研究成果報告書 科学研究費助成事業

今和 元 年 6 月 1 8 日現在

機関番号: 34504

研究種目: 基盤研究(B)(一般)

研究期間: 2016~2018

課題番号: 16H03668

研究課題名(和文)ビッグデータ解析に基づく投資家群集行動の定量的解明

研究課題名(英文)Detecting herding behavior in the stock market using big data analysis

研究代表者

岡田 克彦 (OKADA, Katsuhiko)

関西学院大学・経営戦略研究科・教授

研究者番号:90411793

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 12.500.000円

研究成果の概要(和文):本プロジェクトは、投資家の群衆行動が資産価格に与える影響を定量的に把握するため、大規模データ解析をすることによって研究をすすめ、主に以下の3つの方法論的成果と知見を得ることがで

きた。

I. 株価動向のグラフ構造を考えることで定量的に示す方法論を考案し、投資家行動が過度に悲観的になっている状況を定量化することに成功した。II. 投資家行動は、取引関係ネットワークを通じて、隣接している銘柄群に波及している点を明らかにした。 III. 「ホットスポットマイニング」と呼ばれる疫病伝播を特定する方法論 を、投資家の群衆行動を特定するために援用し、成果を得た。

研究成果の学術的意義や社会的意義本研究の学術的意義は、ハーディング現象を明らかにすることによって、市場の効率性についての理解が深まる点にある。マーケットが効率的になれば、透明性が高まり、企業と投資家の情報の非対称性の緩和にもつながり、経済厚生に最も資家の非合理的な意思決定が、システマティックに資産価格に影響を与えているのであれば、ハーディングが起こっているという状況を認知する必要がある。本研究の社会的意義は、マーケットに関わるプロたちに対して、その方法論を提示できたことである。本研究の成果によって、ハーディング現象がはフィストがの定量的方法論とモデルを提供できた。 が起こっているかどうかを判定するための定量的方法論とモデルを提供できた。

研究成果の概要(英文): The primary purpose of this project is to develop a method to identify investors herding behavior. Herding describes the irrational behavior of the investors ,who trade stocks at over(under) priced levels. For decades, financial economist had been considering the stock market is efficient. According to this view, participation of irrational investors would create noise in the price discovery process but there is no systematic component in the irrationality. Behavioral finance proponents disagree with this view and insist there should be a systematic pattern in the investors irrational behavior. One aspect of it is the herding. If herding occurs in a systematic way, it should be predictable.

We developed three quantitative models to predict herding in the market. I. Graph density model to predict the herding in the whole market. II. Supply chain network model to predict herding among stocks. III. Hot spot mining model to identify the beginning of herding.

研究分野: 行動ファイナンス

キーワード: ハーディング 非合理的な意思決定 グラフ理論 ホットスポットマイニング 行動ファイナンス ネットワーク 情報伝播 モーメンタム

1.研究開始当初の背景

株式市場に参加する投資家は自ら資金を投じており、安易な気持ちで意思決定をしているのではない。ただ、合理的な取引が支配的かどうかは明らかではない。伝統的ファイナンス理論では、非合理的な取引はノイズとしてだけ存在し、それぞれ打ち消し合うため、結果として観察される価格は「合理的」だという。更に、効率的市場仮説で考えられている世界では、一時的に非合理的な投資家が価格を歪めようとも、一部のプロ投資家による合理的意思決定に「裁定取引」という形で駆逐されるという。もしそうであれば、株式市場におけるバブルの発生や、大暴落による過小評価は起こりえないはずだが、アカデミアでは合理的解釈に信頼を置く傾向が強い。

私達の研究チームでは、投資家の非合理的投資行動の影響を定量的に明らかにするために、とりわけハーディング(群衆行動)に焦点を当てる。ハーディングとは、投資の意思決定をする際に、他の投資家の行動に追随するように多くの投資家が行動することである。ある一定数がハーディングを起こすことで、ネットワーク効果が働き、更なるハーディングを誘発する。投資家にとっては、当該株式のファンダメンタル価値よりも、「価格水準」そのものが重要であるため、合理的投資家による裁定取引がその抑止力となりにくいのではないかと考えた。

2.研究の目的

本研究の目的は、ハーディングを定量的に捉え、ハーディングの発生と株式市場の決定メカニズムについて明らかにすることである。具体的には以下の3つのモデル開発を行う。

株式市場全体のハーディング指標の開発

株式市場の動向を考える時、バブルの生成と崩壊は事後的に議論されることが多い。しかし、 バブル生成の只中にあるとき、投資家はどのようにしてハーディングが起こっていると認識す ることができるだろうか。そこにはハーディングを客観的に捉える指標が必要である。本研究 の第一の目的は、市場全体のハーディングを定量的に捉える指標の開発を行うことである。

