

# 金融危機と米中株価連動

西村友作

## 要 約

本稿は、リーマン危機の前後2カ月における、米国と中国株式市場のボラティリティ波及効果について分析をおこなったものである。具体的には、2008年7月15日から2009年1月31日のサンプル期間を、リーマン破綻前後で分割し、ボラティリティ波及効果に何らかの変化が生じたかを検証した。実証結果から、以下の点が明らかになった。リーマン危機発生後、すべての市場間においてボラティリティ波及効果は高まった。また、米国市場から上海市場への波及効果が検出されたが、深圳市場では検出されず、深圳市場の開放度が上海には及ばないことがわかった。本稿の米国市場から中国市場への一方的なボラティリティ波及効果のみ検出されたという実証結果は、2007年以前のデータを使った先行研究と大きく異なっており、金融危機以降、世界の主要株式市場間の情報フローに何らかの変化が発生した可能性が考えられる。

## 1. はじめに

1980年代以降、世界経済のグローバル化や各国の金融自由化を背景に、国際資本市場は日増しにその一体化を強めており、それに伴い、異なる株式市場間における株価の連動現象が顕著になっている。このような株価連動が大きく脚光を浴びたのが、1987年10月19日、ニューヨーク株式市場の大暴落を発端に世界同時株安を誘発したいわゆるブラックマンデーで、これを契機にこの分野の研究が盛んにおこなわれるようになった。Hamao *et al.* (1990)、Jeon and Von Furstenberg (1990)、Lai *et al.* (1993)、Blackman *et al.* (1994) といった先行研究において、ブラックマンデー以後に株価の国際連動が有意に高まったと報告されている。また、1994年のメキシコペソ危機、1997年のアジア金融危機といった世界的な金融危機時においても株価の国際連動が有意に高まることが多くの先行研究で報告されている（例えば、Kim (2005)、Boyer *et al.* (2006) など）。

今世紀最大の金融危機は、2008年9月米大手証券リーマン・ブラザーズの経営破綻に端を発

したリーマン危機であろう。米国市場を見てみると、ダウ平均株価の日次リターンが±4%を超えた営業日は2003年以降一度も発生していなかったが、2008年9月15日から11月28日までのわずかに約2カ月で19営業日も発生している。また、その内±10%を超える変動を記録した営業日は2営業日となっている。投資家の心理状態を測る指数としてよく用いられるシカゴ・オプション取引所のボラティリティ・インデックス（VIX）を見てみると、2004年1月から2007年12月の平均値で14.7であったが、破たん当日の9月15日には投資家がパニック状況にあるといわれる30を超え31.7を記録、その直後の9月29日にアメリカ議会の下院で『2008年緊急経済安定化法（*Emergency Economic Stabilization Act of 2008*）』が予想外の否決に会い、米国株式市場に再び激震が走り、VIX指数は一気に40を超え46.7となった。修正を加えた同法案は、翌月3日に賛成多数で成立したものの、いったん巻き起こった破壊の波を防ぐことはできず、米国発のショックは巨大なうねりとなり世界中の金融市場をつつみこみ、投資家の恐怖心理は極限に達した。事実、VIX指数は10月6日に1990年以降初となる50を超えたのち、3日後の10月9日には60を、10月17日には70を、そして10月27日には80を超え80.1を記録している<sup>1)</sup>。

本稿では、異なる市場間でのボラティリティ波及効果（volatility spillover effect）を考察する。具体的に、リーマン・ブラザーズの破綻を機にもたらされた金融危機の前後において、米国市場と中国市場の夜間（overnight）および各国内の異なる市場間での日中（intraday）のボラティリティの波及効果にどのような変化が起こったのかを考察する。これまで米中間のボラティリティ波及効果を分析した先行研究に洪ら（2004）、劉・陳（2008）、西村（2009）などがある。洪ら（2004）は1995年1月から2003年4月の日次データを対象に、国際主要株式市場と新興市場間におけるボラティリティの波及効果を検討している。結果、中国、香港、台湾株式市場間における波及効果が確認されたが、中国市場と国際主要市場（米国・ドイツ・日本）との間には有意な波及効果は検出されなかったとしている。劉・陳（2008）は中国と米国、英国、日本、香港株式市場間のボラティリティの波及効果を分析し、中国からこれらの市場に対する一方的な波及効果が確認されたと報告している。また、米中株式市場間のボラティリティ波及効果を分析した西村（2009）においても、中国から米国への一方的な波及効果が検出されたとしている。Ross（1989）が指摘しているように、リターンのボラティリティは市場の情報フロー（information flow）と深い関係にあり、ボラティリティ波及効果の方向は市場間の情

