

移動エントロピーを用いた株式市場の影響度に関する研究

平野 仙^{*1} 牧野 浩典^{*2}

Study on influence between stock markets using the transfer entropy

by

Sen HIRANO^{*1} and Hironori MAKINO^{*2}

(Received on Oct. 19, 2016 and accepted on Nov. 25, 2016)

Abstract

Transfer entropy proposed by Schreiber[1] is an effective quantity to detect the propagation of information between stock prices [2-4], and this quantity is applied to the argument of eigenvector centrality for the average stock price of equity markets [5]. This paper proposes a new approach to evaluate effects of sudden price movements on other stock markets.

Keywords: Average stock price, Eigenvector centrality, Transfer entropy

1. はじめに

株式市場の平均株価は GDP と並び国家の景気動向に対する最も有力な指標として捉えられている。株価の時系列データの分析は企業の経営方針や国の経済政策を左右する重要な問題であるため、数多の研究とそれに伴う知見が積み上げられた。こうした研究成果はインターネットの普及に伴う個人投資家の増加により、ますます重要になっている。投資判断で重要なのは個々の株価や平均株価の動向予測に加え、株価間の影響度に関する定量的な指標である。移動平均線やボリンジャーバンド、RSI、MACD などは実際に投資家たちの間で株価の動向予測に用いられる定量的な指標であり、これらを用いた投資判断が一定の成果を出している[6]。一方で株価や株価間の影響度に関する有効な指標は非常に少なく、投資家は経験則により投資判断を見極めている。

本研究の目的は世界の主要な株式市場の平均株価に関する過去一定期間のデータを用いて、各市場の影響度を定量的に示す方法を提案することである。近年注目されている新しい情報量の一種である移動エントロピー[1]を用いて平均株価の時系列データの間の情報伝播を捉え、更にグラフ理論の固有ベクトル中心性[5-7]を利用し、各株式市場の影響度に関する定量化を試みる。

株価には特定企業の株式の売買取引の際に付けられる価格(株式銘柄)と株式市場全体の価格(平均株価)の2種類がある。本稿の提案手法は、これらを区別して取り扱う必要はないものの、後者のみを扱うため、「株価」と称する場合には特に断りなく平均株価を指

すものとする。平均株価として代表的なものには東京証券取引所の日経平均株価、ニューヨーク証券取引所のダウ平均株価、ロンドン証券取引所の FTSE100 種総合株価指数の3つが挙げられる。各国の代表的な株式市場の平均株価には相関関係があり、ある株式市場の平均株価の値動きに急激な変化が生じると、その影響が他の株式市場の平均株価に一定の時差を置いて波及する。本研究が与える株式市場間の影響度に関する研究は、こうした波及の大きさを見積る指標を与えるものである。

株価の影響度に対する分析を試みた事例としては Kullmann らによる株価の時間相関係数を用いた研究がある[9]。ただし、この方法は銘柄間の因果関係を考慮していない点や定常的な性質に注目した分析手法であることから、突発的な出来事に対する影響度の分析には不向きである。

移動エントロピーを用いて株価の各銘柄間の情報伝播をとらえ、各銘柄の影響度を分析した事例としては小村・鳥海・大橋らによる研究がある[10]。小村らは株式市場における個別銘柄のリターンの情報を定量化するために、移動エントロピーの定義を拡張した新たな手法を提案し、この手法が外れ値の影響を受けにくい点で従来のいくつかの方法に対し優れた性質を持つことを明らかにした。彼らは更に提案手法に基づく投資指標を用いて仮想的な投資を行い、その有用性を検証している。これらの研究背景を踏まえ、本研究では中心性を用いた株価の影響度分析に移動エントロピーを導入するという新しい応用方法を提案する。本論文の構成を述べる。第2節では株価の時系列データ間の情報伝播と相関を捉えるために用いる移動エントロピーと相互情報量について解説する。第3節では平均株価の時系列データを離散化し、移動エントロピーと相互情報量を求める具体的な方法を述べる。第

^{*1} 工学研究科電気電子工学専攻

^{*2} 情報理工学部情報科学科准教授

4 節では移動エントロピーから情報伝播ネットワークを構築し、ネットワークに対する固有ベクトル中心性を導出することで各株式市場の影響度を求める。第 5 節で本研究を総括する。

