

## ランダム行列理論を用いた主成分抽出法による 日本と米国の株式市場における主要セクタの変遷

木戸 丈 剛<sup>†1</sup> 楊 欣<sup>†1</sup>  
田中 美栄子<sup>†1</sup> 高石 哲 弥<sup>‡2</sup>

ランダム行列理論 (Random Matrix Theory : RMT と略<sup>1)</sup>) を利用して株式市場の主要セクタの抽出を行う手法を TOPIX500 銘柄の株価に適用した。株価分析の銘柄選定の指標となるような短期間の分析を行うため、2007、2008、2009 年の 1 年ごとの日中データから年次主要セクタの抽出を行った。日中データを使うことで年次変化を追うことが可能なが分かり、その変異を比較した。また、日本経済に多大な影響があるとされているアメリカの市場の主要セクタの比較を、TOPIX500 と S&P500 の日中データを使い 2007~2008 年と 2008~2009 年の 2 期間で行った。主要セクタの業種分類を、TOPIX500 は証券コード、S&P500 は GICS コードによってそれぞれ行い、共通する部分とそうでない部分を見つけることができた。

### Historical Study of Major Sectors in Japanese and American Stock Markets by Means of RMT-based Principal Component Analysis

TAKEMASA KIDO,<sup>†1</sup> XIN YANG,<sup>†1</sup>  
MIEKO TANAKA-YAMAWAKI<sup>†1</sup> and TETUYA TAKAISHI<sup>‡2</sup>

We apply a new method of extracting the major sectors from a stock market, based on the random matrix theory, on the price data of TOPIX500. In order to extract useful information for selecting stocks, we have performed analysis on the intra-day price data of each year in the period of 2007-2009. The use of intra-day data made as possible to trace the year to year change of the leading business sectors. We then compare the results of Japanese market and American market by using daily data, and identified some common features as well as differences between the two markets.

#### 1. はじめに

ランダム行列理論 (Random Matrix Theory : RMT と略<sup>1)</sup>) より導かれる公式<sup>2),3)</sup> を株価時系列の相関行列の固有値分布と比較することで特異な成分を分離する方法<sup>4)-8)</sup> が注目を集めている。我々はこれを、ランダム行列理論を応用した主成分分析手法 (RMT oriented Principal Component Analysis : RMT-PCA と略) と名付け、日次データを使い、長期的なデータに対して行った<sup>9),10)</sup>。本研究ではこの方法を短期的なトレンドの抽出に適用した。具体的には 2007 年から 2009 年の TOPIX500 の 500 銘柄の 3 年分の日中データを用い、1 年ごとのデータを分析し、その変遷を追った。

#### 2. RMT-PCA 手法に基づく特異な固有値の分離

RMT-PCA 手法の概略は以下のとおりである。

$N$  個の異なる銘柄に対して、1 時間ごとの株価の対数差時系列を、平均 = 0、および分散 = 1 に正規化して作成した、長さ  $L$  の時系列を各行とする、 $N$  行  $L$  列の行列  $G$  より、 $C = \frac{1}{L}GG^T$  として  $N \times N$  の自己相関行列  $C$  を作成する。このとき、 $C$  の  $(i, j)$  要素は  $i$  社と  $j$  社の株価時系列間の相関を表し、自己相関である対角成分はすべて 1 となる。

この相関行列  $C$  の固有値を求め、ランダム時系列の固有値分布に一致しない特異な固有値を主成分と見なす。ランダムな時系列から作られた相関行列の固有値分布は、ランダム行列理論 (RMT) により求められる固有値分布<sup>2),3)</sup>

$$P_m(\lambda) = \frac{Q}{2\pi} \frac{\sqrt{(\lambda_+ - \lambda)(\lambda - \lambda_-)}}{\lambda} \quad (1)$$

$$\lambda_{\pm} = 1 + \frac{1}{Q} \pm 2\sqrt{\frac{1}{Q}}, \lambda_- < \lambda < \lambda_+ \quad (2)$$