---

1) 本稿で用いたVIX指数はシカゴ・オプション取引所のホームページ（<http://www.cboe.com/>）から入手した。

報伝達の方向性を示している。リーマン危機の発生によってこの情報伝達メカニズムに変化が起ったか否か、起ったのであればどのような変化であったのかという問題は興味深い。

本稿における構成は以下の通りとなっている。まず第2節では、本稿の実証分析で使用するデータの詳細をまとめ、基礎的考察をおこなう。第3節では、各市場の日中周期性の分析をおこなう。第4節ではボラティリティの国内市場間における日中の波及効果を、第5節では米中市場間における夜間の波及効果を分析する。第6節を結語とする。

## 2. データ

本稿で用いた株価指数は、2008年7月15日から2009年1月31日<sup>2)</sup>までの上海総合指数(SH)、深圳成分指数(SZ)、ダウ30種工業平均株価(DOW) S&P500種指数(SP500)である。分析対象となる日中リターンは、5分毎の指数の対数階差を100倍することによって算出した。なお、中国株式市場の立会時間は前場9:30~11:30、後場13:00~15:00の計4時間で、米国株式市場は22:30~5:00の6時間半である。したがって、米国株式市場では夜間(第 $t-1$ 日の終値から第 $t$ 日の始値)、中国株式市場ではそれに昼休みを加えた取引のされていない時間帯が存在し、この間は5分間のリターンを計算できない。本稿では夜間のボラティリティも主な分析対象であるため、第 $t-1$ 日の終値と第 $t$ 日の始値から夜間のリターンを、第 $t$ 日の前場の終値と後場の始値から昼休みのリターンを計算しデータセットに加えた。つまり、一日に観測できるデータは中国で50個、米国で79個となり、総サンプル数はそれぞれ6500個、10672個である。なお、分析の対象となる株価指数のうちSHとSZはFoxTraderから、DOWとSP500はBloombergからのデータを使用している。

リーマン危機が株価ボラティリティに与えた影響を明らかにするため、ここでは2008年9月15日を基点に、危機前(2008年7月15日~9月14日)と危機後(2008年9月15日~2009年1月31日)にサンプル期間を分割して分析をおこなう。夜間のリターンを除いた各市場の日中リターンの基本統計量は表1に示されている。

平均を見てみると、中国株式市場では危機前の期間で負、危機後で正、米国株式市場では逆の、危機前で正、危機後で負を示しているが、有意に0から乖離していない。マーケットのリスクをあらわす標準偏差では、すべての市場で危機後に有意に上昇しており、リーマン危機が

---

2) この期間特殊な立会日があるいくつか存在する。ニューヨーク証券取引所では、11月28日と12月24日は半日取引(9:30~14:00)となっており、この両日の日中観測数は43となる。本稿ではこれらの期間も加えて分析している。なお、これらの期間を削除しておこなった分析もおこなったが、結果はほぼ変わらなかった。

各市場に負の影響を与えたことがわかる。しかし、米国市場では約 170% 増加しているのに対し、中国市場では約 17% の上昇にとどまっており、リーマン危機が中国市場に与えた影響は限定的であったことを示唆している。分布については、全てのマーケット、全ての期間において歪度、尖度共に正規分布の歪度 = 0、尖度 = 3 から大きく乖離している。SH の全期間を例に見てみると、歪度が 0.611、尖度が 9.192 と共に有意に正規分布から乖離している<sup>3)</sup>。また、*JB* は歪度、尖度を用いて正規性の検定をおこなう Jarque and Bera (1987) 統計量であるが、全ての変数において正規分布にしたがうという帰無仮説は有意水準 1% で強く棄却されている。Ljung and Box (1978) 検定では、リターンおよびリターンの絶対値に自己相関が存在しないという帰無仮説を検定する。なお、Andersen and Bollerslev (1997)、Andersen *et al.* (2000) といった多くの先行研究では、リターンの絶対値をボラティリティの代理変数として分析をおこなっており、本稿でもそれを踏襲する。Ljung-Box 統計量を見てみると、リターンおよびリターンの絶対値共に、帰無仮説は有意水準 1% で強く棄却されている。注目すべき点は、リターン、ボラティリティ共に危機後に自己相関が急激に高まっており、その傾向は米国市場のボラティリティにおいて極めて顕著である。

