

株価のボラティリティと取引情報*

得 津 康 義**

1. はじめに

株価変動と取引高の関連性に関する実証分析は、これまで数多くの先行研究が存在している。先行研究の分析手法は、株価変動を表すために収益率の絶対値を計算し、取引高との相関分析や回帰分析を行っている。先行研究の多くは特定の理論モデルに基づいた実証分析と言うよりも、株価と取引高データから導き出された結果について考察がなされている。海外の主な研究結果は Karpoff (1987)、および、それを加筆修正したものが大村他 (1998) に掲載されており、株価変動と取引高にはおおむね正の相関があるということが述べられている。他方、理論的な側面から株価変動と取引高の関係を表した代表的な仮説としては、Copeland (1976) による逐次情報流入仮説 (または順次取引モデル: Sequential Information Arrival Hypothesis) と Clark (1973) による分布混合仮説 (Mixture of Distribution Hypothesis) が存在する。

まず、Copeland のモデルの概略は以下の通りである。トレーダーは各時点において一つの情報を入手し、その結果、各々のトレーダーは需要曲線をシフトさせる。すべてのトレーダーの需要曲線の調整が終わったときに取引期間が

終了する。市場に新たな情報が到着する度に需要曲線の調整が行われ、その都度、市場均衡価格が決定する。このような想定のもとで、Copeland (1976) は株価変動と取引高に正の関係が生じることを明らかにした。つぎに、Clark の分布混合仮説は、以下のように考える。市場に情報が到着するときごとに均衡価格が決まり、それに対する収益率が計算できる。情報が多く入ってきた場合は多くの収益率が計算できることになる。日次収益率は情報が入ってくるごとに計算できる収益率の合計であり、各時点の収益率と日中の情報流入の回数は確率的に変動しているため、日次収益率は混合正規分布に従うという仮説である。

上記の2つの仮説を検証するための実証分析も数多く行われてきた。Copeland のモデルに対する実証分析は情報が株価や取引高へどのような経路で反映していくか、すなわち Lead-Lag 構造がどのようになっているかについて VAR モデルを用いて検証が行われてきた。一方、分布混合仮説に対する実証分析は、GARCH モデルや SV モデルと言ったボラティリティ変動モデルを用いて仮説の検証が行われている。

市場に入ってくる情報と株価変動の関係をモデル化する際に、考慮すべき点が少なくとも2つ存在する。一つは情報をどのように定義するかであり、もう一つは株価変動をどのように表すかである。前者に関しては、取引高などの利用可能なデータを情報の代理変数として扱われてきた。後者に関しては、先に触れたように、株価収益率の絶対値やボラティリティ変動モデルが利用されてきた。ボラティリティ変動モデル

* 本研究は、文部科学省科学研究費補助金「ファイナンス時系列における「発展モデル」の開発と統計的推測」(研究代表者: 前川功一, 研究期間: 2011年~2013年) および「経済時系列モデルのパラメータ変化に関するモニタリング手法の研究開発」(研究代表者: 前川功一) の補助を受けている。

** 広島経済大学経済学部准教授

ルを使った分布混合仮説の実証分析は、GARCHモデルを利用した分析とSVモデルを利用した分析の2通りの分析があり、前者に関してはLamoureux and Lastrapes (1994) 等、SVモデルに関しては、Andersen (1996) をはじめ数多く存在する¹⁾。

ボラティリティは観察不可能であるために推計が必要となり、ボラティリティ変動モデルでは日次データからボラティリティの推計が行われる。しかし、株価変動としてボラティリティ変動モデルを利用した場合、ボラティリティの時系列構造は採用するモデルごとに異なり、最適なモデル選択の必要がある。近年では、市場における取引ごとの記録が全て収録された高頻度データと呼ばれるデータが利用可能になり、それらのデータを用いてモデルフリーのボラティリティ推計が行われている²⁾。モデルフリーのボラティリティ推定方法の一つに Andersen et al. (2001) による Realized Volatility (以下、RV とする) がある。

高頻度データを使うことによって、情報に関しても取引高以外のデータが利用できるようになり、従来の取引高を代理変数にした場合と約定回数、取引高を約定回数で割った平均取引高、買い気配で約定した取引高から売り気配で約定した取引高の差であるオーダー・インバランスなどと言った変数を代理変数に用いた場合の比較なども行われるようになってきた。

Chan and Fong (2006) は1993年1月から2000年6月におけるダウ・ジョーンズの30社のデータに対して、株価変動にRVを用いて、情報に関して取引高を利用した場合と他の変数を利用した場合では、説明力が高いのは取引回数を利用した場合であると結論付けている。さらに Hatrick et al. (2011) では、2009年1月から5月までの香港証券取引所のデータに対してVARモデルを利用してボラティリティとその他の取引情報との動的な関係を分析している。

その他 Giot, Laurent and Petitjean (2010) では、RVの過程にジャンプを考慮した場合に関する分析がなされた。

以上の先行研究では、構造変化を考慮せずに分析を行っているが、長期間にわたりショックを含む経済変化が生じていないとは考えにくい。ため、本稿では構造変化が生じた前後でボラティリティと他の取引情報との関係がどのように変化したかを分析する。実際、本稿で利用できるデータ期間は2006年3月から2013年12月までであり、その期間にはリーマン・ショック、東日本大震災などの経済に対して影響を及ぼす様々な出来事が含まれている。本稿の概要は以下の通りである。第2節では分析で用いる Realized Volatility について説明する。第3節では本稿で用いる東京証券取引所上場の高頻度データについての特徴を述べた後、実際の回帰分析の結果を示す。第4節では、構造変化を検出する検定統計量について説明を行い、構造変化を考慮した実証分析の結果を示す。最後に得られた結果の整理と今後の研究課題を述べる。