個別株式の急変動を軸に発生するハーディングの予測モデルの開発

時系列に発生する株式市場全体のバブル以外にも、日々の個別銘柄の動向がトリガーとなった ハーディングも存在する。例えば、ある銘柄に何らかのショックが発生したとき、様々なネットワークを通じてそのショックが伝播し、投資家のハーディングが引き起こされる。本研究では、取引関係ネットワークに着眼し、ある銘柄へのショックはそのネットワークとつながっている他の銘柄群にタイムラグをおいて波及することを利用する取引モデルを開発し、検証した。ホットスポットマイニングを用いたハーディングの特定

株式市場全体のハーディング現象を捉えるだけではなく、より粒度を高めてハーディングを観察する。そのために、「ホットスポットマイニング」という手法を援用する。ホットスポットマイニングは、疫病の伝播地域を統計的に特定することなどに利用されているが、本研究の関心は、ある特定の属性を持つ銘柄群がホットスポットになっているかどうかを判定することである。

3.研究の方法

3-1 株式市場全体のハーディング指標の開発

株式市場には、日々新しい情報が入り、投資家はその情報に基づいて適正な現在価値を算出し、取引している。通常状態であれば、株式市場の参加者の関心は分散されているため、銘柄間の相関はとりわけ高いわけではない。ところが、株式市場の参加者が一斉に同じ方向の取引ばかりに従事するようになれば、(たとえば、何らかの悪いニュースによって一斉に暴落するような局面では)銘柄間の相関は上昇する。参加者の行動が一方向に偏ることで銘柄間の相関が上昇するため、相関の時系列変化をとらえることでハーディングを指標化することができる。

私達の研究チームでは、まず全銘柄をノードと考えた。そして、リターンの相関係数が閾値を超えた場合に対となるノードとノードの間(銘柄間)に枝を張って観察した。こうすることによって、毎日の市場の状態が一つのグラフとその枝密度で表現できる。枝密度は、銘柄間の相関が閾値よりも高い銘柄ペアが増えることで高くなる。したがって、枝密度の上昇は、株式市場全体として、ハーディング状況が発生していることを示唆し、そのタイミングでミスプライスが発生していると考えられる。

3-2 取引関係を通じたクロスセクションのハーディング

市場全体ではなく、取引関係を通じたクロスセクションのハーディングを観察するため、急激に株価が上昇(下落)する銘柄を特定する(ターゲット企業)。投資対象は、ターゲット企業の取引関係ネットワーク上にある企業群である。こうした企業群を時系列にポートフォリオに組み込むことで超過リターンが得られるかを検証した。この発想に基づく取引が超過リターンを生み出せば、投資家が取引関係ネットワークを通じてハーディングしていることのエビデン

スとなる。

本研究では2つの波及過程を調査した。一つは、ターゲット企業がいずれかの企業(群)の 顧客企業である場合、カスタマー企業からサプライヤー企業群への波及効果。もう一つは、タ ーゲット企業がいずれかの企業群への供給企業である場合、サプライヤー企業からカスタマー 企業(群)への波及効果である。検証の方法は、カレンダータイムポートフォリオ法を用いる。

3-3 ホットスポットマイニングの援用

3-2 では、あるターゲット企業の株価動向に触発されたハーディングを予測することで、超過収益が獲得可能であるかどうかを検証した。ハーディングは何らかのトリガーがあって発生するわけであるが、そのハーディングの発生タイミングを調査するために、株式市場を区画に分類し、どの区画でハーディングが発生しているかを統計的に検証する「ホットスポットマイニング」の手法を援用した。具体的には、株式市場を業種という基準で区画にわける。例えば、食品業種でハーディングが起こっているかどうかを調べるには、食品業種内にある n 銘柄のうち、p 銘柄に異常な超過収益率が認められる場合、p/n の値の閾値を定義して判断すれば良い。しかし、食品業種単体ではハーディングしていないが、電気業界と合算すると p/n が閾値を超える場合があるとする。そうした区画の組み合わせも考慮した上で有意なハーディングを特定することができるのが、この手法の特徴である。