表 1. 日中リターンの基本統計量  
サンプル期間：2008 年 7 月 15 日～2009 年 1 月 31 日

SP500		平均	標準	歪度	尖度	<i>JB</i>	<i>LB</i> (10)	
		( $\times 10^2$ )	偏差				<i>r</i>	$ r $
SH	全期間	-0.0855	0.304	0.611	9.192	10573	201.90	1351.2
	危機前	-1.0458	0.274	0.486	4.620	320	106.70	302.66
	危機後	0.4059	0.319	0.635	10.257	9530	114.72	982.76
SZ	全期間	0.0029	0.320	0.231	5.445	1643	278.52	1251.6
	危機前	-1.2181	0.284	0.317	4.425	218	92.81	226.60
	危機後	0.6276	0.336	0.187	5.559	1174	193.71	915.77
DOW	全期間	-0.1194	0.277	0.292	12.008	35768	31.15	11766
	危機前	0.0660	0.127	-0.698	18.065	32735	17.86	307.68
	危機後	-0.2090	0.326	0.294	9.127	11215	24.41	5408.7
SP500	全期間	-0.2745	0.305	-0.404	17.044	86867	45.12	11343
	危機前	0.0227	0.131	-0.465	15.092	21032	13.74	672.50
	危機後	-0.4180	0.360	-0.343	12.874	29000	32.41	4741.6

(注) 平均は  $10^2$  倍された値を示した。*JB* は正規性の検定をおこなう Jarque-Bera 統計量。*LB* (10) はラグ 1 次から 10 次までの自己相関が存在しないという帰無仮説を検定するための Ljung-Box 統計量。

3) 歪度と尖度の標準誤差はそれぞれ  $(6/T)^{1/2}$ 、 $(24/T)^{1/2}$  で、SH のそれはそれぞれ 0.0018、0.0613 となる (Jarque and Bera, 1987 を参照)。

次に夜間リターンの考察をおこなう（表2）。平均では、全ての期間においてマイナスとなっており、株価に下降圧力がかかっていたことを示唆しているが、統計的には有意ではない。注目すべき点は標準偏差で、SHとSZでは危機前の0.7770と0.7010から、危機後には1.7232と1.7044へ、DOWとSP500では危機前の0.6136と0.4759から、危機後の1.2449と1.1124へとすべてにおいて2倍以上上昇している。リターンの絶対値の平均でも、SHとSZでは危機前の0.6428と0.5800から、危機後の1.1818と1.2033へ、DOWとSP500では危機前の0.4639と0.3875から、危機後には1.0294と0.9406へと、有意に上昇している。これは、リーマン危機以降において各市場の夜間ボラティリティが急激に高まったことを示している。

表2. 夜間リターンとボラティリティ  
サンプル期間：2008年7月15日～2009年1月31日

		夜間リターン		夜間ボラティリティ	
		平均	標準偏差	平均	標準偏差
SH	全期間	-0.3112	1.4702	0.9994	1.1192
	危機前	-0.2261	0.7770	0.6428	0.4830
	危機後	-0.3548	1.7232	1.1818	1.2975
SZ	全期間	-0.3446	1.4432	0.9923	1.1000
	危機前	-0.2472	0.7010	0.5800	0.4579
	危機後	-0.3944	1.7044	1.2033	1.2638
DOW	全期間	-0.0983	1.0792	0.8464	0.6727
	危機前	-0.0935	0.6136	0.4639	0.4065
	危機後	-0.1006	1.2449	1.0294	0.6991
SP500	全期間	-0.0904	0.9520	0.7617	0.5745
	危機前	-0.0840	0.4759	0.3875	0.2829
	危機後	-0.0934	1.1124	0.9406	0.5931