2. Realized Volatility

本稿では Chan and Fong (2006) と同様に株価変動に関しては、Realized Volatility を用いて分析を行うため、本節では簡単にRVについて紹介する³⁾。ある資産の対数価格が以下のような拡散過程に従っていると仮定する。

$$dp(s) = \mu(s)ds + \sigma(s)dW(s)$$

ここで $\mu(s)$, $\sigma(s)$ はそれぞれ、ドリフトとボラティリティの平方根を表し、 $dW(s)$ はウィナー過程である。第 t 日目のボラティリティ σ_t^2 は $\sigma^2(s)$ を積分した形で定義され、Integrated Volatility (IV) と呼ばれる。

$$\sigma_t^2 = \int_t^{t+1} \sigma^2(s)ds$$

このIVの推定量の一つがRVである。いま、

第 t 日の日中に n 個の収益率のデータ $\{r_{t,1}, r_{t,2}, \dots, r_{t,n}\}$ があるとす。このとき、第 t 日の RV は各収益率の値の 2 乗和として定義される。

$$RV_t = \sum_{i=1}^n r_{t,i}^2$$

RV_t は $n \rightarrow \infty$ のときに

$$\text{plim}_{n \rightarrow \infty} RV_t = \sigma_t^2$$

となることが知られている。高頻度データを使って RV を計算するときには、いくつかの考慮すべき点がある。一つはマイクロストラクチャー・ノイズと呼ばれる問題である。これは実際に観察される価格には、市場の要因（取引制度など）によるノイズが含まれるため、収益率を計算する際に時間間隔をあまりに短くすると（例えば、取引毎に収益率を計算するなど）収益の分散よりもノイズの分散が相対的に大きくなり、計算された RV が収益率の分散というよりも、ノイズの分散を計算してしまうことになる。

もう一つは取引制度にかかわる問題である。東京証券取引所の取引時間は前場と呼ばれる午前の取引時間が 9 時から 11 時 30 分、その後、休憩をはさみ後場と呼ばれる午後の取引が 12 時 30 分から 15 時までである。すなわち、11 時 30 分から 12 時 30 分まで、15 時から翌日の 9 時までは取引が行われない。この取引が行われていない間にも情報は絶えず市場に到着してくるため、本来ならその間にも価格プロセスが存在し、日次 RV の一部が計算できるはずであるが、データが観測できないためにその間の RV の計算が出来ない。そのため取引が行われていない時間を考慮して、観察されたデータから計算した RV の修正が必要になる。その修正方法の一つに Hansen and Lunde (2005) があり、以下のような修正を行う。

$$RV_t = \hat{c} \cdot RV_t^*$$

$$\hat{c} = \frac{n^{-1} \sum_{t=1}^n (r_t - \hat{\mu})^2}{n^{-1} \sum_{t=1}^n RV_t^*}$$

ここで RV_t^* は休憩や夜間を除いて計算した RV であり、 r_t 、 $\hat{\mu}$ は各銘柄の日次収益率とその平均の値である。この修正により日次 RV の標本平均と日次収益率の分散が一致することになる。本稿での RV の計算は、上記の修正を行っている。

3. 日次データによる実証分析

3.1 利用するデータの特徴

本稿で用いる高頻度データには取引毎に、日付、証券コード、約定価格、気配値、取引高のみならず、約定が買い気配で成立したのか売り気配で成立したのかを識別するフラッグなどが含まれている。この中から次のデータを抽出した。5 分ごとの約定価格⁴⁾、約定回数、取引高、買い気配で約定した時の取引高、売り気配で約定した時の取引高、始値および終値である。これら抽出されたデータをそれぞれ日次データに変換している。日次の RV は前節で述べた修正した RV である。データ期間は 2007 年 1 月 4 日から 2013 年 12 月 30 日までであり、標本数は 1,716 である。2013 年末時点で、東京証券取引所 1 部上場の銘柄数は 1,774 社であるが、本分析のデータ期間に継続して上場していた銘柄数は 1,486 である。この 1,486 銘柄を網羅的に分析することにより市場全体の傾向を見ることが可能になる。よってこれ以降に示す結果に関しては、銘柄毎の結果ではなく、すべての銘柄を集約した結果である。表 1 は各データの基本統計量である。

ここで日次収益率 (R_t) は第 t 日の終値の対数値から第 $t-1$ 日の終値の対数値の差分をパーセントにしており、日内収益率 (Intra- R_t) は第 t 日の終値の対数値からその日の始値の対数差分をパーセントにしている。オーダー・イン

バランス (|OB|) とは直前の買い気配で取引が成立した取引高から直前の売り気配で取引が成立した取引高の差の絶対値を計算したものである。ここで RV の最小値が 0 になっているが、これは取引回数が 2 回以下の銘柄に関しては 0 とした。表 1 ではすべての銘柄に対する結果であるが、当然、流動性の高い銘柄と低い銘柄では結果が異なる可能性がある。そこで表 2.1、表 2.2 では日経平均に採用されている銘柄と

採用されていない銘柄に分けた結果を示す。

これらの表から収益率に関しては、採用、非採用銘柄ともほぼ同様の値をとっているが、約定回数 (N_t) は平均で約 4 倍、オーダー・インバランスと取引高では平均で 10 倍以上の差がある。このことから日経平均に採用されているかどうかで、流動性にかなりの差が出るため、以下では全銘柄と日経平均に採用されたグループと非採用のグループに分けて分析を行う。つき

表 1 データの基本統計量

	平均	標準偏差	最大値	最小値
日次収益率	-0.030	3.443	299.422	-686.416
約定回数	459.532	905.387	96,056.000	4.000
RV	11.849	46.054	6,993.022	0.000
日内収益率	-0.066	2.127	57.179	-45.402
オーダー インバランス	1.48E+05	1.19E+06	3.65E+08	0
取引高	1.32E+06	6.99E+06	1.28E+09	4

表 2.1 日経平均に採用されている銘柄

	平均	標準偏差	最大値	最小値
日次収益率	-0.033	4.170	219.798	-686.416
約定回数	1,375.759	1,631.526	96,056.000	8.000
RV	17.403	61.533	5,307.965	0.026
日内収益率	-0.057	1.925	32.721	-28.041
オーダー インバランス	6.84E+05	2.91E+06	3.65E+08	0
取引高	6.45E+06	1.64E+07	1.28E+09	861

表 2.2 日経平均に採用されていない銘柄

	平均	標準偏差	最大値	最小値
日次収益率	-0.029	3.302	299.422	-619.932
約定回数	302.112	578.107	89,520.000	4.000
RV	10.895	42.762	6,993.022	0.000
日内収益率	-0.067	2.159	57.179	-45.402
オーダー インバランス	5.634E+04	3.855E+05	1.671E+08	0
取引高	4.348E+05	2.366E+06	6.772E+08	4

に各変数の相関係数の平均を表 2.3～表 2.5 に示す。銘柄ごとの取引単位は異なるため、ここでは新たな指標として取引高を取引回数で除した平均取引高 (ATV_t) を導入した。