に一致するので、上記の方法により、株価のようにランダム性の強い多次元の時系列から簡単にランダム成分を除去し、少数の主成分を分離できる。

式 (1) の固有値分布と式 (2) の上限 ( $\lambda_+$ )、および下限 ( $\lambda_-$ ) は  $Q = L/N$  のみの関数

<sup>†1</sup> 鳥取大学大学院工学研究科エレクトロニクス専攻

Graduate School of Engineering, Department of Information and Electronics, Tottori University

<sup>‡2</sup> 広島経済大学経済学部

Faculty of Economics, Hiroshima University of Economics

となる．ここで  $N < L$  の条件を満たすことと， $N, L$  はいずれも十分大きな数であることが必要であるが，擬似乱数を用いた実験結果により， $Q > 1$  と  $N > 300$  を満たせば式が有効であることが分かっている．図 1 にその例を  $Q = 3, N = 500$  の場合について示す．横軸に固有値，縦軸にその固有値の出現頻度を示しており，擬似乱数と理論式 (1) はほぼ重なっている．これを実際の株価データと比較すると図 2 のようになり，理論式 (破線) の中に収まらない固有値を主成分として分離することができる．実データの最大固有値が大きく理論式と比較しにくいので， $\lambda > 4$  となる固有値分布は図 2 の小窓に示す．図 2 より小窓には明らかに大きい実データの実線が複数存在している様子が見取れる．RMT-PCA ではこの逸脱した固有値を特異な固有値とし，主成分とする．この手法は固有値の累積加算が固

有値全体の 8 割までを主成分とするような既存の主成分抽出手法に比べ，分析すべき主成分の数を大幅に減らすことができる．この様子を概念的に図 3 に示す．例として 2007 年データの場合，累積寄与率が 80% に達するまでの主成分数は 170 あるのに対し，RMT-PCA では主成分数を 16 にまで絞れた<sup>9)</sup>．

### 3. 固有ベクトルの分析

RMT-PCA により主成分として分離した固有値に対する固有ベクトルの成分構成を知ることにより，そのデータの中で顕著な相関を示す株価群の属する業種セクタをあぶり出すことができる．これにより，各時期に市場を支配したセクタの歴史を追うことができることになる．ここで少々意外なのは第 1 主成分からは特別な情報を得られないことである．第 2 主成分には求める主要セクタの情報が以下に述べるように得られる．以下，第 3 主成分，第 4 主成分と次第に情報はばやけてゆくが，第 5 主成分くらいまでは主要セクタを示す情報を提供してくれる．第 6 主成分以下になるとランダム性の陰に隠れて特徴は見えにくくなる．ベクトル成分の大きさも正規分布に近くなり，その下に広がるランダムネスの海につながってゆく．この事情を具体的な例により述べると次のようになる．図 4 と図 5 にそれぞれ，第 1 主成分と第 2 主成分の固有ベクトルの成分の値をグラフにして示す．第 1 主成分の固有ベクトルの成分の大きさはほぼ均一であり，特別な偏りは見られない．これは市場全体の動きを表すものと解釈でき，その市場の代表的な指標と連動している<sup>4)</sup>．一方，第 2 主成分の固有ベクトル成分には大きな偏りが見られる．

ここで分析対象とするデータは各市場の株価のほぼ全体であり，固有ベクトルの 1 成分が

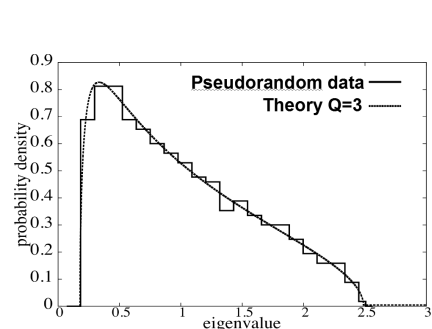


図 1 RMT 公式とランダムデータの固有値分布の比較： $Q = 3$  の場合  
Fig.1 Eigenvalue distribution computed from the random data, compared to the RMT formula:  $Q = 3$ .

