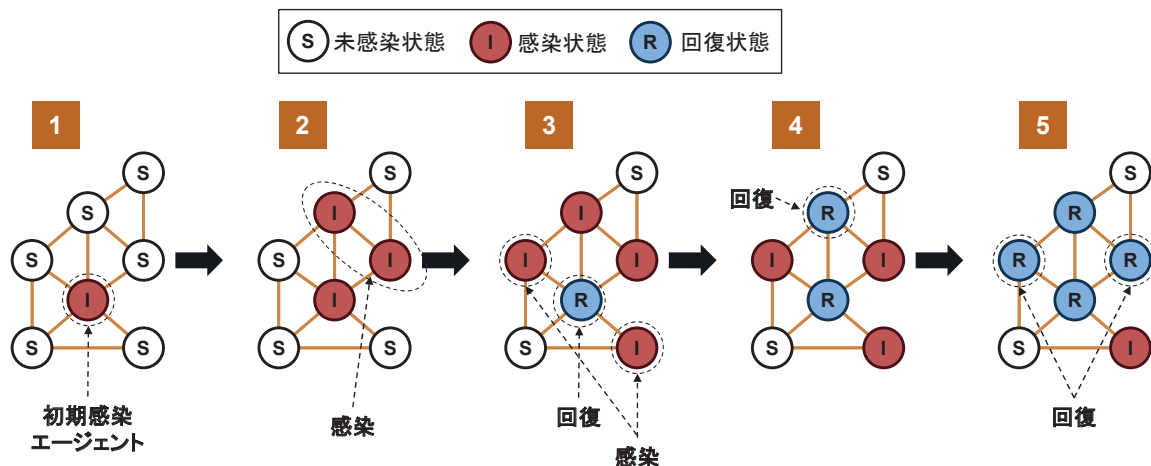
図表3 SIRモデルにおけるSNS投資家の状態定義

状態		概要
未感染 (S) Susceptible		市場に未参加の段階。取引・注文は行わない。隣接エージェントのうち感染 (I) 状態の割合が高いほど、感染率パラメータに基づき感染 (I) 状態へ遷移する確率が高まる。
感染 (I) Infected		SNS の情報に影響され買い注文を出す状態。予想価格はノイズのみで決定し、1 単位の買い注文を出す。隣接エージェントのうち回復 (R) 状態の割合が高いほど、回復率パラメータに基づき回復途上 (R-1) 状態へ遷移する確率が高まる。
回復 (R) Recovered	回復途上 (R-1)	保有株の売却段階。感染 (I) 状態で出していた未約定の買い注文をすべて取り消し、売り注文を出す。
	完全回復 (R-2)	市場から完全に退出した状態。取引は行わない。

出所) Matsumoto et al. (2025) より筆者作成

このモデルは、当初は市場参加に関心がなかった個人が、周囲の噂に影響されて売買を繰り返し、最終的に市場から退場していく様子を表現している。SNS 投資家はネットワークを通じて広がる周囲の投資家のセンチメントだけを手がかりに取引を行うため、ファンダメンタル分析やチャート分析を行う従来型投資家とは本質的に異なる行動を取る。

図表4 SIRモデルによるSNS投資家の状態遷移の例



出所) Matsumoto et al. (2025) より筆者作成

4.5 ネットワークモデル

各SNS投資家は、ネットワークモデルのノード（節点）として配置される。各エージェントは隣接するエージェントの感染状態を把握している。本分析では、図表5の3種類のネットワークを用いている。いずれも、ネットワーク分析の発展の歴史における代表的なモデルである。

図表5 使用したネットワークモデルの比較

モデル	特徴	本研究での位置づけ
ER モデル (Erdős & Rényi, 1959)	ランダムグラフ。固定確率でノード間にランダムにエッジ (リンク) を張る。明示的なクラスター性やスモールワールド性を持たない。	比較的単純なネットワークであり、比較対照として使用。
BA モデル (Barabási & Albert, 1999)	スケールフリー・ネットワーク。次数分布がべき乗則に従い、多数の接続を持つ「ハブ」が存在する。	現実の SNS におけるインフルエンサーの存在に対応する構造。
WS モデル (Watts & Strogatz, 1998)	スモールワールド・ネットワーク。ネットワーク密度が疎であるにもかかわらず、任意の 2 頂点がわずかな仲介ノードを介して連結できる。	現実の人間関係ネットワークに見られる「六次の隔たり」的構造に対応 (注)。