これらの表から RV と日次収益率には負の相関関係があり、取引高と取引回数、取引高とオーダー・インバランスには高い正の相関関係が、さらに取引回数とオーダー・インバランス

の間にも正の相関関係が存在する傾向にある。つまりモデルにこれらの高い相関関係にある変数を同時に説明変数に採用すると多重共線性の問題が発生する可能性があることがわかる。次項ではこれらの取引情報の変数が株価変動の代理変数としての RV を説明できるかに関する回帰分析を行う。

表 2.3 全銘柄における各変数間の相関係数の平均

	RV	R_t	N_t	Intra- R_t	$ OB_t $	V_t	ATV_t
RV	1.000	-0.019	0.309	0.029	0.185	0.305	0.088
R_t	-0.019	1.000	0.061	0.711	0.106	0.072	0.040
N_t	0.309	0.061	1.000	0.055	0.498	0.821	0.078
Intra- R_t	0.029	0.711	0.055	1.000	0.103	0.063	0.017
$ OB_t $	0.185	0.106	0.498	0.103	1.000	0.628	0.312
V_t	0.305	0.072	0.821	0.063	0.628	1.000	0.387
ATV_t	0.088	0.040	0.078	0.017	0.312	0.387	1.000

表 2.4 日経平均採用銘柄における各変数間の相関係数の平均

	RV	R_t	N_t	Intra- R_t	$ OB_t $	V_t	ATV_t
RV	1.000	-0.057	0.272	0.007	0.160	0.356	0.153
R_t	-0.057	1.000	0.021	0.676	0.192	0.044	0.031
N_t	0.272	0.021	1.000	0.015	0.329	0.665	-0.068
Intra- R_t	0.007	0.676	0.015	1.000	0.222	0.049	0.033
$ OB_t $	0.160	0.192	0.329	0.222	1.000	0.551	0.301
V_t	0.356	0.044	0.665	0.049	0.551	1.000	0.452
ATV_t	0.153	0.031	-0.068	0.033	0.301	0.452	1.000

表 2.5 日経平均非採用銘柄における各変数間の相関係数の平均

	RV	R_t	N_t	Intra- R_t	$ OB_t $	V_t	ATV_t
RV	1.000	-0.012	0.315	0.033	0.189	0.297	0.078
R_t	-0.012	1.000	0.067	0.716	0.091	0.077	0.042
N_t	0.315	0.067	1.000	0.062	0.527	0.848	0.102
Intra- R_t	0.033	0.716	0.062	1.000	0.083	0.066	0.014
$ OB_t $	0.189	0.091	0.527	0.083	1.000	0.641	0.314
V_t	0.297	0.077	0.848	0.066	0.641	1.000	0.377
ATV_t	0.078	0.042	0.102	0.014	0.314	0.377	1.000

3.2 モデルの推定

Chan and Fong (2006) では、ダウ・ジョーンズ・インデックスの30銘柄に関して、1993年1月～2000年6月までの日次データを用いてRVと取引情報の変数との回帰分析を行う。各モデルの比較は決定係数の値を用いて、どの取引情報の変数がボラティリティに影響を及ぼすかの検証を行っている。

本稿の分析も先行研究と同様に決定係数の比較による分析を行う。RVの自己相関関数がなかなか減少しないことはよく知られており、先行研究では説明変数の1つにRVの20期までのラグを入れているが、本稿ではCorsi (2004) によって提案されたHAR (Heterogeneous Interval Autoregressive) モデルを採用する。HARモデルは以下の回帰式を採用した。

$$RV_t = \alpha + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 RV_{t-1}^w + \beta_3 RV_{t-1}^m + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma^2)$$

ここで、 $RV_{t-1}^w = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 RV_{t-i}$ 、 $RV_{t-1}^m = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} RV_{t-i}$ である。市場には様々な期間で取引を行う投資家が存在しており、このHARはそれらの投資家の行動を反映しているモデルと考えることができる。表3.1は全期間のデータを使って推定したHARモデルの推定結果である。

この表では、各パラメーターの推定値の平均とその下に5%で有意であった割合を示している。定数項と日次RVの係数はほとんどすべての銘柄で有意な値を示している。月次RVの係

数が有意な銘柄は90%以上ある一方、週次のRVに関しては有意な銘柄が日経採用銘柄で約85%、非採用銘柄で約77%と他の説明変数に比べて若干下がる傾向がある。自由度修正済み決定係数を見ると日経採用銘柄に対するこのモデルの当てはまりが良いことが分かる。

本稿ではこのHARモデルを基本として、HARモデルに各取引情報の変数を追加した以下の5つのモデルを推定した。

Model 1:

$$RV_t = \alpha + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 RV_{t-1}^w + \beta_3 RV_{t-1}^m + \gamma_1 V_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma^2)$$

Model 2:

$$RV_t = \alpha + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 RV_{t-1}^w + \beta_3 RV_{t-1}^m + \gamma_2 N_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma^2)$$

Model 3:

$$RV_t = \alpha + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 RV_{t-1}^w + \beta_3 RV_{t-1}^m + \gamma_3 |OB|_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma^2)$$

Model 4:

$$RV_t = \alpha + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 RV_{t-1}^w + \beta_3 RV_{t-1}^m + \gamma_4 AVT_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma^2)$$

Model 5:

$$RV_t = \alpha + \beta_1 RV_{t-1} + \beta_2 RV_{t-1}^w + \beta_3 RV_{t-1}^m + \gamma_5 RVNK_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma^2)$$

モデルを推定するにあたり、取引高に関してはトレンドを持つことが良く知られており、同じように取引回数に関してもトレンドが存在す

表 3.1 HARモデルの推定結果

Model HAR	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	2.254	0.301	0.199	0.278	0.311
	99.1%	99.3%	77.7%	92.9%	
日経採用銘柄	1.872	0.344	0.238	0.291	0.464
	96.7%	98.6%	84.8%	98.6%	
その他の銘柄	2.318	0.293	0.192	0.276	0.285
	99.5%	99.4%	76.5%	92.0%	