2. 移動エントロピーと相互情報量

移動エントロピーは 2000 年に T. Schreiber が考案した比較的新しい情報量であり[1]、2 つの時系列間の因果関係を定量的に示すことができるため、近年様々な分野で応用が試みられ注目され始めている[11,12]。確率変数間の相関のみを表す相互情報量とは異なり、情報の流れる方向までを含めた解析に適している。時刻 n における確率変数 X, Y の要素をそれぞれ x_n, y_n とするとき、 X に対する Y の影響を表す移動エントロピーは

$$T_{Y \rightarrow X} = \sum_{x_{n+1}, x_n, y_n} p(x_{n+1}, x_n, y_n) \log \left(\frac{p(x_{n+1}, x_n, y_n) p(x_n)}{p(x_n, y_n) p(x_{n+1}, x_n)} \right) \quad (1)$$

で定義される。ここで分布関数 $p(x_{n+1}, x_n, y_n)$ は x_{n+1}, x_n, y_n のそれぞれがある特定の値をとる同時確率を表している。 $T_{Y \rightarrow X}$ は非負の値をとり、 Y の影響が X に及ぶとき $T_{Y \rightarrow X} > 0$ 、 Y と X が互いに独立のときに $T_{Y \rightarrow X} = 0$ を与える。 X の影響が Y に及ぶ逆方向の場合についても同様に

$$T_{X \rightarrow Y} = \sum_{y_{n+1}, x_n, y_n} p(y_{n+1}, x_n, y_n) \log \left(\frac{p(y_{n+1}, x_n, y_n) p(y_n)}{p(x_n, y_n) p(y_{n+1}, y_n)} \right) \quad (2)$$

と定義される。

例として以下に示すような 2 進数で表される 22 ビットの時系列システム

システム X : 1110110100110011101101
 システム Y : 1010101011011011011001

に対し移動エントロピーを求めると $T_{Y \rightarrow X} = 0.044$ および $T_{X \rightarrow Y} = 0.011$ が得られ、 $Y \rightarrow X$ の影響がその反対よりも大きいことがわかる。確率変数 X と Y の間の相互情報量 $M(X, Y)$ についても同様に確率分布関数を用いて求めることができ、以下のように定義される。

$$M(X, Y) = \sum_{x_n, y_n} p(x_n, y_n) \log \left(\frac{p(x_n, y_n)}{p(x_n) p(y_n)} \right) \quad (3)$$

移動エントロピーは相互情報量とは異なり、情報の流れる方向までを含めた解析に適している。これに対し、

相互情報量には $M(X, Y) = M(Y, X)$ の対称性からもわかるように、時系列間の情報の流れは含まれておらず、相関のみを与えている。相互情報量は時系列データ間に連動（同期）がある場合に大きな値をとるが、移動エントロピーでは必ずしもそうはならない。

本研究では移動エントロピーを用いて、平均株価の時系列データ間を伝わる情報の伝播を捉え、株式市場の平均株価の急激な変化が、他の株式市場の平均株価に与える影響度を調べる。

3. 平均株価に対する情報量

本節では世界の主要な株式市場の平均株価から相互情報量と移動エントロピーを決定する具体的な方法について述べる。研究対象とするのは株式時価総額の大きい 11 の株式市場 N225（日本、日経平均株価）、HSI（香港、香港ハンセン株価指数）、KS11（韓国、韓国総合株価指数）、IXIC（アメリカ、ナスダック総合指数）、DJI（アメリカ、ダウ平均株価）、GSPTSE（カナダ、S&P トロント総合指数）、AORD（オーストラリア、オーストラリア全普通株指数）、FTSE（イギリス、FTSE100 種総合株価指数）、GDAXI（ドイツ、ドイツ株価指数）、SSMI（スイス、SMI 指数）、FTSEMIB.MI（イタリア、FTSE MIB 指数）の平均株価である。また、研究で用いる時系列データは 2001 年から 2015 年の期間に求めた各市場の 1 日の平均株価の終値（3258 日分）としている。時系列データのサンプリング期間やサンプリング時間間隔については、本来、中心性の評価者自身が設定するパラメータである。株価は非定常な時系列データであることが明らかにされているため[13]、パラメータの設定には細心の注意が必要である共に、最適な設定方法についての更なる研究が必要である。