### 3. ボラティリティの日中周期性

本研究は夜間だけではなく日中におけるボラティリティの波及効果も分析の対象としている。したがって、本節では米中株式市場の日中周期性（intraday periodicity）の特徴を考察した上で、ボラティリティ波及効果の検定の前準備として日中周期性を取り除く。

#### 3.1 日中周期性の特徴

高頻度データを用いて計算された日中リターンのボラティリティは安定的な周期パターンを有していることはよく知られている。これは日中周期性とよばれ、Andersen and Bollerslev (1997) ではS&P500種指数にU字型の、Andersen *et al.* (2000) では日経平均株価にW字型の日中周期性が指摘されている。

ここでは、5分間隔の平均ボラティリティ（5分間のリターンの絶対値を、観察期間の日数について平均したもの）と10日ラグまでの自己相関係数を用いて、各市場におけるボラティリティの日中周期性の特徴を調べる。なお、本節では日中リターンのみを分析対象としており、夜間リターンはサンプルから削除している。

図1（左図）は1日の取引時間の最初の5分から最後の5分までについて、中国市場では49個の、米国市場では78個のデータについて、原系列  $r_{t(i)}$  の5分間隔の平均ボラティリティを示している。米国市場（DOWとSP500）では、寄り付き直後のボラティリティが最も高く、中盤にかけて徐々に低下し、引けが近づくごとに高くなるという、明確なU字型の日中周期性を示しているのが確認できる。これは Andersen and Bollerslev (1997) と整合的な結果である。一方で、中国市場（SHとSZ）では、全体的にはU字型を呈しているとも見えるが、前場と後場の引けにかけてボラティリティが低下することが明瞭に確認できる。

図1（右図）は原系列  $r_{t(i)}$  の最初の5分（第1期）から10日ラグ（中国市場は490期、米国市場は780期のラグ）までの自己相関係数を示している。この図からも、米中両株式市場において、自己相関が1日を周期とする安定的な変動パターンを示すことが確認できる。注目すべき特徴は、これらの自己相関が高いことである。また、日中ボラティリティの自己相関が非常にゆっくりとしか減衰していないことが見て取れるので、日中ボラティリティが長期記憶過程にしたがっているものと推測される。

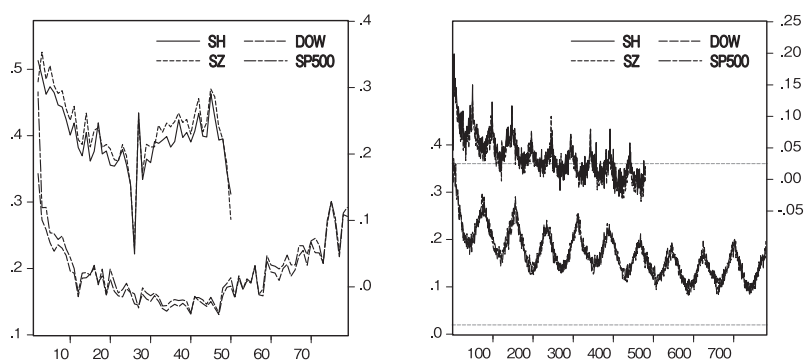


図1. 平均ボラティリティと自己相関係数

(注) 左図は5分間のリターンの絶対値  $|r_{t(i)}|$  を、観察期間の日数について平均して計算している。横軸は1日の時刻について5分を1期として数えたものであり、中国市場では49期、米国市場では78期までで示されている。右図の縦軸は自己相関係数、横軸はラグを表す。ラグは最初の5分から10日後までで、中国市場は490期（1日49期×10日）、米国市場は780期である。図中の横点線は自己相関が0であるという帰無仮説を有意水準5%で棄却する臨界値をあらわす。

### 3.2 日中周期性の除去

前項で見たように、日本と中国の両市場において、明確な日中周期性が存在する。Andersen and Bollerslev (1997, 1998b) など多くの先行研究で指摘されているように、このような日中周期性を有する高頻度データをそのまま時系列分析モデルに用いると、その推定値（たとえばボラティリティの推定値）にバイアスが生じる可能性がある。したがって、本稿では、Andersen and Bollerslev (1997, 1998b) が提唱する、Gallant (1981) による Flexible Fourier Form (FFF) を用いた方法にしたがって、データから日中周期性を取り除く（具体的な説明は補論 A を参照）。以下では日中リターンの原系列を  $r_{t(i)}$ 、日中周期性を除去した日中リターンを  $\tilde{r}_{t(i)}$  と表記する。