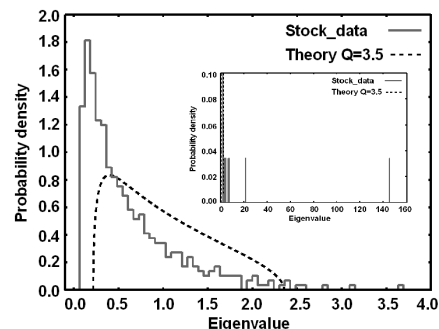


図 2 RMT 公式と実データの固有値分布の比較  
Fig.2 Eigenvalue distribution computed from the price data, compared to the RMT formula.

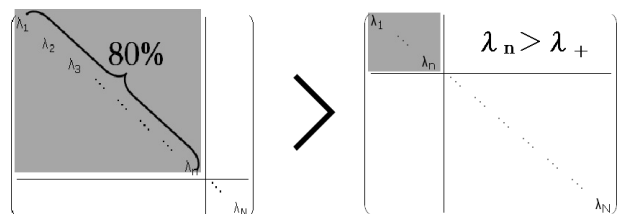


図 3 従来手法 (左) と RMT-PCA (右) の主成分数の比較  
Fig.3 Comparison of the conventional method (left) and the RMT-PCA (right).

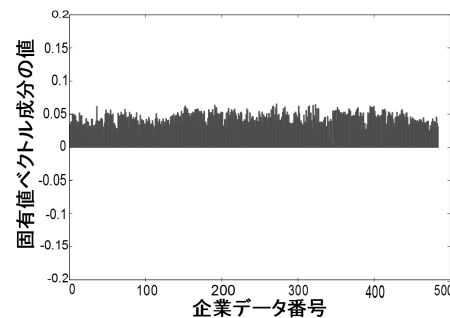


図 4 第 1 主成分の固有値ベクトルの成分の値  
Fig.4 Components of the first eigenvector.

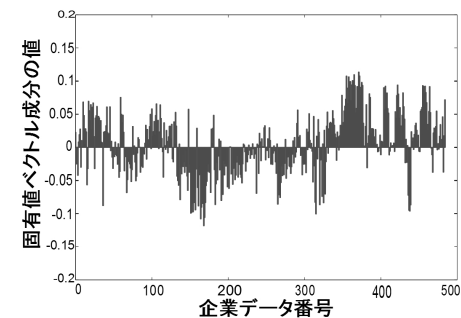


図 5 第 2 主成分の固有値ベクトルの成分の値  
Fig.5 Components of the second eigenvector.

1 銘柄に対応している．東証の TOPIX500 の株価データでは株価コードの昇順に並んでいるため、固有ベクトル成分は 1,000 番台から順に 9,000 番台までの約 500 成分が順に並んでいる．第 2 主成分に対する特定の株価の影響が大きいときは、その成分の周辺にある同種セクタの株価も連動して大きくなる．

各固有値に対して影響の大きい成分を抽出することで、相関の強い成分の集まりを容易に見つけることができる．ここでは固有ベクトルの成分のなかで顕著に大きなものから ± の符号ごとにそれぞれ 20 成分に注目し、その成分に対応する株価の属する業種セクタを調査した．これが特定のセクタに集中していれば、そのデータの時期にその市場の動向を支配してした主要セクタと見なすことができる．符号ごとに分けたのは、連動して動く株価の成分どうしが同じ符号を持つことが多いためである．ある一定の期間において同調する業種を特定することで市場の動向、投資家たちが注目して売買している株の傾向を読み取ることができ、その変動が上昇しているか、下降しているかで利益を出すための手法は変わるものの、その売買する銘柄の指標とすることができる．

#### 4. 実データについての分析

ここでは 2007 年～2009 年の 3 年間にわたる TOPIX500 銘柄の日中データを用いて解析を行った．日中データを用いることにより、短期間の変化を追跡することができるが、有償であるため、無制限には使用できない．今回は広島経済大学の厚意により 3 年分の tick データを研究対象とすることができた．tick データの学術使用には、費用の問題や管理、配布について困難が多く<sup>11)</sup>、解決には時間のかかる問題である．