移動エントロピーと相互情報量を求めるには時系列データを離散データに変換する必要があるが、本研究では株式市場でおこる急激な株価の変化が他の株式市場に及ぼす影響を調べたいので、時系列データの変化率から離散データを得ることとする。ある 2 つの株式市場 X, Y の時刻 $n=1, 2, 3, \dots, 3257$ における株価をそれぞれ x_n, y_n とするとき、1 日ごとの株価の変化率の大小に着目し、時系列データから離散データ $\{D_n^X\}$ と $\{D_n^Y\}$ を次のように抽出する。

$$D_n^X = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{|x_{n+1} - x_n|}{x_n} \geq R^X, \\ 0 & \text{if } \frac{|x_{n+1} - x_n|}{x_n} < R^X. \end{cases} \quad (4)$$

$$D_n^Y = \begin{cases} 1 & \text{if } \frac{|y_{n+1} - y_n|}{y_n} \geq R^Y, \\ 0 & \text{if } \frac{|y_{n+1} - y_n|}{y_n} < R^Y. \end{cases} \quad (5)$$

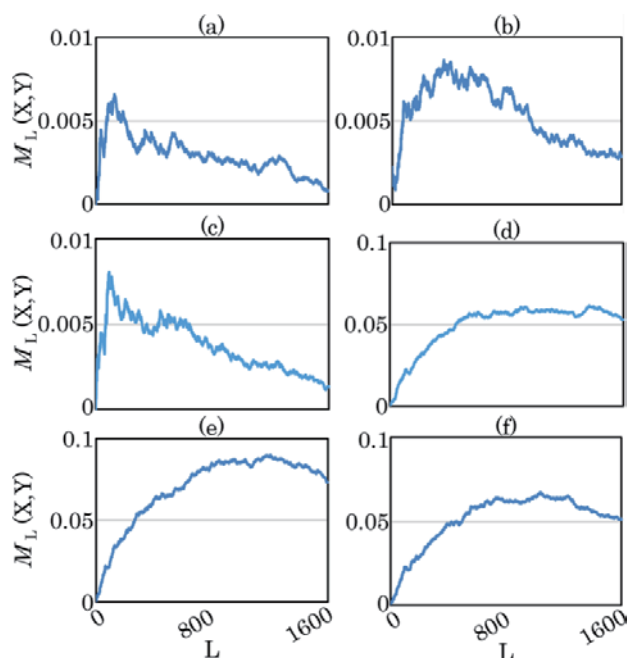


図1 平均株価 X, Y 間で求めた相互情報量 $M_L(X, Y)$ の推移で、それぞれ (a) $X=N225$, $Y=DJI$ (b) $X=HSI$, $Y=DJI$ (c) $X=AORD$, $Y=GDAXI$ (d) $X=GDAXI$, $Y=FTSEMIB.MI$ (e) $X=IXIC$, $Y=DJI$ (f) $X=FTSE$, $Y=GDAXI$ としている。横軸 L は 3257 ビットの離散データに含まれる 1 の個数を表している

ただし、閾値 R^X と R^Y の値は離散データ $\{D_n^X\}$ と $\{D_n^Y\}$ のそれぞれに含まれる 1 の個数（言い換えれば 1 と 0 の比）が同一かつ相互情報量 $M(X, Y)$ が最大になるよう再帰的に決定する。

図 1(a) は $X=N225$ (日), $Y=DJI$ (米) とし、3257 ビットの離散データ（2 進数列）に含まれる 1 の個数 L を変えながら、その都度 $M_L(X, Y)$ を計算した結果である。 $L=200$ 付近に最大値 $\max_L M_L(X, Y)=0.0066$ が検出され、 L の値から閾値はそれぞれ $R^X=0.035$, $R^Y=0.028$ と決定される。得られた離散データを使い移動エントロピーを計算すると、 $T_{X \rightarrow Y}=0.0017$, $T_{Y \rightarrow X}=0.0056$ と求められる。