図 2（左図）は FFF 回帰によって日中周期性を除去した後の系列  $\tilde{r}_{t(i)}$  の 5 分間隔の平均ボラティリティである。原系列の  $r_{t(i)}$  を用いた図 1（左図）とは違って、明確な日中周期性は両市場ともに観察されない。図 2（右図）は  $\tilde{r}_{t(i)}$  の 10 日ラグまでの自己相関係数であるが、これも原系列の  $r_{t(i)}$  を用いた図 1（右図）とは違って、明確な日中周期性は観察されない。すなわち、FFF 回帰によって、日中周期性が除去されたことが確認された。したがって、以下の実証分析においては日中周期性を除去した日中リターン  $\tilde{r}_{t(i)}$  を用いる。

注意すべきは、日中周期性を除去した後の系列  $\tilde{r}_{t(i)}$  の自己相関は依然として非常に高くゆっくりと減衰していることで、日中ボラティリティが長期記憶過程にしたがっている可能性を示唆している。したがって、第 4 節のボラティリティ変動モデルを用いた分析では、長期記憶性を考慮したモデルを用いることとする。

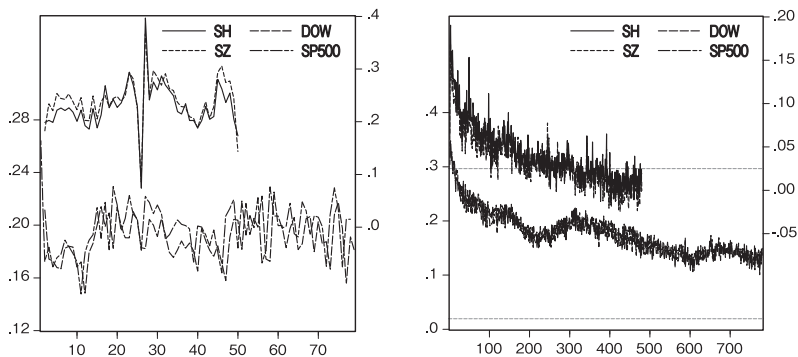


図 2. 日中周期性除去後の平均ボラティリティと自己相関係数

(注) 左図は 5 分間のリターンの絶対値  $|r_{t(i)}|$  を、観察期間の日数について平均して計算している。横軸は 1 日の時刻について 5 分を 1 期として数えたものであり、中国市場では 49 期、米国市場では 78 期までで示されている。右図の縦軸は自己相関係数、横軸はラグを表す。ラグは最初の 5 分から 10 日後までで、中国市場は 490 期（1 日 49 期 × 10 日）、米国市場は 780 期である。図中の横点線は自己相関が 0 であるという帰無仮説を有意水準 5% で棄却する臨界値をあらわす。

## 4. 国内株式市場間の日中ボラティリティ波及効果

### 4.1 分析方法

本節の実証分析は2段階の手順を踏む。第一段階では、ボラティリティ変動モデルを推定し、その基準化残差を得る。第二段階で、その基準化残差の二乗を対象に、Cheung and Ng (1996) の CCF (Cross Correlation Function) アプローチを用いて分散の因果性を検討する。

#### 4.1.1 ボラティリティ変動モデル

ボラティリティ変動モデルは、大きく2つに分割することができる。一つは、Engle (1982) によって提案された ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) モデルおよびその拡張モデルであり、もう一つは、SV (Stochastic Volatility) モデルである<sup>4)</sup>。Engle (1982) を先駆けとする ARCH モデルは、その推定の簡便性から、現在でもさまざまな拡張モデルが提唱されている。本稿ではその ARCH モデルの拡張モデルの中でも、ボラティリティ変動の非対称性を捉えるのに優れた Ding *et al.* (1993) の APARCH (Asymmetric Power ARCH) モデルを、長期記憶性を推定できるように拡張した、Chung (1999) タイプの FIAPARCH (Fractionally Integrated APARCH) モデルを採用する<sup>5)</sup>。