一方、日次終値は様々な市場に対するデータを web 上で無償ダウンロードできるため、利用しやすい．RMT を利用した方法では Plerau ら<sup>4),5)</sup> が S&P500 を対象に解析し、青山ら<sup>8)</sup> は東証データについて同様の解析を行ったが、いずれも 6, 7 年分をまとめて 1 データとし、第 2 固有ベクトル以下の成分が特定の業種に偏ることを確認しているが、期間内の目まぐるしく変化する主要セクタを追跡することはできなかった．

日中データを使用する意味の第 1 は、RMT 公式を適用する際に  $N > 300$  と  $L > N$  の制限があるからである．株価の種類  $N$  を 300 以上とすることは株式市場に上場されている株価が数百以上あることから問題はないが、時系列長  $L$  を  $N$  より大きくするには日次データ 1 年分では  $L$  が市場営業日と同じ 250 程度しかなく、数年分をひとまとめにして扱う必要がある．これでは年次変化を追うことはできない．

日中データの中で最も詳しい tick データは取引の全貌を記録したものである．ここでは

表 1 各年のデータ数 (東証日中変動)

Table 1 Data size of intra-day stock prices of TOPIX500 each year.

期間	$N$ (銘柄数)	$L$ (時系列長)	$Q$ ( $L/N$ )
2007 年	485	1,707	3.52
2008 年	483	1,707	3.53
2009 年	483	1,690	3.50

注文値や気配値は除外し、実際に取引の行われた価格を用いることとする．相関行列を作るとき、異なる株価の同じ時刻の価格間の連動をみるため内積を計算するが、このときの「同時刻性」を 1 時間単位で処理することにする．もっと短い単位で処理しようとする、500 近い株価がすべて売買される時刻を見つけることが困難になる．1 時間単位であれば多くの株価が取引され、相関行列を計算することができる．

東証の場合、9 時に開場して 15 時に終了する．その間に昼休みがあり、前場と後場のそれぞれに板寄せが行われる．ここでは簡単のため、9 時から 15 時までの定時ごとに、その時刻から調べ始めて最初にヒットする売買価格をその定時の価格としたデータに成形して使用した．TOPIX500 の全銘柄を用いては価格のつかない時刻が生じるため、取引の極端に少ない銘柄を除外した．このため表 1 に示すように銘柄数が 2007 年では  $N = 485$ 、2008 年と 2009 年では  $N = 483$  となった．時系列長は毎日約 7 点に営業日を掛けて、2007 年と 2008 年で  $L = 1,707$ 、2009 年で  $L = 1,690$  となった．ただし非常に少数ではあるが、数個の株価に対し、データの欠損した点があり、前の時刻の価格で埋めることで成形を行った．

表 1 に示すように 1 年ごとに処理をする場合、データ長  $L$  と銘柄数  $N$  の比は  $Q = 3.5$  程度となる．機械乱数による実験によれば  $Q = 3 \sim 6$  の範囲は RMT 公式を安全に使用できる．この解析を半年ごとに 1 データとして行う場合は、 $Q = 1.8$  程度となって可能であるが、 $Q = 1$  に近いところでは RMT 公式と実験値との比較に問題が生じるため、3 カ月を 1 単位とする解析には無理がある．この場合は、データ成形を 30 分刻みにすることで  $L$  を大きくすることが必要となる．そうすることにより  $N$  が減り、 $Q$  を大きく選ぶことができる．

以上の方法で、表 1 にあるように 2007, 2008, 2009 の各年のデータに対し、RMT-PCA を適用し、第 2 主成分から第 5 主成分までの固有ベクトル成分の各符号 (±) ごとに上位 20 成分を取り出してその銘柄の業種分類を証券コードに基づいて行った．棒グラフは 20 社すべてで 100%としたときの内訳を示し、各棒の下に固有値と固有ベクトル成分の符号を示す．また、棒の中の数字は表 2 の業種分類表に対応した業種を示し、図 6 に 2007 年、図 7 に 2008 年、図 8 に 2009 年の結果を図示する．

表 2 東証の業種分類表  
Table 2 Industry classification of TOPIX500.