他の市場ペアについても図 1(b)-(d) に典型的な振る舞いを示すものを抜粋し提示した。興味深いことに欧州圏内や北米圏内で経済的・地理的に深く結びついた株式市場のペアに対し、相互情報量 $M_L(X, Y)$ は相対的に大きな値を取り、なだらかなピークを示す傾向がある[図 1 (c)-(d)]。逆に経済的な結びつきの弱い市場間では $M_L(X, Y)$ は相対的に小さな値を取り、細かな振動を伴いながら L の小さな値で最大値をとる傾向がみられる[図 1 (a)-(b)]。 $M_L(X, Y)$ が小さな値を示すのは時系列データ間の連動性が弱く、熱的変動に由来する成分が離散データ D_n に多く含まれているためである。ここで言う熱的変動とは株式市場を保有する国の様々な内的要因から発生する株価の微細な値動きのことを指す。式(3)から明らかなように相互情報量の定義は 2 つの時系列間の独立性に由来しているため、ノイズを多く含む時系列間では 0 に近い小さな値を返す性質がある。このときに最大値をとる L の位置が左にシフトしたのは市場間の連動性が弱く、平均株価の時系列間で同期を起こすサンプルが減少したためである。図 1 (a)-(d) いずれのケースにおいても L の増大とともに $M_L(X, Y)$ の値は右下がりに減少する傾向を示すが、これは時系列データの熱的変動が離散データに多く混入するためである。

表 1 には本研究で扱う 11 の株式市場の平均株価から求めた最大相互情報量 $\max_L M_L(X, Y)$ の値をまとめ

	N225	HSI	KS11	AORD	IXIC	DJI	GSPTSE	FTSE	GDAXI	SSMI	FTSEMIB.MI
N225	0.0	1.9	2.1	2.0	0.53	0.66	0.59	0.73	0.68	0.80	0.51
HSI		0.0	2.6	2.7	0.73	0.86	1.0	1.1	0.9	1.0	0.9
KS11			0.0	1.8	0.85	0.72	0.75	0.74	0.84	0.82	0.47
AORD				0.0	0.57	0.73	0.93	0.91	0.81	1.1	0.72
IXIC					0.0	9.0	3.5	2.3	3.2	2.2	2.2
DJI						0.0	3.7	3.3	3.5	2.7	2.6
GSPTSE							0.0	2.1	2.0	1.8	1.9
FTSE								0.0	6.7	6.1	5.5
GDAXI									0.0	5.7	6.2
SSMI										0.0	4.1
FTSEMIB.MI											0.0

表 1 世界の主要な 11 株式市場の平均株価のペアから求めた最大相互情報量 $\max_L M_L(X, Y) \times 100$ の値。赤枠内はアジア・豪州圏、緑枠は北米圏、青枠は欧州圏の株式市場同士によるペアを表している。相互情報量が比較的大きな値[$\max_L M_L(X, Y) \times 100 \geq 2.0$]を示すペアのカラムをオレンジに着色し、著しく大きな値[$\max_L M_L(X, Y) \times 100 \geq 5.0$]を示すペアの数値を赤に着色した。

た。北米圏内の市場同士と欧州圏内の市場同士の株価の相関が強く、欧米圏と欧州圏の市場同士の相関も比較的強い値を示している。また同一通貨圏に属する2つの市場ペアでは相互情報量が著しく高い値を示しており、北米圏内の(DJI, IXIC)や欧州圏内の(GDAXI, FTSEMIB.MI)などがこれに当たる。

次節では11の株式市場をノードに配置したネットワークを構築し、中心性を用いて各株式市場の影響度を分析する。

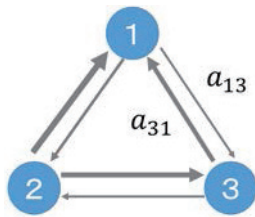


図2 情報伝播ネットワーク G の概念図

4. 固有ベクトル中心性による株式市場の影響度の算出

中心性とは図2に示すようなノードとエッジからなるネットワーク内で重要なノードを表す指標の一つであり、ノードに接続しているエッジの数やエッジに付随した重み a_{ij} により決定される。中心性が大きなノードはネットワーク内で他のノードとの結びつきが強く、大きな役割を担っていると判断される。本研究では第3節で列記した世界の主要な11の株式市場をノード $i=1,2,3,\dots,11$ で表し、ノード間を移動エントロピーで重み付けした指向性のある2本のエッジで繋ぐことで、情報伝播ネットワーク G を構築する。G に対する固有ベクトル中心性を求め、各市場の他の市場に対する影響度を定量化する。ネットワーク G の状態はノード間で観測される移動エントロピーを成分とする非対称な隣接行列 $A = (a_{ij})$, $a_{ij} = T_{i \rightarrow j}$ で表される。隣接行列 A が決定されるとノード i の中心性 x_i は i からエッジを張っているノード j の中心性 x_j の合計値として $x_i = \sum_j a_{ij} x_j$ により再帰的に定義される。この計算を繰り返し適用すると、全ての x_i はいずれ収束する。この時の x_i は隣接行列 A の第1固有ベクトル x_1 の成分として、 $A x_1 = \lambda_1 x_1$ より求めることができる。ただし、 λ_1 は行列 A の最大固有値である。