4. 研究成果

4-1 株式市場全体のハーディング指標

図1に示すのは、TOPIX100指数の構成銘柄の2008年9月に発生したリーマン・ショック以前の枝密度を示したものである。外周に配置されている小さい (ノード)が、個別の銘柄である。ここでは、個別銘柄間の過去10日間のリターンの相関が0.9以上であった場合、銘柄間に枝が張られている。

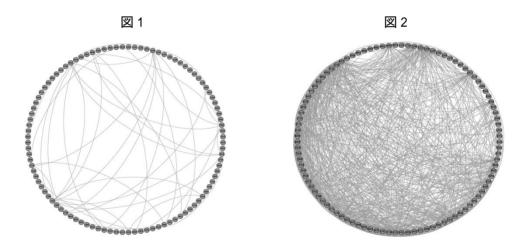


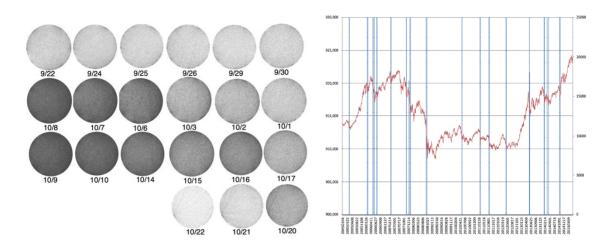
図1では、いくつかの銘柄間には枝が張られているが、この時点では極端に枝密度(枝が張られている数÷全銘柄間に枝が張られている状態の枝数)が目立って高いというわけではない。ところが、数日後にリーマン・ショックが発生し、株式市場は大暴落する。大暴落する時点においては、銘柄間の相関係数は非常に高まる。多くの投資家が個別の銘柄について、一つ一つ判断しながら取引するのではなく、一斉に同じ方向に取引を始めるからである。図2は、同じTOPIX100 指数の構成銘柄について、リーマン・ショック直後の枝密度を図示したものである。多くの銘柄間に枝が張られている状態が一目瞭然であろう。このように、枝密度は株式市場におけるハーディングを定量的に表現する有効な方法の一つであることがわかる。

図3に示したのは、枝密度の変化を視覚化し、2008年9月22日からリーマン・ショックの発生とその後の市場を表現したものである。この期間、時系列に枝密度を観察すると、株式市場のハーディングの強弱、株式リターンの関係について一つの仮説が考えられる。すなわち、株式市場が極端にハーディングしている時、それは多くの投資家が価格に関係なく同じ方向の取引を行うのでミスプライスが大きくなるということである。仮にそうであるとすれば、枝密度がある閾値を超えた時に取引するという投資戦略をとると、超過リターンを得やすいということになる。事実、こうした取引戦略をリーマン・ショック時に行うと大きな利益となる。

金融危機という特殊な状況においての取引戦略が有効であることがわかったが、果たして長期間にわたって有効なのだろうか。図4には、ある任意の閾値を超えた枝密度が観察された日に印をつけている。縦のラインが観察される日は、任意に定めた枝密度が閾値を超えたタイミングである。概ね株式市場の大幅下落時においては、枝密度が高まっている様子が読み取れる

のがわかるだろう。枝密度を株式市場のハーディングのシグナルとなり得る可能性が示唆された。枝密度の閾値の設定をタイトにすれば、顕著な場合にのみハーディングを示す指標となり、 閾値の設定をゆるくすれば、少しのハーディングでも検出できることになる。

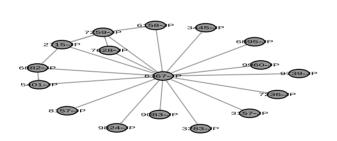




4-2 取引関係におけるハーディング

図 5

取引関係ネットワークとは、企業間の取引関係に着眼したネットワークである。例えば、自動車部品メーカーの顧客は完成車メーカーであるため、自動車部品メーカーがサプライヤー企業、完成車メーカーがカスタマー企業と認識される。同時に、自動車部品メーカーも部品製造装置を装置メーカーから納入している場合などは、その企業にとってはカスタマー企業と認識される。したがって、多くの企業はカスタマー企業でもあり、サプライヤー企業でもあることになる。こうした取引関係は複雑なネットワーク構造を持っており、それをサプライヤー企業からカスタマー企業への有向グラフとして表すことができる。図5には、ある一時点において、ダイキン工業株式会社に焦点をあてた場合のネットワーク図である。