本稿で用いる ARMA (1,1) - FIAPARCH (1,d,1) モデルは以下のように定式化される。

$$\tilde{r}_{t(i)} = c_i + \phi \tilde{r}_{t(i-1)} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t(i-1)}, \varepsilon_{t(i)} = \sigma_{t(i)} z_{t(i)}, z_{t(i)} \sim WN(0,1) \quad (1)$$

$$\sigma_{t(i)}^\delta = \omega + (1 - \beta L - (1 - \alpha L)(1 - L)^d) (|\varepsilon_{t(i)}| - \gamma \varepsilon_{t(i)})^\delta - \sigma^2 + \beta \sigma_{t(i-1)}^\delta \quad (2)$$

(1) 式は平均方程式で、本稿では自己回帰移動平均 (ARMA) モデルを採用する。 $\phi$  と  $\theta$  はパラメータで  $\varepsilon_{t(i)}$  は誤差項、 $z_{t(i)}$  は期待値 0、分散 1 の独立同一分布にしたがう確率変数である<sup>6)</sup>。この、 $z_{t(i)}$  の推定値が、次項の CCF アプローチで使用する、基準化残差である。(2) 式は分散方程式で、Chung (1999) タイプの FIAPARCH モデルである。ただし、 $\sigma^2$  は  $\varepsilon_{t(i)}$  の無条件分散、 $L$  はラグオペレーターを表し、 $L^k y_t = y_{t-k}$  ( $k=0,1,L$ ) である。

このモデルの特徴はパラメータ  $d$  で、これによりボラティリティの長期記憶性をとらえることが可能となる。 $d = 0$  であれば、ボラティリティは短期記憶過程にしたがいがい、 $0 < d < 1$  で

4) ボラティリティ変動モデルについては渡部 (2000) や Xekalak and Degiannakis (2010) が詳しい。

5) Chung (1999) は、Baillie *et al.* (1996) が提唱する FIGARCH モデルや Tse (1998) が提案している FIAPARCH モデルに存在する構造問題を指摘し改良を加えている。詳細は Laurent and Perets (2002), Xekalaki and Degiannakis (2010) を参照。

6) モデルのパラメータ推定は、(1) 式の基準化残差  $z_{t(i)}$  の分布が正規分布にしたがわない事を考慮し、疑似最尤法によっておこなった。(疑似) 最尤推定の詳細は、渡部 (2000) 2.2 節や Sec. 2.2 of Xekalaki and Degiannakis (2010) を参照。



あれば長期記憶過程にしたがう。なお、 $d=0.5$ が定常過程と非定常過程の境界となり、 $d < 0.5$ であれば定常、 $d \geq 0.5$ であれば非定常の長期記憶過程となる。

前期に株価が上がった場合と下がった場合を較べると、これらのショックがボラティリティに異なる影響を与える可能性がある。このようなボラティリティ変動の非対称性を、FIAPARCH モデルでは  $\gamma$  の推定値で判断することができる。 $\gamma=0$ であれば、ボラティリティ変動の非対称性は存在しないということになり、 $\gamma > 0$ であれば、予期せず株高に振れた後よりも、予期せず株安に振れた後のほうが、ボラティリティがより上昇することになる。

また、多くの ARCH 型モデルでは  $\sigma_{t(i)}^2$  の変動を定式化しているのに対し、APARCH モデルでは  $\sigma_{t(i)}^{\delta}$  の変動を定式化しており、パラメータ  $\delta$  も未知パラメータとして推定する<sup>7)</sup>。

#### 4.1.2 CCF アプローチ

FIAPARCH モデルで推定された基準化残差の二乗  $\hat{z}_{t(i)}^2 = \hat{\varepsilon}_{t(i)}^2 / \hat{\sigma}_{t(i)}^2$  を用いて、Cheung and Ng (1996) が提案する CCF アプローチにより、各市場間における分散の因果性を検定する。CCF アプローチは、因果関係のラグに関する情報を知ることができるという特徴のほかにも、検定統計量が漸近的に標準正規分布にしたがうため正規性の仮定に依存しないという特徴を有している (Hamori 2003, pp.2)。