中心性を扱う従来の研究ではノード間を相互情報量などの相関量で重みづけた指向性のない1本のエッジでつなぐネットワークモデルが用いられてきた。この場合の中心性の大小は各ノード（各市場）のネットワーク内における「重要度」を表すことになる。これに対し、ノード間を移動エントロピーで重みづけた指向性のある2本のエッジでつなぐのは本研究が提案する独自のアイデアである。これにより、ある株式市場で発生した突発的な時系列データの変化が他の株式市場に伝播してゆく指向性のある現象を扱う

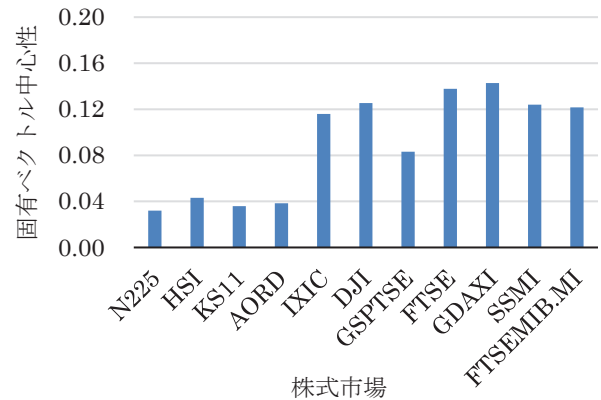


図3 ネットワーク $G_1[a_{ij} = \max_L M_L(i, j)]$ から求めた各株式市場の固有ベクトル中心性

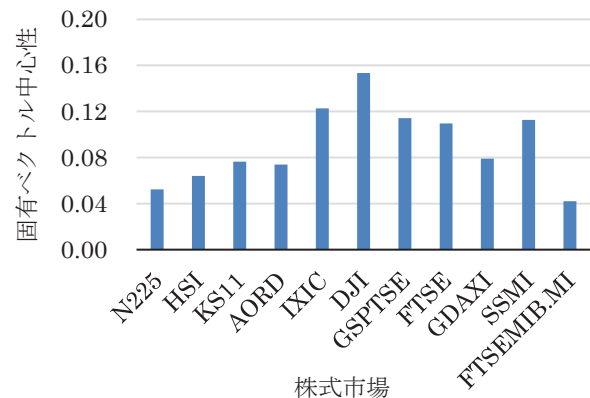


図4 ネットワーク $G_2[a_{ij} = T_{i \rightarrow j}]$ から求めた各株式市場の固有ベクトル中心性

ことができ、中心性の大小は各市場の「影響度」を表すことになる。

図3および図4は、それぞれエッジの重みを最大相互情報量とするネットワーク $G_1[a_{ij} = \max_L M_L(i, j)]$ 、および重みを移動エントロピーとするネットワーク $G_2[a_{ij} = T_{i \rightarrow j}]$ に対し、固有ベクトル中心性を求めた結果である。双方の計算結果とも北米圏と欧州圏の各市場が比較的高い値を示しており、これら各市場の保有国が経済的・地理的に他の国と強く結びついていることを意味している。この傾向は北米圏と欧州圏の各市場間で個別に求めた相互情報量が比較的大きな値を示した表1の結果からも読み取れる。これとは対照的なのがアジア・豪州圏であり、同圏内にある株式市場の中心性は軒並み小さな値に留まっている。これは、アジア・豪州圏の各市場を保有する国に、経済的・地理的に他の国と強く結びついた北米や欧州のような関係がないことを意味している。圏内の各市場に対し個別に求めた相互情報量（表1）は、アジアの一部の市場間でやや大きな値を示すのみで、北米圏や欧州圏との相関はいずれも小さな値に留まっている。