出所) 筆者作成

注) 「六次の隔たり」とは、一人の人間の知り合いの数は限られているにも関わらず、世界中のほとんどの人と6回以内のステップで繋がろうというソーシャルネットワークの特徴をあらわした概念。WSモデルはそうした特性を成立させ得るモデルの一つ。

これらの分析対象とするネットワークは、各投資家の平均接続数がおおよそ「4」になるように設定した。本分析で BA モデルと WS モデルを採用したのは、それぞれがスケールフリー性とスモールワールド性を体現しているためであり、これらの特性は社会・経済ネットワークにおいて一般的によく見られる (Newman, 2003)。感染拡大を表した SIR モデルに空間の要素を導入した研究では、格子状に広がるネットワークを仮定したモデルがよく見られる (接続は全ノードともに 4 つとなる)。物理空間の分析ではこうした設定は適切かもしれないが、インターネット上のソーシャルネットワークを表現するには、上記のようなモデルがより適切であると考えられる。

5. シミュレーション実験と結果

5.1 実験設定

市場には、従来型投資家エージェントと SNS 投資家エージェントを合わせて、合計 400 個体を配置する。個人投資家間におけるソーシャルメディア利用の有無に伴う情報格差を分析するため、従来型投資家に対する SNS 投資家の割合を増加させたときの利得を評価した。SNS 投資家の個体数を 10 個体から 200 個体まで 10 個体刻みで増加させ、各条件における評価指標を算出した。さらに、SNS 投資家の数、感染率と回復率の 3 つの組み合わせ (全 80 パターン) ごとに 50 回の試行を行った。

SNS 投資家のうち、最も接続数が大きいエージェントを「ハブ」と見なす。Lucchini et al. (2022) によれば、ミーム株現象における情報拡散は、ネットワークの中心的な投資家による投稿から始まったとされている。本実験では、ソーシャルネットワークにおける情報伝播はハブから始まると想定し、各

試行で作成されたネットワークにおいて、ハブとなるエージェント1体を初期状態で「感染 (I)」状態とし、他のすべてのエージェントを「未感染 (S)」状態とした。以降、この最大接続数を持つエージェントを「初期感染エージェント」と呼ぶ。

5.2 モデルの妥当性検証

上述のモデルがミーム株現象の代表的な特性を再現できているかどうかは、妥当性の検証として非常に重要である。本分析では、定量・定性の両面から、本モデルがミーム株現象を再現できていることを確認している。

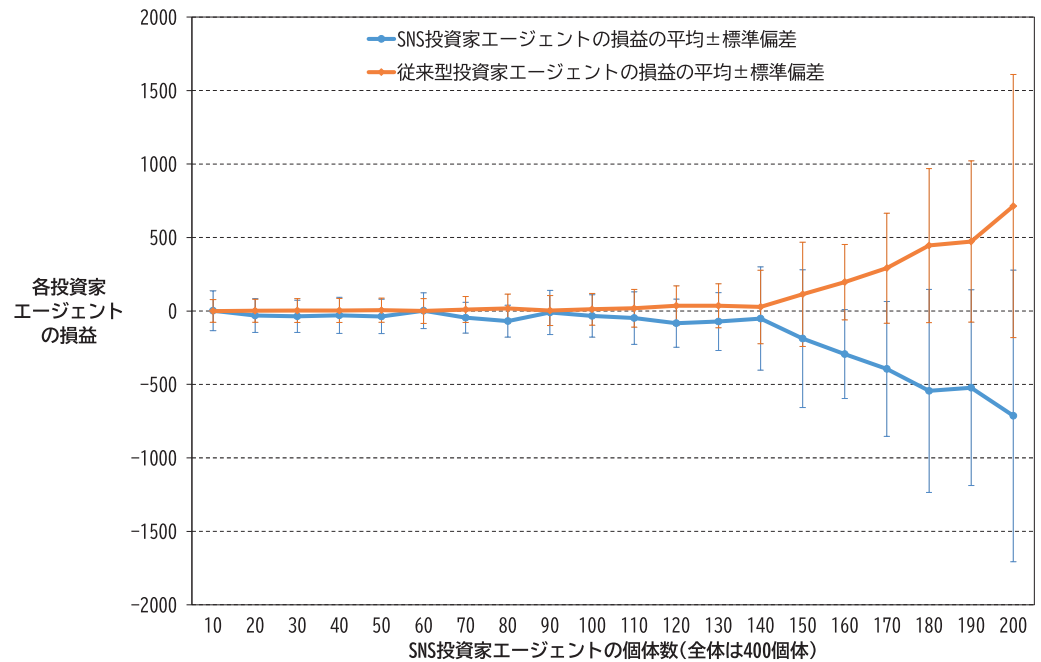
定量的な検証では、Costola et al. (2021) を参考に、株価と感染エージェント数、ならびに出来高と感染エージェント数のあいだに、長期的に見て同じ方向へ動く関係（共積分関係）が成立するかを調べた。その結果、SNS 投資家が 40 個体以上の場合にはほぼ全ての試行でこの条件を満たした一方、SNS 投資家が少ない場合には、いずれの時点でも条件を満たさなかった。以上より、SNS 投資家の存在がミーム株現象を引き起こす主要因であり、本モデルはミーム株現象の再現に成功していると考えられる。また、たとえ SNS 投資家が少数（全 400 個体中の最低 1 割）でもミーム株現象は生じうることが観察されている。