る可能性があるため、これらの変数に関しては、トレンド除去の方法として5期の移動平均を採用し、移動平均の値を変数のデータとしている。

Model 5 では日経225株価指数の RV を説明変数に加えている。表 3.2～表 3.6 は各モデルの推定結果である。

表 3.2 Model 1 (V_t) の推定結果

Model 1 (V_t)	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_1$	\bar{R}^2
全 銘 柄	1.029	0.279	0.164	0.274	0.000	0.327
	55.4%	98.1%	66.9%	91.2%	89.5%	
日経採用銘柄	-0.922	0.316	0.190	0.292	0.000	0.482
	67.8%	97.2%	73.5%	98.1%	91.0%	
その他の銘柄	1.355	0.273	0.160	0.271	0.000	0.301
	53.3%	98.3%	65.8%	90.0%	89.3%	

表 3.3 Model 2 (N_t) の推定結果

Model 2 (N_t)	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2
全 銘 柄	0.254	0.280	0.162	0.275	0.022	0.327
	46.5%	98.4%	66.1%	89.4%	89.1%	
日経採用銘柄	-0.738	0.325	0.201	0.309	0.003	0.476
	42.2%	98.1%	78.2%	98.1%	84.8%	
その他の銘柄	0.420	0.273	0.155	0.269	0.026	0.302
	47.2%	98.5%	64.0%	88.0%	89.8%	

表 3.4 Model 3 ($|OB|_t$) の推定結果

Model 3 ($ OB _t$)	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_3$	\bar{R}^2
全 銘 柄	1.421	0.289	0.187	0.274	0.000	0.334
	44.3%	98.8%	75.1%	91.9%	92.7%	
日経採用銘柄	1.009	0.338	0.230	0.289	0.000	0.477
	23.2%	98.1%	85.3%	99.1%	88.6%	
その他の銘柄	1.489	0.280	0.180	0.271	0.000	0.310
	47.8%	99.0%	73.4%	90.6%	93.3%	

表 3.5 Model 4 (AVT_t) の推定結果

Model 4 (AVT_t)	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_4$	\bar{R}^2
全 銘 柄	1.095	0.297	0.196	0.272	0.005	0.315
	46.8%	99.1%	76.9%	92.1%	46.0%	
日経採用銘柄	0.948	0.339	0.236	0.280	0.000	0.469
	42.7%	98.6%	83.9%	98.6%	65.9%	
その他の銘柄	1.120	0.289	0.190	0.270	0.006	0.289
	47.5%	99.2%	75.7%	91.0%	42.6%	

これらの推定結果から次のことが分かる。(1) モデル5以外では定数項が有意となる銘柄の数の方が下がる、(2) RVの過去の値に関しては HARモデルとほぼ同じ傾向である、(3) AVT_t 以外は、説明変数に追加した取引情報は概ね有意な結果となり、日経225株価指数のRVを説明変数に追加した場合は、ほとんどすべての銘柄で有意になる。つぎに自由度修正済み決定係数に関する結果を表3.7に示す。

表3.7より、すべてのモデルにおいて、HARよりも取引情報を説明変数に追加した方が説明力が上がることがわかる。説明変数に取引高を追加した場合と取引回数を追加した場合は、日経平均採用銘柄に関しては取引高の場合の方が説明力が上がるが、日経平均非採用銘柄に関してはほぼ同じ結果となった。取引回数とオーダー・インバランスの比較では、オーダー・インバランスの方が取引回数よりも説明力が上がることが分かる。さらに上記のモデルの中で最も説明力があるのは、日経225株価指

数のRVを説明変数に入れた場合である。つぎに表3.8～表3.14にデータを各年に区切って推定した場合の自由度修正済み決定係数を示す。なおデータを各年に分けて推定されたパラメーターはHARモデル、Model 2、Model 5の結果を付表に示す。

表3.8～表3.14より、データを各年に区切って推定場合、全期間を通じて推定を行った結果とはかなり異なる結果を得た。全期間の場合、説明力は日経225株価指数のRV、取引高、オーダー・インバランス、取引回数の順になっていたが、各年にデータを区切った場合は、2008年、2011年以外では取引回数を説明変数に追加した場合が一番説明力があることが分かり、この結果は先行研究と一致する。2008年、2011年には日経225株価指数のRVを説明変数に追加した場合が一番説明力があることが分かる。周知の通り、2008年にはリーマン・ショック、2011年には東日本大震災が発生しているため、金融危機や大災害といった経済状況が不安定な期間で

表 3.6 Model 5 ($RVNK_t$) の推定結果

Model 5 ($RVNK_t$)	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全 銘 柄	2.734	0.194	0.138	0.072	1.011	0.417
	96.1%	92.2%	62.3%	47.1%	99.5%	
日経採用銘柄	3.153	0.151	0.143	0.122	1.558	0.622
	92.9%	81.5%	65.4%	66.4%	99.5%	
その他の銘柄	2.664	0.201	0.137	0.064	0.919	0.383
	96.7%	94.0%	61.8%	43.9%	99.4%	

表 3.7 各モデルの自由度修正済み決定係数

	全 銘 柄	日経採用銘柄	その他の銘柄
Model 1 (V_t)	0.327	0.482	0.301
Model 2 (N_t)	0.327	0.476	0.302
Model 3 ($ OB _t$)	0.334	0.477	0.310
Model 4 (AVT_t)	0.315	0.469	0.289
Model 5 ($RVNK_t$)	0.417	0.622	0.383
Model HAR	0.311	0.464	0.285

表 3.8 2007年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2007年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.228	0.350	0.229	0.203	0.246	0.181
日経採用銘柄	0.303	0.424	0.286	0.287	0.363	0.248
その他の銘柄	0.215	0.338	0.219	0.189	0.226	0.170

表 3.9 2008年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2008年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.360	0.416	0.361	0.345	0.484	0.338
日経採用銘柄	0.495	0.553	0.473	0.471	0.695	0.462
その他の銘柄	0.338	0.393	0.343	0.324	0.449	0.317

表 3.10 2009年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2009年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.221	0.332	0.234	0.206	0.207	0.182
日経採用銘柄	0.377	0.439	0.382	0.385	0.399	0.346
その他の銘柄	0.195	0.314	0.209	0.176	0.175	0.155

表 3.11 2010年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2010年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.167	0.319	0.175	0.132	0.162	0.121
日経採用銘柄	0.221	0.343	0.221	0.203	0.323	0.189
その他の銘柄	0.158	0.315	0.168	0.120	0.135	0.110