13:水産・農業	20:食品	60:機械・電気
15:鉱業	30:繊維・紙	70:自動車・輸送機
16:鉱業(石油・ガス)	40:科学・薬品	80:金融・商業
17:建設	50:資源・素材	90:運輸・通信・放送・ソフトウェア

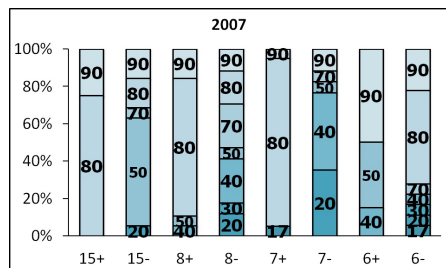


図 6 TOPIX500 の 2007 年日中データから抽出される主要セクタ

Fig. 6 Major sectors extracted from intra-day prices of TOPIX500 in 2007.

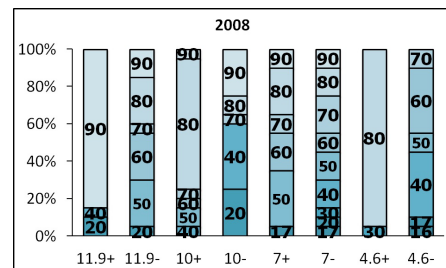


図 7 TOPIX500 の 2008 年日中データから抽出される主要セクタ

Fig. 7 Major sectors extracted from intra-day prices of TOPIX500 in 2008.

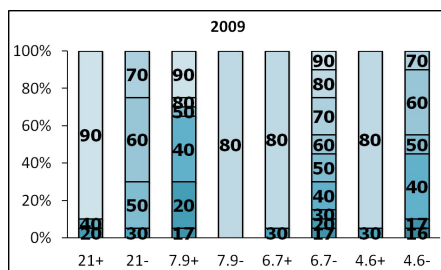


図 8 TOPIX500 の 2009 年日中データから抽出される主要セクタ

Fig. 8 Major sectors extracted from intra-day prices of TOPIX500 in 2009.

図 6 の 2007 年のデータの第 2 固有値の固有ベクトルの成分は, (+) 部分に 75% が金融・商業 (80) に分類される銘柄に偏る。これは 2007 年に多くの金融・商業の株が連動していることを示し, 2007 年の主要セクタは金融・商業 (80) であったといえる。同じ図の第 3 固有ベクトルの成分を見ても, (+) 部分の 75% が金融・商業 (80) に偏っており, さらに

第 4 固有ベクトルの成分も 90% が金融・商業 (80) となっており, 上記のことを裏付けている。

同様に図 7 の 2008 年では第 2 固有ベクトルの成分は, (+) 部分の 85% が運輸・通信・放送・ソフトウェア (90) に偏り, 金融・商業 (80) から運輸・通信・放送・ソフトウェア (90) への主要セクタの変遷が読み取れる。同図の第 3・第 5 固有ベクトルの (+) 部分も 70% と 95% で金融・商業 (80) に偏ることから運輸・通信・放送・ソフトウェア (90) と金融・商業 (80) が 2008 年の主要セクタとなったことが分かる。その内訳を詳しく見ると, 第 2 主成分は電力会社, 第 3 主成分は地方銀行, 第 5 主成分は証券会社となっていたため, 注目度も電力会社, 地方銀行, 証券会社と順位付けができると考えられる。

2009 年は図 8 から第 2 固有ベクトルの成分は, (+) 部分の 90% が運輸・通信・放送・ソフトウェア (90) に偏り, 第 3 固有ベクトルの成分は 100% が金融・商業 (80), 第 4 と第 5 固有ベクトルの成分もともに 95% が金融・商業 (80) と, 全体が大幅に金融・商業に偏っており, 2009 年は金融業界全体に影響があったことが推測される。

まとめると, 3 年間を通して, 金融・商業 (80) の影響が目立つが, このことはリーマンショックが起こった直後の 2008 年では金融株が下火となり, 2008 年以降は主要セクタとして一番影響の大きな第 2 固有ベクトル成分に金融・商業 (80) が表れなくなったことにそれが表れていると解釈できる。