定性的な検証では、Lyócsa et al. (2022) の知見に沿って、SNS 投資家の数が増えるほど価格変動が大きくなることを確認した。先行研究では、WallStreetBets で議論が活発化すると、ミーム株現象の発生に伴うボラティリティが上昇することが報告されている (Aharon et al., 2023; Umar et al., 2021)。本分析でも、SNS 投資家数を増やしたとき、シミュレーション上での価格変動の大きさが増加することを確認し、先行研究の知見と整合する結果を得ている。

5.3 SNS投資家の利得に関する分析

全体として、SNS 投資家数が増えるほど、SNS 投資家は損失を出しやすくなる一方で、従来型投資家は利益を得やすい傾向が見られた。図表 6 の ER ネットワークモデルでの結果を見ると、SNS 投資家数が増えるにつれて、損益のばらつきも拡大し、エージェント間の損益格差がより大きくなることが確認できる。この傾向は、ネットワークモデルを変えたり、感染率や回復率のパラメータを変更したりしても概ね同様に観察された。

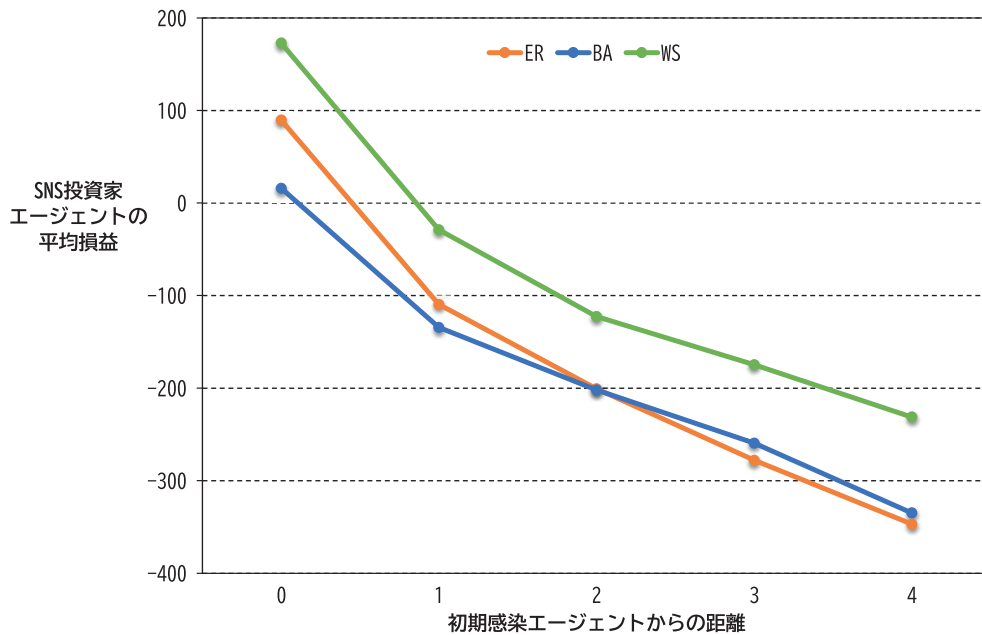
図表6 ERモデルにおけるSNS投資家数と損益(50試行の平均と標準偏差)の関係