表 3.12 2011年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2011年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.310	0.380	0.299	0.257	0.706	0.254
日経採用銘柄	0.338	0.445	0.267	0.250	0.766	0.251
その他の銘柄	0.305	0.369	0.304	0.258	0.696	0.255

表 3.13 2012年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2012年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.159	0.329	0.172	0.128	0.149	0.116
日経採用銘柄	0.195	0.349	0.185	0.172	0.247	0.154
その他の銘柄	0.153	0.325	0.170	0.121	0.133	0.110

表 3.14 2013年における各モデルの自由度修正済み決定係数

2013年	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	HAR
全 銘 柄	0.285	0.466	0.297	0.233	0.343	0.225
日経採用銘柄	0.384	0.586	0.369	0.334	0.549	0.330
その他の銘柄	0.269	0.446	0.285	0.216	0.308	0.207

は、個別の取引情報よりも株価指数の情報の方が重要になる可能性がある。このように経済状況が変化した場合は、説明力が上がる変数も異なる可能性もあり、また、本稿で基準としている自由度修正済み決定係数の値も異なる可能性もあるため、次節では構造変化を考慮した分析を行う。

4. 構造変化を考慮した実証分析

本節では時系列データに構造変化が生じた場合に、構造変化前後では自由度修正済み決定係数がどのように変化するかについて分析を行う⁵⁾。本節の目的は、同じ取引情報であっても構造変化によって説明力が変化するかを検証することである。構造変化の検定は数多く存在し、本稿で用いている回帰分析における構造変化の検定で有名なのは Chow 検定であるが、この検定は構造変化点を事前に分析者が決める必要がある⁶⁾。そこで本稿ではデータから構造変化点を検出するために Inclán and Tiao (1994) による Cusum 検定を用いる⁷⁾。この検定は、ある確率変数 a_t ($t=1,2,\dots,T$) が平均 0、分散 σ_t^2 の独立同一分布に従うとき、以下のような検定統計量を考える。

$$D_k = \frac{C_k}{C_T} - \frac{k}{T} \quad k=1,2,\dots,T, D_0 = D_T = 0$$

$$C_k = \sum_{i=1}^k a_i^2$$

$$\sqrt{\frac{T}{2}} D_k \rightarrow W^0$$

ここで W^0 は Brownian bridge である。このとき $\sqrt{T/2}|D_k|$ の最大値が臨界値を超えた時点が構造変化点となる⁸⁾。本稿では、全期間のデータを使って基準となる HAR モデル、および説明力が最も高かった Model 5 を推定して、その残差に対してこの検定統計量によって構造変化の検出を行った。表 4.1 は各年に構造変化が検出された銘柄数である。この表から

Cusum 検定を行うと 2009 年と 2011 年に構造変化が起こった銘柄が多いことが分かる。

次に構造変化の前後で説明力に変化があったかを確認するために、各モデルの推定から計算された自由度修正済み決定係数の平均の差の検定を行った。HAR モデルの場合、構造変化前における決定係数の平均が 0.32、標準偏差が 0.15、構造変化後の平均が 0.23、標準偏差が 0.13 であり、平均が同じであるという仮説は有意水準 1% で棄却される。また Model 5 の場合では、構造変化前の平均が 0.43、標準偏差が 0.18、構造変化後はそれぞれ 0.37 と 0.18 であり、このモデルでも有意水準 1% で仮説は棄却される。

表 4.2、表 4.3 は、構造変化が検出された銘柄で構造変化前と構造変化後の決定係数の比較において、決定係数の値が高かった期間に含まれる銘柄数を示している。

多くの銘柄が両方のモデルともに決定係数の

表 4.1 各モデルの構造変化が検出された銘柄数

	HAR モデル	Model 5
2007年	4	4
2008年	245	203
2009年	397	525
2010年	59	82
2011年	638	503
2012年	55	69
2013年	75	87

表 4.2

HAR	銘柄数
構造変化前 $\bar{R}^2 >$ 構造変化後 \bar{R}^2	1,088
構造変化前 $\bar{R}^2 <$ 構造変化後 \bar{R}^2	385

表 4.3

Model 5	銘柄数
構造変化前 $\bar{R}^2 >$ 構造変化後 \bar{R}^2	927
構造変化前 $\bar{R}^2 <$ 構造変化後 \bar{R}^2	546

値は構造変化前の方が高いことが分かる。つまり、構造変化が生じた場合はボラティリティに対する取引情報の説明力が下がる傾向にある。また、多くの銘柄で決定係数の値が変わっているため、構造変化の前後でボラティリティと取引情報の変数の関係に変化が生じていると考えられる。

次に各年にデータを区切ったサブ・サンプル

期間での分析を行う。表 3.8～表 3.14 よりサブ・サンプル期間では説明力が高いモデルが年によって異なるため、基準となる HAR モデルと各年で最も説明力が高かった Model 2 および Model 5 を推定する。表 4.4～表 4.6 は各モデルに対して Cusum 検定を行った結果、構造変化が検出された銘柄の数である。これらの表からどのモデルにおいても2008年10月と2011年

表 4.4 HAR モデルで構造変化が検出された銘柄数

HAR	2007年	2008年	2009年	2010年	2011年	2012年	2013年
1月	9	29	39	38	1	80	24
2月	18	26	71	148	0	123	30
3月	80	24	159	71	1,245	36	42
4月	41	22	311	78	112	89	92
5月	86	26	309	277	44	309	220
6月	64	20	177	193	17	173	567
7月	317	31	103	116	7	131	186
8月	561	55	83	130	14	151	126
9月	73	391	50	117	5	66	83
10月	86	844	36	114	12	95	44
11月	110	1	69	73	6	64	31
12月	10	3	30	41	9	51	23

表 4.5 Model 2 で構造変化が検出された銘柄数

Model 2	2007年	2008年	2009年	2010年	2011年	2012年	2013年
1月	8	26	39	32	1	72	20
2月	22	27	74	148	0	117	29
3月	86	23	160	71	1,229	37	39
4月	41	20	306	70	122	77	95
5月	74	29	310	262	50	317	223
6月	68	20	179	204	16	175	579
7月	309	27	105	124	8	140	176
8月	547	57	84	131	15	154	132
9月	91	396	51	120	6	75	81
10月	90	841	41	109	10	106	41
11月	106	2	62	70	10	59	32
12月	10	4	30	40	5	46	18