### 5. 日本とアメリカにおける主要セクタの比較

日中データを利用することにより 1 年ごとのデータを解析対象とでき, 1 年単位の主要セクタの追跡が可能になった。そこで日本の市場のみでなく, 日本に対して多大な影響を持つ米国市場のデータを同期間に対して解析し, 比較検討する。

このために前章で扱った日本の TOPIX500 に比較できる S&P500 銘柄の株価データを Yahoo!USA より取得した。しかし, 今回入手できたのは日次終値のため, 比較対象の日本の株価データも 1 日の終値を使用した日次データで成形した。日次データを使用した場合, 4 章でも述べたように 1 年分のデータ長は 250 前後になるため 1 年だけでは RMT 公式の条件を満たさない。そこで 2 年分をつなげて 2007~2008 と 2008~2009 の 2 期間についての比較を日本と米国の両市場に対して主要セクタを抽出することで行った。このとき 4 データに対して銘柄数  $N$  とデータ長  $L$  が 500 前後であり,  $Q$  は 1 に近い値となる。RMT 公式の適用限界に近いという難点があるが, この是非については米国株価の日中変動データが入手できれば検証可能となる。

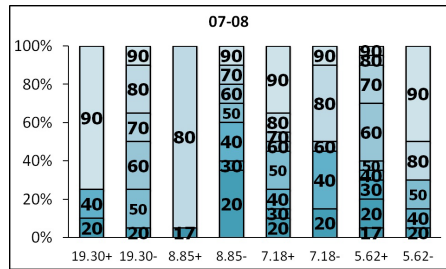


図 9 2007 年から 2008 年の日本株の主要セクタ  
Fig. 9 Major sectors extracted from daily-close prices of TOPIX500 in 2007–2008.

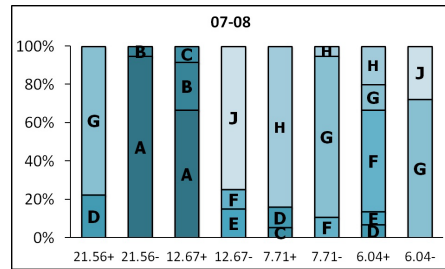


図 10 2007 年から 2008 年の米国株の主要セクタ  
Fig. 10 Major sectors extracted from daily-close prices of S&P500 in 2007–2008.

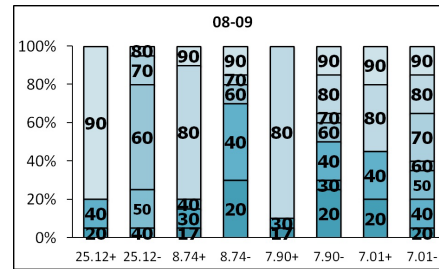


図 11 2008 年から 2009 年の日本株の主要セクタ  
Fig. 11 Major sectors extracted from daily-close prices of TOPIX500 in 2008–2009.

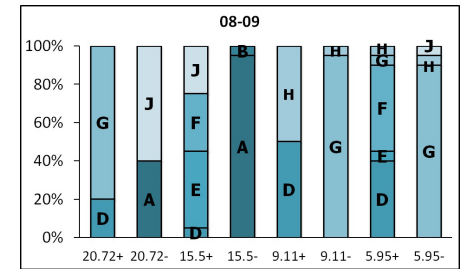


図 12 2008 年から 2009 年の米国株の主要セクタ  
Fig. 12 Major sectors extracted from daily-close prices of S&P500 in 2008–2009.

表 3 業種分類表

Table 3 Industry classification of TOPIX500 and S&P500.