出所) Matsumoto et al. (2025) より筆者作成

SNS投資家の損益の個体差は、ネットワーク内での位置によって規定されていることが判明した。初期感染エージェント（ハブ）からの距離と、各エージェントの損益との関係を分析した結果、すべてのネットワークにおいて、中心性が高い（ハブに近い）ほど損益がプラスになりやすく、中心性が低いほど損益の平均値が低下したことが確認できた（図表7）。したがって、中心性の高いエージェントは情報を早く受け取り、価格上昇トレンドに適応しやすいと結論付けられる。対照的に、中心性の低いエージェントは情報伝達が遅れ、損益がマイナスになりやすい。ただし、距離0（初期感染エージェント）とそれ以外のエージェントとのあいだには顕著な差がある。距離0の初期感染エージェントは平均して高い利益を上げている一方で、距離1以上のエージェント間では、利益の平均値は負となり、距離が大きくなるにつれて損失が大きくなった。この結果は、情報の「発信者」が大きな利益を得やすい一方で、発信者以外は収益性が大きく改善しにくいことを示唆する。現実の市場において、知識の乏しい個人投資家がソーシャルメディア情報のみに依拠して投資を行うことは、多大な損失を招くリスクがあることを本モデルは示している。

図表7 初期感染エージェントからの距離とSNS投資家エージェントの平均損益



出所) Matsumoto et al. (2025) より筆者作成

これらの結果は、現実の市場において、投資家のネットワーク上の位置と情報アクセスが利益に大きく影響しうることを示唆する。たとえ投資家が情報源としてソーシャルメディアを利用できても、情報が遅れて届くのであれば、誤った情報を受け取っているのと同義である。結論として、ソーシャルメディアを唯一の情報源とすることは、投資家にとって不利益となる可能性がある。

5.4 従来型投資家の利得に関する分析

次に、従来型投資家が価格情報のうち何を重視し、それが利益にどのような影響を与えるかを検証した。従来型投資家エージェントの個体差は、ファンダメンタル要因の重み、チャート要因の重み、およびノイズ要因の重みによって規定される。したがって、これらの重みの違いが損益の差につながる可能性がある。具体的には、チャート要因の重みが大きいほど注文が価格変動の影響を受けやすくなり、その結果、採用したチャート手法（ここではトレンドフォロー）と価格変動パターンの相性により、損失が生じやすくなることが考えられる。

3つのネットワーク全体で従来型投資家エージェントとSNS投資家エージェントが200個体ずつの設定で50回の試行を行い、重回帰分析を実施した。従来型投資家エージェントの損益を従属変数とし、独立変数として、3要因の重みなどの予想価格の形成に関連するパラメータ²を設定した。分析の結果、チャート要因は損益に対して有意な寄与を示さなかった。また、他の重みについては寄与が見られたものの、回帰分析自体の精度は低かった。したがって、本分析で用いた変数だけでは損益を十分に説明できないと考えられる。

この結果は、従来型投資家エージェント間の損益の変動が個々の戦略（重み

2：予想価格の形成に関連するパラメータは、3要因の重み以外に、平均回帰時間と時間窓の二つがある。平均回帰時間は、ファンダメンタル要因において、各エージェントが、株価がファンダメンタル価格に収斂するまでの期間として、どれくらいの長さを想定しているかを示すパラメータである。時間窓とは、チャート要因において、各エージェントが、過去のデータをどの程度の期間まで遡って考慮するかを示す指標である。

の違い) よりも、注文のタイミングといった「ランダムな要因」に左右されることを示唆している。損益に見られるランダム性は、市場価格の変動が多くの不確実性に影響されることに起因する。また、ネットワークモデルが内在する相互依存性がもたらす価格変動の複雑性が、シミュレーション結果を不安定なものにしている可能性も考えられる。こうした特性が影響してか、個々の従来型投資家エージェントの戦略やポジションの有効性は一貫した傾向が観察されにくい結果となった。このように本分析では、短期的な市場変動が従来型投資家よりも SNS 投資家の活動に大きく左右される場面があることが観察された。