3月に多くの銘柄で構造変化が検出されている。これは2008年に発生したリーマン・ショックと2011年に発生した東日本震災によりボラティリティ系列に構造変化が起こっていると考えられる。表 4.7～表 4.9 はそれぞれ HAR モデル, Model 2, Model 5 での構造変化前と構造変化後の決定係数の比較において説明力が高かった期間に含まれる銘柄数を表している。HAR モデルでは2009年の構造変化後と2011年の構造変化前, 2013年の構造変化後, Model 2 では2007年～2009年の構造変化後, 2011年の構造変化前, Model 5 では2007年の構造変化前,

2008年, 2009年の構造変化後, 2011年の構造変化前で説明力高くなる銘柄の数が増加している。データをサブ・サンプル期間に分けた場合と全期間で分析した結果, 2011年に関しては構造変化が生じる前の決定係数の方が構造変化後の決定係数よりも高い銘柄が多いことが分かる。決定係数の平均の差の検定に関しては, HAR モデルは, 2012年以外は有意水準 1% で棄却され, 2012年に関しては有意水準 5% で帰無仮説は棄却された。Model 2 では, 2010年と2012年は仮説を棄却できないが, それ以外の年では有意水準 1% で仮説は棄却される。最後に Model 5 は

表 4.6 Model 5 で構造変化が検出された銘柄数

Model 5	2007年	2008年	2009年	2010年	2011年	2012年	2013年
1月	9	41	38	38	11	84	29
2月	21	38	67	164	7	134	45
3月	64	36	152	72	707	41	55
4月	41	29	280	80	198	81	139
5月	97	31	328	257	119	288	169
6月	72	24	183	202	38	173	465
7月	336	40	109	121	28	130	199
8月	546	68	80	137	143	157	136
9月	78	443	52	98	74	67	104
10月	89	715	44	115	51	96	57
11月	94	2	71	72	49	64	39
12月	10	4	29	42	26	50	26

表 4.7 HAR モデル

	銘柄数	
	構造変化前 $\bar{R}^2 >$ 構造変化後 \bar{R}^2	構造変化前 $\bar{R}^2 <$ 構造変化後 \bar{R}^2
2007年	671	784
2008年	713	759
2009年	489	947
2010年	694	702
2011年	969	503
2012年	673	695
2013年	571	897

表 4.8 Model 2

	銘 柄 数	
	構造変化前 $\bar{R}^2 >$ 構造変化後 \bar{R}^2	構造変化前 $\bar{R}^2 <$ 構造変化後 \bar{R}^2
2007年	613	838
2008年	546	926
2009年	538	898
2010年	728	645
2011年	1,141	331
2012年	685	687
2013年	684	780

表 4.9 Model 5

	銘 柄 数	
	構造変化前 $\bar{R}^2 >$ 構造変化後 \bar{R}^2	構造変化前 $\bar{R}^2 <$ 構造変化後 \bar{R}^2
2007年	863	594
2008年	325	1,148
2009年	485	949
2010年	613	785
2011年	1,330	121
2012年	629	737
2013年	793	671

2013年以外は有意水準 1 % で棄却できるが、2013年では棄却できないという結果を得た。

5. お わ り に

本稿では株価のボラティリティと他の取引情報との関係の分析を行った。ボラティリティの代理変数として高頻度データから計算される Realized Volatility を被説明変数とし Realized Volatility の過去の値と価格以外の取引高、取引回数などといった取引情報を説明変数として、モデルを構築し回帰分析を行った。自由度修正済み決定係数を比較することによって、どの取引変数を採用したモデルが株価のボラティリティに対して当てはまりが良いかを決定した。

実証分析では、日経225株価指数に採用されている銘柄と採用されていない銘柄では、流動

性かなり異なることが分かったため、それら二つのグループに分け分析を行った。全てのサンプルを用いて基準とした HAR モデルと比較した結果は以下の通りである。(1) 説明変数に株価指数の RV を入れたモデル以外では定数項が有意となる銘柄の数が減少する、(2) RV の過去の値に関しては HAR モデルとほぼ同じ傾向である、(3) AVT_t 以外は、説明変数に追加した取引情報は概ね有意な結果となり、日経225株価指数の RV を説明変数に追加した場合は、ほとんどすべての銘柄で有意になる。

先行研究では、取引高と取引回数を使った分析が行われており、取引回数を説明変数に導入した方が取引高を導入した場合よりも説明力が高まるという結果を得ているが、本研究では説明変数に取引高を追加した場合と取引回数を追

加した場合は、日経平均採用銘柄に関しては取引高の場合の方が説明力が上がるが、日経平均非採用銘柄に関してはほぼ同じ結果となった。さらに本稿で想定したモデルの中で最も説明力があるのは、日経225株価指数のRVを説明変数に入れた場合であった。データを年毎に7つのサブ・サンプル期間に分けた分析では、2008年と2011年以外では先行研究と同様に説明変数に取引回数を導入したモデルの説明力が最も高かった。一方、経済にショックがあったと考えられる2008年と2011年に関しては、説明力が最も高かったのは日経225株価指数のRVを説明変数に入れたモデルであった。

次に構造変化によってボラティリティと取引変数の情報との関係に変化があったかどうかについての実証分析を行った。構造変化の検出に関してはCusum検定を用いて行い、すべてのサンプルを用いて検定を行った結果、多くの銘柄で2009年と2011年に構造変化が検出された。構造変化の前後で決定係数がどのように変化したかを見た結果、構造変化が生じた場合は決定係数が下がる傾向にあり、これはボラティリティに対する取引情報の説明力が下がると考えることができる。また、多くの銘柄で決定係数の値が変わっているため、構造変化の前後でボラティリティと取引情報の変数の関係に変化が生じていると考えられる。サブ・サンプル期間に分けた分析では、2008年10月と2011年3月に構造変化が検出された銘柄が多く、これはリーマン・ショックと東日本大震災の影響を受けていることが分かる。決定係数の比較では、どのモデルにおいても2011年は構造変化が生じる前の決定係数の方が構造変化後の決定係数よりも高い銘柄が多いことが分かるが、それ以外はモデルと分析期間によって異なることが分かり、統一的な結果を得ることはできなかった。

本稿の分析は回帰分析の自由度修正済み決定係数の比較を行っているが、Hatrack et al.