ここでは  $x$  市場と  $y$  市場の分散因果性を検定するケースを考える。それぞれの基準化残差の二乗  $\hat{z}_{x,t(i)}^2$  と  $\hat{z}_{y,t(i)}^2$  の  $k$  次ラグの標本時差相関係数 (sample cross-correlation function)  $\rho_{xy}(k)$  は以下のように表される。

$$\rho_{xy}(k) = \text{Cov}_{xy}(k) / \sqrt{\text{Var}_x \times \text{Var}_y} \quad (3)$$

ただし、 $\text{Var}_x$  と  $\text{Var}_y$  はそれぞれ  $\hat{z}_{x,t(i)}^2$  と  $\hat{z}_{y,t(i)}^2$  の分散、 $\text{Cov}_{xy}(k)$  は標本時差共分散 (sample cross-covariance) である。

ここで、 $k$  次ラグの検定統計量  $CCF(k)$  は以下のように定義される。

$$CCF(k) = \sqrt{T} \times n \rho_{xy}(k) \quad (4)$$

Cheung and Ng (1996) は、サンプル数  $T$  が無限大に近づくにつれ、(4) 式から得られた検定統計量が漸的に標準正規分布にしたがうことを証明した。したがって、 $H_0: CCF(k) = 0$  (因果関係が存在しない)、 $H_1: CCF(k) \neq 0$  (因果関係が存在する) の仮説検定をおこない、 $k$  次

7) APARCH モデルは7種類の ARCH 型モデルを特殊ケースとして含んでおり、パラメータ推定結果により、異なる ARCH 型モデルを定式化することができる (例えば、 $\delta = 2$ 、 $\gamma = 0$  であれば通常の GARCH モデルとなる)。詳細は Ding *et al.* (1993) Appendix A、渡部・佐々木 (2006) を参照。

のラグにおける変数間の因果性の有無を分析することが可能となる。具体的に、 $k > 0$  の場合、帰無仮説  $H_0$  が棄却されない（される）場合は、 $x$  市場から  $y$  市場への分散の因果性が存在しない（する）こととなる。逆に  $k < 0$  の場合には、 $y$  市場から  $x$  市場への因果性を検定できる。

## 4.2 推定結果

### 4.2.1 AR-FIAPARCH モデルの推定結果

AR-FIAPARCH モデルの推定結果は表3にまとめられている。パラメータ  $d$  の推定値は、全ての株価指数において有意水準 1% で 0 より大きく、かつ、0.5 より小さい。このことは株式市場の日中ボラティリティが長期記憶過程にしたがっており、しかも定常であることを示している。

ボラティリティの非対称性をとらえるパラメータ  $\gamma$  の推定値は、有意水準 1% で正の値をとっており、株価上昇後よりも株価下落後の方が、ボラティリティがより高まる傾向にあることがわかる。これは、これまでの日次データを用いた多くの先行研究と整合的な結果である（例えば、渡部（2000）、西村（2009）など）。

全ての株価指数において  $\delta = 2$  の帰無仮説は棄却されず、 $\delta$  は有意に 2 から乖離しないことが示された。

最後に、次節の CCF アプローチで使用する基準化残差の二乗の自己相関を調べておこう。表中の  $LB^2_{10}$  は Ljung-Box 統計量で、基準化残差の二乗が、ラグ 1 期から 10 期において自己相関がすべて 0 であるという帰無仮説を検定する。この統計量によると、全てのケースで有意水準 10% でも帰無仮説は棄却されない。したがって、本稿が採用したモデルの定式化が支持され、次節の分散因果性の検定に基準化残差の二乗を用いることが可能となる。