5.5 連帯のナラティブが生む非対称な利益配分

5.3 節および 5.4 節の分析結果は、2.2 節で論じたミーム株のナラティブ構造に対し、シミュレーションの観点から重要な再解釈を示唆している。本研究で得られた定量的知見と、ナラティブ経済学的な解釈を対比しながら検討する。

第一に、「オールドエコノミーの逆襲」ナラティブは、参加者全員が同じ目的を共有する運動として語られてきた。しかし、本研究のシミュレーション結果は、その連帯の外観の裏側で、参加者間に非対称な利益配分が生じていた可能性を示している。5.3 節で示したとおり、SNS 投資家は全体として損失を被る傾向が強く、利益を享受したのはネットワークの中心に位置する一部のエージェントに限られた。すなわち、連帯のナラティブは参加者を共通の物語へと動員する一方で、その動員によって生じる利益はネットワーク上の一部の参加者に集中していた可能性がある。実際にそうした現象が生じていたのであれば、連帯を掲げる運動が構造的な非対称性を生み出していたことになる。

第二に、「個人 vs 機関」ナラティブは、個人投資家の集合的勝利を物語として象徴化した。しかし、SNS 投資家の損益は初期感染エージェント（情報発信源）からの距離に強く規定され、距離が大きくなるほど損失が拡大する傾向が確認された。すなわち、勝敗を分けたのは「個人か機関か」という属性ではなく、「情報伝播の波をどの段階で受け取ったか」というタイミングであった。つまりミーム株は「個人投資家の勝利」ではなく、情報伝播を早く受け取った者が、遅く受け取った者から利益を移転させる非対称な情報ゲームとして機能していた可能性がある。

以上の二つの分析結果は、いずれもナラティブが描く世界と、その背後で作動する情報構造とのあいだにある乖離を浮かび上がらせる。ナラティブ経済学が示すように、物語は経済行動を駆動する強力な装置であるが、本研究の結果は、連帯のナラティブに駆動された行動が不均等な結果をもたらす得ることを定量的に示している。投資家保護や市場の健全性という観点からは、ナラティブの表層的な影響力の裏側にある情報格差の構造を可視化することが、今後ますます重要になるだろう。

6. 取引規制シミュレーションへの展開

ミーム株現象が示す市場の不安定化に対して、どのような取引規制が有効かという問いは、実務家や政策当局者にとって極めて重要である。この問題に対しても、人工市場シミュレーションは有力な分析ツールとなる。

水田他（2013）は、人工市場モデルを構築し、値幅制限、空売り規制、アップティックルールの効果を比較した。規制がない場合、経済バブルの崩壊が起きると価格はファンダメンタル価値を下回るまで下落した（オーバーシュート）。一方、こうした規制がある場合、このような下方へのオーバーシュートは発生せず、市場はより効率的であった。しかし、空売り規制とアップティックルールは取引価格をファンダメンタル価値より高くする要因にもなり、上方へのオーバーシュートを引き起こしうるという非対称的な結果をもたらしている。これらを総括すると、3つの規制のうち値幅制限が市場をより効率的にする可能性があることになる。上記論文では、さらに、値幅制限について適切な制限幅と制限時間を調査し、オーバーシュートを更に効率的に防ぐための値幅制限パラメータ条件を見いだした。

ミーム株のように短時間で急激な価格変動が起こる現象に対しては、値幅制限のような価格変動を直接制約する仕組みが特に有効と考えられる。しかし、ミーム株現象は SNS を通じた情報伝播と密接に結びついており、従来型のバブルとは異なる特性を持つ。したがって、今後は、本稿で紹介した SIR モデル・ネットワークモデルと取引規制シミュレーションを組み合わせることで、ミーム株現象に特化した最適な規制設計を探ることが期待される。例えば、情報拡散の速度と値幅制限の発動条件の関係や、ネットワーク構造に応じた最適な規制パラメータの探索などが、今後の重要な研究課題となるであろう。

7. 日本市場への示唆と政策的含意

これまでの節で紹介した知見は、日本の金融市場にも重要な示唆を与える。日本でも、X（旧 Twitter）上の「株クラスタ」や YouTube の投資チャンネル、LINE オープンチャットなどを通じて、SNS が個人投資家の情報源として急速に重要性を増している。また、ネット証券の普及や NISA（少額投資非課税制度）の拡充により、新たな個人投資家層の市場参入が進んでいる。2024 年 1 月の新 NISA 制度開始以降、口座開設数は急増しており、投資経験の浅い層が市場に参入する構図は、米国のロビンフッド現象と重なる部分がある。