(2011)のようにVARモデルを推定し、ボラティリティと取引変数のLead-Lag関係の分析が必要となる。しかしながら、本稿でも明らかになったようにボラティリティ系列には構造変化が含まれており、VARモデルに構造変化が含まれたモデルの構築が必要となる。さらに本稿では構造変化の検定にCusum検定を用いたが、必ずしも経済の状況と一致していない時点で検出される場合もあるため、他の検定統計量の利用や構造変化の検定統計量の構築も必要となる。その他、取引情報を説明変数に入れたモデルでの予測精度などは今後の研究課題とした。

注

- 1) GARCHモデルを使った先行研究としてはOmran and Mckenzie (2000)や日本の株式市場での分析は森保 (2001)、鈴木・得津 (2002)などがある。SVモデルを使った先行研究には、Tauchen and Pitts (1983)、渡部・大森 (2000)などがある。
- 2) RVを用いて将来予測をする場合は、モデルを想定する必要がある。
- 3) RVについての詳しい解説は渡部 (2007)、森棟 (2007)を参照。
- 4) 当然のことながら5分間隔毎に約定価格が取れないこともあるため、その場合は直近の約定価格を使用している。
- 5) 本稿ではCusum検定で検出された場合は構造変化としているが、当然、時系列データに対する一時的なショックの可能性も否定できない。
- 6) データをずらしながらChow検定を行い構造変化点を見つける方法もある。
- 7) Chow検定のF統計量と本稿で用いるCusum検定の関係はInclán and Tiao (1994)に述べられている。
- 8) 検定統計量の臨界値はサンプル数によって異なっており、シミュレーションでの臨界点がInclán and Tiao (1994)の表2に掲載されている。

参考文献

- Andersen, T. G. (1996) "Return Volatility and Trading Volume in Financial Markets: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility," *Journal of Finance*, **51**, 169-204.
- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., Ebens, H. (2001) "The distribution of realized stock return volatility," *Journal of Financial Economics*, **61**, 43-76.

- Kalok Chan, Wai-Ming Fong (2000) "Trade size, order imbalance, and the volatility-volume relation," *Journal of Financial Economics*, **57**, 247–173.
- C. C. Chan, W. M. Fong (2006) "Realized volatility and transactions," *Journal of Banking & Finance*, **30**, 2063–2085.
- Clark, P. K. (1973) "A subordinated stochastic process model with finite variance for speculative price," *Econometrica*, **41**, 135–155.
- Copeland, T. (1976) "A model of asset trading under the assumption of sequential information arrival," *Journal of finance*, **31**, 1149–1168.
- Epps, T. W., Epps, M. L. (1976) "The stochastic dependence of security price change and transaction volumes; Implication for the Mixture-of-Distribution Hypothesis," *Econometrica*, **44**, 305–321.
- P. Giot, S. Laurent and M. Petitjean (2010) "Trading activity, realized volatility and jumps," *Journal of Empirical Finance*, **17**, 168–175.
- Hansen, P. R. and Lunde, A. (2005) "A Realized variance for the Whole Day Based Intermittent High-frequency Data," *Journal of Econometrics*, **131**, No. 1–2, 97–121.
- Hatrick, K., So, M. K. P., Chung, S. W. HKUST, Deng, R. (2011) "Dynamic Relationship among Intraday Realized Volatility, Volume and Number of Trades," *Asia-Pacific financial markets*, **18**, No. 3, 291–3171.
- C. Inclán and G. C. Tiao (1994) "Use of Cumulative Sums Squares for Retrospective Detection of Changes of Variance," *Journal of the American Statistical Association*, **89**, No. 427, 913–923.
- J. M. Karpoff (1987) "The relation between price change and trading volume: A survey," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, **22**, 109–126.
- Lamoureux, C. G., Lastrapes, W. D. (1994) "Endogenous Trading Volume and Momentum in Stock-Return Volatility," *Journal of Business & Economic Statistics*, **12**, 253–260.
- Omran, M. F., McKenzie, E. (2000) "Heteroskedasticity in stock returns data revisited: volume versus GARCH effects," *Applied Financial Economics*, **10**, 553–560.
- Tauchen, G. E. and Pitts, M. (1983) "The price variability-volume relationship on speculative markets," *Econometrica*, **51**, 485–506.
- 大村敬一他 (1998) 『株式市場のマイクロストラクチャー』日本経済新聞社。
- 鈴木喜久・得津康義 (2002) 「トレンドがある下での株価変動と売買高との関係」, 『広島大学経済論叢』, 第26巻第1・2号, 53–67.
- 森棟公夫 (2007) 「実現ボラティリティ」『現代経済学の潮流2007』東洋経済新報社。
- 森保 洋 (2001) 「日本株式市場におけるボラティリティと取引高の関係」, 『東南アジア研究年報』, 42/42, 81–100.
- 渡部敏明・大森裕浩 (2000) 「日本の商品先物市場における価格と出来高の変動：動学的2変量分布混合モデルによる分析」『先物研究』, 第5巻第1号 No. 9.
- 渡部敏明 (2000) 『ボラティリティ変動モデル』朝倉書店。
- 渡部敏明 (2007) 「Realized Volatility —サーベイと日本の株式市場への応用—」, 『経済研究』, 58–4, 352–373.

付表1 HARモデルの各年での推定結果

2007年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	1.987	0.202	0.265	0.148	0.181
	72%	60%	41%	11%	
日経採用銘柄	2.206	0.256	0.325	0.107	0.248
	77%	81%	55%	8%	
その他の銘柄	1.951	0.193	0.255	0.154	0.170
	71%	56%	38%	12%	

2011年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	4.444	0.471	0.028	0.001	0.254
	85%	94%	9%	1%	
日経採用銘柄	4.954	0.462	0.047	0.016	0.251
	97%	95%	5%	1%	
その他の銘柄	4.359	0.473	0.025	-0.001	0.255
	82%	94%	9%	1%	

2008年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	2.807	0.288	0.267	0.225	0.338
	15%	73%	41%	27%	
日経採用銘柄	2.282	0.367	0.274	0.213	0.462
	2%	86%	45%	32%	
その他の銘柄	2.895	0.275	0.266	0.227	0.317
	17%	71%	40%	26%	

2012年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	5.384	0.167	0.186	0.138	0.116
	80%	44%	25%	11%	
日経採用銘柄	9.432	0.162	0.245	0.194	0.154
	71%	46%	33%	16%	
その他の銘柄	4.707	0.168	0.177	0.128	0.110
	81%	44%	23%	10%	