もう一つ、目に留まるのは世界三大株式市場であるアメリカ DJI、イギリス FTSE、日本 N225 の内、日本

N225 の中心性だけが段違いに低い値を示している点であり、株式時価総額の規模だけでは中心性の大小を決定する要因にはならないことを意味している。この結果を逆の立場から裏付けるもう一つの事例がスイス SSMI の中心性である。スイス SSMI は香港 HSI、カナダ GSPTSE、ドイツ GDAXI で構成される市場規模の第 2 グループにも入らない比較的小さな株式市場であるが、中心性はイギリス FTSE と同等の高い水準にある。

続いて G_1 方式と G_2 方式から得られた中心性について、それぞれの特徴を個別に考察してみよう。 G_1 方式から得た中心性(図 3)では、北米圏と欧州圏の全ての市場がいずれも高い値を示している。中でも目を引くのは欧州圏の各市場が際立って高い中心性を示している点である。ドイツ GDAXI とイタリア FTSEMIB.MI に対しては世界最大級の株式時価総額を誇るアメリカ DJI やイギリス FTSE と同水準以上の高い値が得られている。市場ペアごとに求めた相互情報量の値(表 1)でも、欧州と北米の各市場はいずれも高い値を示しており、特に欧州圏の各市場間での値は際立っている。欧州では多くの国が EU に加入し、関税の撤廃や単一通貨ユーロの導入など経済連携を進めた結果、圏内の各市場の株価に強い相関がみられるようになっていく。また、欧州圏の各市場の株価とユーロ・ドル間の為替相場には強い連動関係が認められており、為替相場を介した株価の同期がこの地域の中心性の値を効果的に押し上げていると考えられる。続いて G_2 方式から得た中心性の結果(図 4)に目を向けよう。ここでは、欧州圏 4 市場が G_1 方式の結果に比べ中心性を減少させており、反対に米国 DJI、カナダ GSPTSE、アジア・豪州圏の各市場は中心性を僅かに上昇させている。中心性を減少させた欧州の各市場の中でイギリス FTSE、スイス SSMI の 2 市場の減少は限定的であるのに対し、ドイツ GDAXI とイタリア FTSEMIB.MI の減少は際立っている。欧州内で中心性の減少率を左右させたのは、単一通貨ユーロとの関係の深さであろう。表 1 では米国 2 市場やドイツとイタリアなど、共通の通貨を有する市場でペアを組んだ時に相互情報量が著しく高い値を持つことを示した。ドイツとイタリアはユーロ導入国であり、両国の市場株価にはユーロ・ドル間の為替レートに連動した顕著な同期がみられるが、株価間の相関のみを扱う G_1 方式では、こうした株価の同期を中心性が強く拾う特徴がある。移動エントロピーをベースとする G_2 方式に切り替えた事によりドイツ GDAXI とイタリア FTSEMIB.MI の値が急激に減少したのは、中心性への寄与が株価間の連動関係ではなく因果関係から与えられるようになったためであると考えられる。

ドイツ GDAXI とイタリア FTSEMIB.MI に比べると、 G_2 方式導入後のカナダ GSPTSE、イギリス FTSE、スイス SSMI の 3 市場の中心性の減少は限定的である。これら 3 市場に属する国はともに独自の通貨を持ち、北米圏や欧州圏など大きな経済圏に対し経済的・地理的に強く結びついている点で共通している。

欧州以外の他の地域にみられる中心性の僅かな上昇は序列を大幅に変更させるものではないため、欧州の下落による相対的な上昇であると考えるのが妥当であろう。

5. まとめ

本稿では株式市場の平均株価に関する過去一定期間のデータを用いて、各市場の平均株価の変動が他の市場の平均株価に与える影響を定量的に示す新しい方法を提案した。影響度の評価に用いる固有ベクトル中心性の計算に移動エントロピーを導入している点が本研究の新規性である。中心性には因果関係が考慮されているため、各市場での突発的な出来事が自身の保有する株式銘柄にどれほどの影響を及ぼすのかを把握するための指標を与えている。