本研究の結果から導かれる政策的含意は、以下のとおりである。

第一に、情報アクセスの均等化である。SNS 投資家の損益がネットワーク上の位置に大きく依存するという結果は、情報の偏在が投資家間の不公平を拡大させることを意味する。公平な情報アクセスの確保は、市場の安定性維持に不可欠である。米国証券取引委員会（SEC）のレギュレーション FD（公正開示規則）や、欧州証券市場監督局（ESMA）の市場濫用規制におけるガイドラインなど、情報格差の解消は国際的にも金融規制政策の重要課題となってい

る。日本においても、金融商品取引法に基づくフェア・ディスクロージャー・ルールが2018年に施行されたが、SNSを通じた非公式な情報伝播に対する規制の在り方については、さらなる検討が必要であろう。

第二に、金融リテラシー教育の強化である。ソーシャルメディアを唯一の情報源とすることが投資家にとって不利益となり得るという本研究の知見は、金融リテラシー教育の重要性を裏付ける。特にNISA制度の拡充により新規投資家が増加している日本においては、SNS情報の限界とリスクを理解した上で投資判断を行う能力の育成が急務である。Toriumi and Yamamoto(2024)が提唱する「情報的健康 (Informational Health)」の概念、すなわち偏った情報摂取が意思決定に悪影響を及ぼすリスクを認識し、情報の多様性を自らが意識的に確保するという考え方は、投資教育にも応用可能であろう。

第三に、シミュレーションによる政策評価の可能性である。本稿で紹介した人工市場シミュレーションは、新たな規制や制度の導入前に、その効果を事前に検証するツールとして活用できる可能性がある。今までの証拠に基づく政策立案 (Evidence Based Policy Making, EBPM) では、あくまでも過去のデータに基づく分析のみであった。それに対して、実社会では実験が困難な政策決定の影響を、シミュレーション上で先行的に評価することで、過去に実例がないような不確実性の高い案件でも政策立案が可能になる。特に、SNS環境の変化に伴う市場リスクの評価や、各種規制パラメータの最適化において、シミュレーションに基づく政策立案 (Simulation Based Policy Making, SBPM) の有用性は、EBPMと並び今後ますます高まるものと考えられる。

8. まとめ

本稿では、人工市場シミュレーションにSIRモデルとネットワークモデルを統合することで、「社会ネットワーク上の情報伝播に基づいて市場に参入・退場する投資家群」としてミーム株をモデル化し、市場への影響を分析した。

主な知見として、第一に、SNS投資家の参入によってボラティリティと市場非効率性が増大することが確認された。第二に、従来型投資家が全体として利益を得る一方で、SNS投資家は損失を被る傾向があることが示された。第三に、SNS投資家の利益はネットワーク内での位置に大きく左右されることが明らかになった。とりわけ、中心性の高いエージェント (情報発信源) は情報を迅速に活用し、価格変動に柔軟に対応する傾向があり、これが収益につながっている。一方、中心性の低いエージェントは情報を劣後して受け取るため、損失を被りやすいことが確認された。第四に、従来型投資家の利益は個々の戦略よりも市場の価格変動やタイミングといった不確定要素に大きく左右されることが示された。

これらの知見は、現実の市場においても重要な含意を持つ。市場情報の偏在を緩和するための情報アクセスの均等化、金融リテラシー教育の強化、ネットワーク特性を考慮した規制設計、そしてシミュレーションに基づく政策評価の活用が求められる。また、個人投資家にとっては、市場の短期的な動きに過度

に反応せず、ソーシャルメディア以外の多様な情報源も活用した上で投資判断を行うことが重要である。

今後の展望としては、本稿で紹介した SIR モデル・ネットワークモデルと取引規制シミュレーションを組み合わせることで、ミーム株現象に対する最適な規制設計を探ることが期待される。さらに、大規模言語モデル (LLM) を活用したエージェントの導入や、複数銘柄・複数市場への拡張も、今後の重要な研究課題である。