13: 水産・農業	20: 食品	60: 機械・電気
15: 鉱業	30: 繊維・紙	70: 自動車・輸送機
16: 鉱業(石油・ガス)	40: 科学・薬品	80: 金融・商業
17: 建設	50: 資源・素材	90: 運輸・通信・放送・ソフトウェア
A: エネルギー	E: 生活必需品	H: 情報技術
B: 素材	F: ヘルスケア	I: 電気通信
C: 資本財	G: 金融	J: 公益事業
D: サービス		

2007~2008年のデータ(以降は07-08データとする)をもとにした業種分類をTOPIX500を図9にS&P500を図10に図示する。2008~2009年のデータ(以降は08-09データとする)をもとにした業種分類をTOPIX500を図11にS&P500を図12に図示する。図9、図10は図6と同様に棒グラフの棒の下に固有値、棒の中に表3に対応する業種を示し、日本株は2桁の数字、アメリカ株はアルファベットで示している。アメリカ株の業種仕訳はGICSコードに従って行った。

日本の07-08データを図示した図9では第2固有ベクトルの(+)部分は75%が運輸・通信・放送・ソフトウェア(90)に分類される銘柄に偏り、第3固有ベクトルの+部分は95%が金融・商業(80)に偏った。これは07年・08年単独で分析した結果が反映されて表れていると考えられる。これに対し、図10のアメリカの07-08データでは第2主成分から第5主成分まですべての固有ベクトルの成分において業種の偏りが生じ、第2主成分で

は(+)部分で80%が金融(G)、第4主成分でも固有ベクトルの(-)成分で85%が金融(G)、第5主成分でも(-)部分で75%が金融(G)に偏っている。さらに第3主成分の固有ベクトルの(-)部分は75%が公益事業(J)に偏っている。ここでの日本の運輸・通信・放送・ソフトウェア(90)とアメリカの公益事業(J)はともに電力会社のため、アメリカと日本の主要セクタは似ているように見える。

しかし、この2業種以外にもアメリカ市場では注目業種が表れている。第2主成分の固有ベクトルの(-)成分の95%がエネルギー(A)、第3主成分の固有ベクトルの(+)部分の65%がエネルギー(A)、第4主成分の固有ベクトルの(+)部分の85%が情報技術(H)に偏ることが分かった。

日本の08-09データを図示した図11では第2主成分の固有ベクトルの(+)部分の80%が運輸・通信・放送・ソフトウェア(90)に分類される電力会社に偏り、第3主成分の固有ベクトルの(+)部分の70%が金融・商業(80)、第4主成分の固有ベクトルの(+)部分の90%が金融・商業(80)に偏る結果となり、金融が目立った。これに対し、図12のアメリカの08-09データでも第2主成分の固有ベクトルの(+)部分の80%と、第4主成分の固有ベクトルの(-)部分の95%が金融・商業(80)、第4主成分の固有ベクトルの(-)部分の90%が金融・商業(80)に偏り、第2固有値の固有ベクトルの(-)部分の60%が公益事業(J)の電力会社に偏り、07-08データと同様に日米双方に金融と電力会社が目立った。

また、金融・電力以外にも主要セクタがアメリカ市場からは読み取れることも07-08データと同様である。第3主成分の固有ベクトルの(-)部分の95%がエネルギー(A)、第4主成分の固有ベクトルの(+)部分がサービス(D)と情報技術(H)に50%ずつとなり、

注目業種の変化も見ることができた。

## 6. ま と め

ここではランダム行列理論式を利用して、ランダム性の強い大規模データから主成分を抽出する手法を最近の東証株価の日中データに適用することにより市場の動きを牽引する主要株価群が所属する特定の業種セクタを抽出し、その1年ごとの変遷を追うことができた。得られた結果は実際の歴史的な傾向を反映しているといえる。ただし日中データの入手は無制限には行えないので2007~2009の3年分に限られる。日米の比較は無償の日次終値を使って行った。実用的な観点からは、1年ごとの結果でも期間としては長すぎると考えられる。特に東証では2011年はじめより、1秒未満の取引タイムが実現しており非常に短期間の意思決定を必要とする環境となってきた。このため主要セクタの時間変化はますます短期化の傾向をたどると考えられる。