本研究で着眼したのは、こうした取引関係ネットワーク上に発生しているハーディングである。ある企業が何らかの原因で急上昇した場合、投資家は当該企業の近傍に位置する銘柄群を買いに走るのではないかと着想した。そのため、急激に上昇する銘柄の(取引関係という意味での)近傍銘柄を購入し、一定期間保有するという投資戦略を実装した。

表 1

表 1 には投資戦略の結果をまとめている。ここで示す CS とは、何らかの理由で急上昇したのがカスタマー企業であった場合に、その近傍企業であるサプライヤー企業を購入して運用した場合を意味する。近傍企業でポートフォリオを構築す

エッジ	中心性	α	P 値	延べ	収益率
の向き	の重み	(bp)	(%)	銘柄数	(年率%)
	org	5.01	1.75		21.2
$^{\mathrm{CS}}$	NB	2.68	26.79	85099	14.1
	EB	3.87	12.49		18.1
	org	6.32	0.29		22.6
SC	NB	5.37	1.35	64819	19.8
4	EB	9.85	0.03		31.4

る場合の重み付けについて、複数のパターンを実験してみたが、ここでの詳説は割愛する。 値は、こうしたハーディングを見込んだポートフォリオの成績評価の項目であり、 p 値はその 統計的有意性を表している。

延べの銘柄数は2003年から2017年の検証期間内における取引回数である。本検証では、一度ポートフォリオに組み入れた銘柄は、1週間保有した後に手放すルールで運用した。これらの結果から明らかなように、CSだけでなく、SC、すなわち、サプライヤーが急上昇銘柄となった後にその近傍のカスタマー企業群に投資する戦略も有効に機能していることがわかる。

本研究の成果によって、取引関係ネットワーク上のハーディングが発生していることが示され、それを利用することで超過リターンを獲得することができることがわかった。

4-3 ホットスポットマイニングを用いた検証

4-1, 4-2 では、ハーディング現象を利用して、株式リターンの予測可能性を探ってきた。4-1 では市場全体をターゲットとしてハーディングを検知する方法論を提示した。4-2 では、ネットワーク上に発生するハーディングを、トリガーとなる企業からその取引関係を辿ることで検知した。こうしたハーディングは、市場のあらゆる世界で発生しているハーディングの一部である。あらかじめハーディングが発生する場所を特定することなく、市場全体のどこかで常に発生しているハーディングを時系列に特定することができれば、そのメカニズムに迫ることができるかもしれない。

そこで、3000 銘柄以上の銘柄が取引される市場のどこにハーディングが発生しているかを特定する方法論を検討する。そのために援用するのが、空間スキャン統計量である。空間スキャン統計量は、空間における異常発生を統計的に検知するためのものであり、これまでの研究では、疫病の空間集積性や自殺者数の空間集積性を検定する場合などに用いられてきた。日本においてある特定の疫病が流行している領域を特定するのは非常に困難な作業である。仮に都道府県別に人口比の疫病の発生件数を調べ、全国平均と比較したとしても、都道府県単体の検証となり、区域をまたいだ疫病の広がり(空間集積)がある場合を捉えることができない。都道府県をまたいだ領域を特定するためには、隣接する都道府県との組み合わせを網羅的に検証する必要がある。ただ、47 都道府県の隣接区域となるパターンを全列挙すると、1098 億通りあり、その全ての組み合わせにおいて発生件数を調べるのは計算コストが非常に高いことがわかるだろう。この計算時間を短縮するために考案されたアルゴリズムが「ホットスポットマイナー」である。アルゴリズムの中身に関する詳説は割愛するが、ホットスポットマイナーを用いることで、効率的にすべての区画の組み合わせを探索し、現実的な時間で有意な空間集積地を探し当てることが可能となる。

この方法論を、株式市場のハーディングの出現(ホットスポット)を検知するために援用する。ある特定の銘柄が買われる(売られる)ときは、当該銘柄に超過収益率(株価指数を上回る/下回る収益率)が発生する。株式市場は「東証 33 業種」に基づいて区画されていると考え、超過収益率が発生している銘柄数を疫病に罹患した患者数と置き換えて考える。ホットスポットマイナーを用いることで、超過収益率の集積のある業種の組み合わせが特定される。例えば、鉄鋼業界と医薬品業界ではそれぞれを独立に見ると統計的有意なハーディングは発生していないが、鉄鋼業界と医薬品業界を併せて考えることで、ハーディングが起こっている場合などが検知できるのである。こうした手法でホットスポットを特定し、ホットスポット領域内でまだ超過収益率が観察されていない銘柄群を取引することで、超過収益率が得られることがわかった。