参考文献

- Aharon, D. Y., Kizys, R., Umar, Z., & Zaremba, A. (2023). Did David win a battle or the war against Goliath? Dynamic return and volatility connectedness between the GameStop stock and the high short interest indices. *Research in International Business and Finance*, 64, 101956.
- Barabási, A. L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439), 509-512.
- Chiarella, C., & Iori, G. (2002). A simulation analysis of the microstructure of double auction markets. *Quantitative Finance*, 2(5), 346-353.
- Costola, M., Iacopini, M., & Santagiustina, C. R. M. A. (2021). On the “mementum” of meme stocks. *Economics Letters*, 207, 110021.
- Erdős, P., & Rényi, A. (1959). On random graphs I. *Publicationes Mathematicae*, 6, 290-297.
- Farmer, J. D., & Foley, D. (2009). The economy needs agent-based modelling. *Nature*, 460(7256), 685-686.
- Hirano, M., Izumi, K., Shimada, T., Matsushima, H., & Sakaji, H. (2020). Impact analysis of financial regulation on multi-asset markets using artificial market simulations. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(4), 75.
- Liu, W., Yang, J., Chen, J., & Xu, L. (2023). How social-network attention and sentiment of investors affect commodity futures market returns: New evidence from China. *SAGE Open*, 13(1), 1-18.
- Lucchini, L., Aiello, L.M., Alessandretti, L., De Francisci Morales, G., Starnini, M., & Baronchelli, A. (2022). From reddit to wall street: The role of committed minorities in financial collective action. *Royal Society Open Science*, 9 (4), 211488.
- Lux, T., & Marchesi, M. (1999). Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market. *Nature*, 397(6719), 498-500.
- Lyócsa, Š., Baumöhl, E., & Výrost, T. (2022). YOLO trading: Riding with the herd during the GameStop episode. *Finance Research Letters*, 46, 102359.
- Matsumoto, M., Hashimoto, R., Suzuki, M., Murayama, Y., & Izumi, K. (2025). Impact of information disparity between individual investors on profits of meme stocks using an artificial market simulation approach. *Journal of Computational Social Science*, 8, 8-25.
- Moss, S., & Edmonds, B. (2005). Sociology and simulation: Statistical and qualitative cross-validation. *American Journal of Sociology*, 110(4), 1095-1131.
- Newman, M. E. J. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM Review*, 45(2), 167-256.
- Semenova, V., & Winkler, J. (2025). Social contagion and asset prices: Reddit’s self-organized bull runs. *Quantitative Finance*, 25(12), 1873-1904.

- Shiller, R. J. (2019). *Narrative Economics: How Stories Go Viral and Drive Major Economic Events*. Princeton University Press. (山形浩生 翻訳 (2021) 『ナラティブ経済学：経済予測の全く新しい考え方』 東洋経済新報社)
- Torii, T., Izumi, K., & Yamada, K. (2016). Shock transfer by arbitrage trading: Analysis using multi-asset artificial market. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, 12(2), 395–412.
- Toriumi, F., & Yamamoto, T. (2024). Informational health: Toward the reduction of risks in the information space. *arXiv preprint* arXiv:2407.14634.
- U.S. Securities and Exchange Commission (2021). *Staff Report on Equity and Options Market Structure Conditions in Early 2021*.
- Umar, Z., Gubareva, M., Yousaf, I., & Ali, S. (2021). A tale of company fundamentals vs sentiment driven pricing: The case of GameStop. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 30, 100501.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 393(6684), 440–442.
- Yousaf, I., & Yarovaya, L. (2022). Static and dynamic connectedness between NFTs, Defi and other digital assets: Portfolio implication. *Global Finance Journal*, 53, 100719.
- 和泉潔 (2003) 『人工市場：市場分析の複雑系アプローチ』 森北出版．
- 水田孝信 (2024) 「人工市場：金融市場のコンピュータ・シミュレーション」『SBI 金融経済研究所 所報』 vol. 5 pp.54-66.
- ・和泉潔・八木勲・吉村忍 (2013) 「人工市場を用いた値幅制限・空売り規制・アップティックルールの検証と最適な制度の設計」『電気学会論文誌C (電子・情報・システム部門誌)』 133 (9) , pp.1694-1700.
- 湯浅友幸・白山晋 (2010) 「感染症流行予測におけるシミュレーションパラメータの影響分析」第 24 回人工知能学会全国大会．