2009年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	2.551	0.180	0.193	0.238	0.182
	52%	50%	25%	30%	
日経採用銘柄	1.072	0.193	0.246	0.396	0.346
	12%	57%	35%	64%	
その他の銘柄	2.798	0.178	0.184	0.211	0.155
	58%	49%	23%	25%	

2013年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	7.715	0.246	0.247	0.161	0.225
	50%	68%	40%	13%	
日経採用銘柄	7.211	0.325	0.276	0.172	0.330
	27%	88%	50%	14%	
その他の銘柄	7.799	0.233	0.242	0.159	0.207
	53%	65%	38%	13%	

2010年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	\bar{R}^2
全銘柄	2.945	0.158	0.238	0.103	0.121
	80%	43%	34%	7%	
日経採用銘柄	1.175	0.159	0.367	0.123	0.189
	69%	45%	62%	4%	
その他の銘柄	3.241	0.158	0.216	0.100	0.110
	82%	43%	29%	8%	

付表2 Model 2 の各年での推定結果

2007年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2	2011年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2
全銘柄	-0.392	0.190	0.287	-0.014	0.041	0.350	全銘柄	-2.859	0.354	-0.125	0.029	0.107	0.380
	34%	66%	53%	39%	97%			37%	87%	18%	24%	84%	
日経採用銘柄	0.955	0.230	0.317	-0.006	0.011	0.424	日経採用銘柄	-5.113	0.248	-0.165	0.004	0.012	0.445
	60%	78%	64%	35%	99%			55%	76%	37%	31%	91%	
その他の銘柄	-0.617	0.183	0.283	-0.015	0.046	0.338	その他の銘柄	-2.482	0.372	-0.118	0.033	0.123	0.369
	29%	64%	52%	40%	97%			34%	89%	14%	23%	82%	

2008年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2	2012年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2
全銘柄	-4.175	0.319	0.353	-0.031	0.116	0.416	全銘柄	0.119	0.156	0.226	-0.028	0.057	0.329
	35%	86%	80%	32%	90%			29%	56%	41%	57%	96%	
日経採用銘柄	-12.899	0.370	0.257	-0.007	0.027	0.553	日経採用銘柄	3.693	0.163	0.374	-0.004	0.013	0.349
	75%	93%	72%	28%	94%			16%	61%	63%	49%	93%	
その他の銘柄	-2.716	0.310	0.370	-0.035	0.131	0.393	その他の銘柄	-0.478	0.155	0.201	-0.032	0.064	0.325
	28%	85%	81%	33%	90%			32%	55%	37%	59%	96%	

2009年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2	2013年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2
全銘柄	0.171	0.173	0.313	-0.028	0.073	0.332	全銘柄	-4.104	0.190	0.210	-0.046	0.142	0.466
	26%	57%	57%	41%	95%			44%	69%	52%	45%	97%	
日経採用銘柄	-2.139	0.205	0.497	-0.004	0.009	0.439	日経採用銘柄	-9.653	0.229	0.224	-0.004	0.015	0.586
	38%	72%	91%	35%	94%			73%	82%	62%	41%	100%	
その他の銘柄	0.557	0.167	0.282	-0.032	0.084	0.314	その他の銘柄	-3.176	0.183	0.208	-0.053	0.164	0.446
	24%	54%	51%	42%	96%			39%	66%	50%	46%	97%	

2010年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_2$	\bar{R}^2
全銘柄	0.628	0.147	0.195	-0.018	0.054	0.319
	25%	53%	35%	38%	96%	
日経採用銘柄	-0.131	0.189	0.339	-0.001	0.003	0.343
	21%	70%	66%	34%	96%	
その他の銘柄	0.755	0.140	0.171	-0.021	0.062	0.315
	26%	50%	30%	39%	96%	

付表3 Model 5 の各年での推定結果

2007年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	1.231	0.177	0.209	0.031	0.979	0.246
	36%	54%	32%	8%	83%	
日経採用銘柄	0.424	0.199	0.237	-0.032	1.762	0.363
	56%	64%	43%	5%	97%	
その他の銘柄	1.366	0.173	0.204	0.042	0.848	0.226
	33%	52%	30%	8%	81%	

2008年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	4.843	0.123	0.204	-0.112	0.728	0.484
	86%	44%	39%	26%	94%	
日経採用銘柄	4.713	0.059	0.174	-0.083	1.131	0.695
	84%	45%	43%	31%	100%	
その他の銘柄	4.865	0.134	0.210	-0.117	0.660	0.449
	86%	44%	38%	26%	93%	

2009年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	2.608	0.163	0.170	0.066	0.480	0.207
	57%	45%	21%	8%	56%	
日経採用銘柄	1.752	0.149	0.192	0.142	0.680	0.399
	61%	43%	27%	13%	91%	
その他の銘柄	2.751	0.166	0.166	0.053	0.447	0.175
	56%	46%	20%	7%	50%	

2010年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	2.255	0.149	0.198	0.094	0.598	0.162
	40%	41%	27%	9%	53%	
日経採用銘柄	0.766	0.140	0.250	0.128	0.572	0.323
	32%	43%	42%	10%	96%	
その他の銘柄	2.504	0.150	0.190	0.088	0.602	0.135
	41%	41%	25%	9%	46%	

2011年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	2.593	0.005	-0.077	0.095	2.969	0.706
	61%	60%	50%	23%	99%	
日経採用銘柄	5.257	-0.015	-0.059	0.185	1.976	0.766
	87%	57%	45%	45%	99%	
その他の銘柄	2.148	0.008	-0.080	0.080	3.135	0.696
	57%	61%	51%	20%	99%	

2012年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	3.989	0.159	0.161	0.143	1.356	0.149
	28%	42%	21%	13%	45%	
日経採用銘柄	5.784	0.145	0.195	0.207	3.324	0.247
	18%	45%	27%	24%	83%	
その他の銘柄	3.690	0.162	0.155	0.132	1.027	0.133
	30%	42%	20%	11%	38%	

2013年	$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\gamma}_5$	\bar{R}^2
全銘柄	7.369	0.167	0.168	0.037	1.932	0.343
	63%	50%	28%	8%	82%	
日経採用銘柄	10.184	0.140	0.160	0.038	2.596	0.549
	72%	45%	36%	15%	96%	
その他の銘柄	6.899	0.171	0.170	0.037	1.821	0.308
	61%	51%	26%	7%	80%	