株価の時系列データに対し移動エントロピーを計測している旧来の研究では、2つの市場間を流れる情報の伝播を捉えることが主な目的であった。代表的な研究としては Kwon らの 2008 年の研究や鳥海らの研究があげられる[3,10]。Kwon らは欧米の市場からアジアの市場に定常的な情報伝播があることを、移動エントロピーを用いて示すことで、欧米の各市場が情報の流れにおいて上流側にあることを明らかにした。こうした旧来からの研究は情報伝播のローカルな性質のみに着目したものである。一方、本研究では移動エントロピーを中心性の計算に応用することで、ネットワーク全体から見た各市場の大局的な性質(重要度)を与えており、ネットワーク内の全ての市場に対して、影響度の優先順位がつけられるという新しい結果を打ち出している。各市場の株式変動は複雑なルールに則りながら連鎖的に繋がっているため、投機判断を与える有効な指標を得るには、本研究で考案したような各市場の影響度を大局的な視点から与える指標が必要になる。既存研究に対する本研究の有効性は、投機判断を与える株式市場の影響度に対する実用的な指標を与えた点である。

また、中心性を用いた旧来からの研究は WEB ページのページランクに代表されるように、ネットワーク全体からみた個々のノードの「重要度」を与えるものであった[7]。一方、本研究では中心性の計算に移動エントロピーを導入することで、各ノードの「影響度」を与えており、ある株式市場の突発的な出来事が他の市場にどれだけの影響を与えるのかを定量的かつ大局的に示している。これまでの既存研究とは異なる指標を与えている点が本研究の既存研究に対する新規性である。

今後は、我々の提案した指標にどれだけの有効性があるのかを検証してゆきたい。そのためには、各市場で保有する個別の株式銘柄に対して一定額まで売り買いをおこなう仮想的な株取引のシミュレーションを実行し、投資収益率(トータルリターン)を評価する必要がある。その際に重要になるのが、最適なパラメータ値の与え方と最適なネットワークの組み方である。

提案手法では株価の時系列データのサンプリング期間と離散化時のサンプリング時間間隔をパラメータとし、これらの設定については投資家に判断を委ねている。提案手法の効果を最大限に引き出す設定方法の有無について、今後、更に知見を積み上げる必要がある。また、中心性を求めるネットワークの構築において、本研究では時価総額の大きな世界の11株式市場を選んでいるが、中心性の大小は株式市場の選択に大きく左右されるという点に留意しなければならない。有効な株式市場の選択方法についても更に知見を重ねる必要がある。最適なパラメータ値の選定方法と株式市場の選定方法に対する分析をすすめ、提案手法の有効性を評価してゆきたい。

参考文献

- [1] T. Schreiber, Phys. Rev. Lett. **85**, 461 (2000)
- [2] R. Marschinski and H. Kantz, Eur. Phys. J. B**30**, 275 (2002)
- [3] O.Kwon and J.S.Yang, Europhys. Lett. **82**, 68003, (2008)
- [4] 鈴木智也, 池口徹, 堀尾喜彦: 日経株式市場に隠された複雑ネットワーク構造の推定, IEICE Technical Report,, NLP2005-122(2006)
- [5] B. Philip, J. Math. Soc. **2**, 113 (1972)
- [6] 日本テクニカルアナリスト協会: 日本テクニカル分析大全 (2004)
- [7] 鈴木努著 共立出版: R で学ぶデータサイエンス 8 ネットワーク分析, (2009 初版)
- [8] 増田直紀 今野紀雄: 複雑系ネットワーク, 近代科学社(2010 初版)
- [9] L. Kullmann, J. Kertész and K. Kaski, Phys. Rev. E **66**, 026125 (2002)
- [10] 小村和輝 鳥海不二夫 大橋弘忠: 移動エントロピーを用いた銘柄間ネットワークダイナミクスの分析, 人工知能学会全国大会論文集(2014) ; 小村和輝 鳥海不二夫 大橋弘忠: 移動エントロピーを用いた銘柄間ネットワークダイナミクスの分析, 人工知能学会全国大会論文集(2014); 和泉潔 他 株式銘柄間における外生ショック伝播の移動エントロピー解析, 人工知能学会全国大会論文集(2014)
- [11] A. Murari, E. Peluso, M. Gelfusa, L. Garzotti, D. Frigione, M. Lungaroni, F. Pisano, P. Gaudio and JET Contributors, Nucl.Fusion **56**, 026006 (2016)
- [12] E. Pereda, R.Q. Quiroga, J. Bhattacharya, Prog. Neurobiology **77**, 1(2005)
- [13] R. N. Mantegna and H. E. Stanley, Nature **376**, 46–49 (1995); X. Gabaix, P. Gopikrishnan, V. Pierou and H.E. Stanley, Nature **423**, 15 (2003)