最後に日次データを使った解析では、日米で業種の偏り方に差が出た原因の1つに、日本とアメリカの業種仕訳の差がある。日本の証券コードによる業種仕訳は食品(20)、繊維・紙(30)、科学・薬品(50)や機械・電機(60)、自動車・輸送機(70)、運輸・通信・放送・ソフトウェア(90)の間で仕分けが曖昧な部分が生じている。近年では証券コード数の不足により、新規上場銘柄は業種に関係なく20~40番台に振り分けられ、証券コードから業種の偏りが見難い事態になっている。そのため、今後はTOPIX500銘柄の証券コードによる業種分類では業種の偏りが見つけにくいいためサブコードを使った分類の検討なども必要と思われる。

## 参 考 文 献

- 1) Mehta, M.L.: *Random Matrices, 3rd edition*, Academic Press (2004).
- 2) Marcenko, V.A. and Pastur, L.A.: Distribution of eigenvalues for some sets of random matrices, *Mathematics of the USSR-Sbornik*, Vol.1, No.4, pp.457-483 (1994).
- 3) Sengupta, A.M. and Mitra, P.P.: Distribution of singular values for some random matrices, *Physical Review E*, Vol.60, p.3389 (1999).
- 4) Plerou, V., Gopikrishnan, P., Rosenow, B., Amaral, L.A.N. and Stanley, H.E.: Random matrix approach to cross correlations in financial data, *Physical Review E*, p.066126 (2002).
- 5) Plerou, V., Gopikrishnan, P., Rosenow, B., Amaral, L.A.N. and Stanley, H.E.: *Physical Review Letters*, Vol.83, pp.1471-1474 (1999).
- 6) Laloux, L., Cizeaux, P., Bouchaud, J.-P. and Potters, M.: *Physical Review Letters*,

Vol.83, pp.1467-1470 (1999).

- 7) Bouchaud, J.-P. and Potters, M.: *Theory of Financial Risks*, Cambridge University Press (2000).
- 8) 青山秀明, 家富 洋, 池田裕一, ほか2名: 経済物理学, 第5章 (2008).
- 9) 田中美栄子, 木戸丈剛: ランダム行列理論との比較による日中変動の相関行列解析, FIT2010: 第9回情報科学技術フォーラム講演論文集, pp.153-156 (2010).
- 10) 木戸丈剛, 田中美栄子: ランダム行列理論との比較による米国株価日次変動のトレンド抽出, FIT2010: 第9回情報科学技術フォーラム講演論文集, pp.157-162 (2010).
- 11) 佐藤彰洋, 石川 温, 増川純一, 田中美栄子: 経済物理学における大容量デジタルデータの収集, 保管, 操作, および管理について, 情報処理学会デジタルドキュメント研究会報告, Vol.2008-DD-068, No.1, pp.1-8 (2008).

(平成23年4月19日受付)

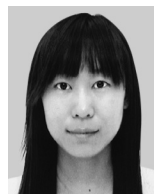
(平成23年6月8日再受付)

(平成23年6月16日採録)



木戸 丈剛

1985年生。2010年鳥取大学工学部知能情報工学科卒業, 同年鳥取大学大学院工学研究科情報エレクトロニクス専攻入学。現在, 博士前期課程2年在学。ランダム行列理論を用い, 株式市場データの分析を行っている。



楊 欣

1984年生。2009年吉林大学工学研究科物流工学専攻修士課程修了。2011年鳥取大学大学院工学研究科情報エレクトロニクス専攻博士後期課程入学。乱数に関する領域に着目し, 研究している。



田中美栄子（正会員）

1950年生．1974年京都大学理学部卒業，1979年名古屋大学大学院満期退学，1983年Rochester大学博士課程修了（Ph.D. in Physics）．CCNY，SUNY，NASC，相山女学園大学，宮崎大学工学部を経て，現在，鳥取大学大学院工学研究科情報エレクトロニクス専攻知能情報工学講座教授．主たる研究テーマは経済物理学，複雑系科学．日本物理学会，IEEE，応用

数理学会各会員．



高石 哲弥（正会員）

1967年生．1990年広島大学理学部物理学専攻卒業，1995年広島大学大学院理学研究科物理学専攻博士課程修了．博士（理学）．現在，広島経済大学経済学部教養教育教授．主たる研究テーマは，計算物理学，経済物理学，複雑系科学．日本物理学会，日本計算機統計学会，JAFEE各会員．