5 . 主な発表論文等

〔雑誌論文〕(計9件)

岡田克彦 羽室行信

AIで探る株価の予測可能性 行動経済学、査読有、 Vol.11、121-131、2019

Doi: 10.11167/jbef.11.121

高橋秀徳

Doi: 10.11167/jbef.11.88

<u>岡田克彦、</u>AI技術の金融市場における応用について、月刊資本市場、査読無 Vol.393、2018、 16-25

<u>岡田克彦</u>、ビッグデータとAIによる行動ファイナンス研究の新段階、Nextcom、査読無、35巻、2018、4-13

Yukinobu Hamuro, Masakazu Nakamoto, Stephane Cheung, Edward H. Application Package for Sequence Classification by Tree Methodology, Journal of Statistical Software, 查読有、86 10.18637/jss.v086.i06,1-30, 2018

<u>Takahashi Hidenori,</u> Affiliation ties and underwriter selection, Small Business Economics, 査読有, 50, 2018, 325-338, Doi:10.1007/s11187-016-9832-8

Takahashi Hidenori, Board members' influence on resource investments to start-ups and IPO outcomes: Does prior affiliation matter? Pacific-Basin Finance Journal 査読有,49,2018, 30-42. doi.org/10.1016/j.pacfin.2018.03.004

<u>羽室行信</u> 岡田克彦 ディープラーニングを用いたハーディングの「相」解析と相場の底検知 証券アナリストジャーナル、査読有、55、2017、 37-48.

[学会発表](計19件)

<u>羽室行信</u> <u>岡田克彦</u>、情報伝播速度の相違が生み出す投資機会 -サフライチェーンネットワークを利用した個別銘柄投資-、人工知能学会第105回人工知能基本問題研究会、2018

<u>岡田克彦</u>、AIフィンテックは運用業界に何をもたらすのか、証券アナリスト協会 SAAJ 第24 回シンポジウム(招待講演) 2018

<u>岡田克彦</u>、AI技術の金融市場における応用について、公益財団法人資本市場研究会(招待講演) 2018

<u>岡田克彦</u>、非伝統的方法論による株式市場の"Return Predictability"再考、MPT フォーラム(招待講演) 2018

<u>Katsuhiko Okada</u>, More AI less of a human kind in asset management? ,American Chamber of Commerce(招待講演) 2018

<u>岡田克彦</u> <u>羽室行信</u>、取引関係ネットワークと情報伝播ー非財務情報をもちいたポートフォリオ構築の可能性ー、日本経営数学会(招待講演) 2018

<u>Katsuhiko Okada</u>, <u>Hidenori Takahashi</u>, No whisper no value? - The effect of analysts' earnings preview ban and the stock market behavior surrounding earnings announcement 25th SFM Conference 2017

<u>岡田克彦</u> <u>羽室行信</u> 機械学習が金融の世界をどうかえていくか。Asset Managementの現状と未来、日本オペレーションズ・リサーチ学会(招待講演) 2017

<u>岡田克彦</u> <u>羽室行信</u>、株式市場における株価大崩落の兆し検知への挑戦、人工知能学会 2017 <u>羽室行信</u> <u>岡田克彦</u>、個別銘柄の連動類似度グラフおよびグラフ研磨手法を用いた株価予測、 人工知能学会、2017

羽室行信、データ研磨手法の金融応用、情報処理学会、 2017

<u>羽室行信</u> <u>岡田克彦</u>、個別株の連動類似性に基づいた株式相場の転換点予測モデルの構築、 統計数理研究所合同研究集会、2017

<u>岡田克彦</u> 羽室行信、Deep Learningを用いた投資家行動の規則性発掘、行動経済学会、2017

[図書](計 2 件)

<u>岡田克彦</u> 講談社、Yahoo! Japan のビッグデータと AI が教える 21 世紀の投資戦略、2018、237.

岡田克彦、羽室行信 共立出版、人工知能学会編 人工知能学大事典、2017、1600.

6. 研究組織

(1)研究分担者

研究分担者氏名: 羽室 行信 ローマ字氏名: HAMURO, Yukinobu 所属研究機関名:関西学院大学 部局名:大学院経営戦略研究科

職名:准教授

研究者番号(8桁): 90268235

研究分担者氏名: 高橋 秀徳

ローマ字氏名: TAKAHASHI, Hidenori

所属研究機関名:名古屋大学

部局名:経済学研究科

職名:准教授

研究者番号(8桁):90771668

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。