表3. ARMA-FIAPARCH モデルの推定結果

	<i>SH</i>	<i>SZ</i>	<i>DOW</i>	<i>SP500</i>
<i>c</i>	-0.002 (0.003)	-0.003 (0.004)	0.000 (0.002)	0.000 (0.002)
$\phi$	0.247*** (0.042)	0.369*** (0.064)	0.204 (0.330)	0.151 (0.256)
$\theta$	-0.189*** (0.040)	-0.345*** (0.063)	-0.235 (0.327)	-0.179 (0.255)
<i>d</i>	0.481*** (0.045)	0.368*** (0.034)	0.487*** (0.041)	0.513*** (0.047)
<i>a</i>	0.073** (0.030)	0.063 (0.046)	0.322*** (0.048)	0.276*** (0.039)
$\beta$	0.557*** (0.054)	0.433*** (0.063)	0.721*** (0.037)	0.729*** (0.038)
$\gamma$	0.155*** (0.069)	0.095** (0.043)	0.171*** (0.054)	0.140*** (0.045)
$\delta$	1.958** (0.112)	1.969*** (0.100)	1.921*** (0.063)	1.953*** (0.058)
<i>LL</i>	-1010.200	-1373.404	1270.223	1013.013
$LB^2_{10}$	1.896	10.139	4.916	10.008
Obs	6370	6370	10536	10536

(注) \*\*、\* はそれぞれ 1%、5% 水準で有意であることを意味する。推定は疑似最尤法によっておこなった。括弧内の数値は標準誤差で、疑似最尤法の標準誤差である。*LL* は対数尤度を表す。 $LB^2_{10}$  は基準化残差の二乗が 1 次から 10 次までの自己相関が存在しないという帰無仮説を検定するための Ljung-Box 統計量。

#### 4.2.2 CCF アプローチによる分散因果性の推定結果

本項では、FIAPARCH モデルから得た基準化残差の二乗を用い、その分散について時差相関係数を計算し、有意度を検定することによって、米国内および中国内のそれぞれの市場間における分散の因果性を明らかにする。

リーマン危機がボラティリティの波及効果に与えた影響を明らかにするため、ここでは2008年9月15日を基点に、危機前（2008年7月15日～9月14日）と危機後（2008年9月15日～2009年1月31日）にサンプル期間を分割して分析をおこなう。検定結果は表4に整理されている。ここでは最大5期（30分）までのラグを検定した<sup>8)</sup>。

$k = 0$  の CCF 統計量は全て1%水準で有意に正の値を取っており、SH と SZ および DOW と SP500 の相関は極めて高い。ボラティリティ波及効果の方向は市場間の情報伝達の方向性を示しているが、この角度から見れば、各国内における市場間では5分以内に情報伝達を終えているともいえよう。近年における通信技術の発展に伴い、各市場から発信される情報は迅速に他の市場に伝わり、これらの情報が投資家に影響を与えていると考えられる。本稿はデータの制約により5分間データを用いたが、さらに精度の高い分析をおこなうためには、より高頻度のデータを用い、複雑なデータ処理をおこなう必要がある。これは今後の課題としたい。

また、米国市場の方が中国市場よりも CCF 統計量が大きくなっていることがわかる。さらに、リーマン危機前後の CCF 統計量の大きさを比較すると、危機後の方が高くなっている。これは金融危機時には株価の連動性が高まるという Kim (2005)、Boyer *et al.* (2006) などの検定結果と整合的である。

表4. CCF アプローチによる分散因果性の検定結果

k	危機前				危機後			
	SH ⇔ SZ		DOW ⇔ SP500		SH ⇔ SZ		DOW ⇔ SP500	
0	37.538***		54.037***		43.749***		79.488***	
	lag	lead	lag	lead	lag	lead	lag	lead
1	-1.616	-0.363	-0.069	0.655	-1.012	11.143***	-0.682	-0.269
2	0.480	0.708	-1.558	-1.762	0.622	-0.393	3.046***	1.496
3	-0.701	-0.313	-0.698	-0.527	1.133	0.728	0.806	1.153
4	0.748	0.153	-1.639	-1.554	0.048	0.278	1.450	1.634
5	1.766	0.510	-1.077	-1.091	-1.206	-1.167	0.640	0.810

(注) \*\*\* は1%水準で有意であることを意味する。表中の数値は CCF 統計量。Lag は SH から SZ へ、は DOW から SP500 への因果関係を、Lead は SZ から SH へ、SP500 から DOW への因果関係を表す。

8) 表4では最大5期（30分）までの検定結果のみが報告されているが、実際にはラグをさらにのばして30期（5分から150分）までの CCF を計算した。しかし、全ての組み合わせで危機前後のどの期間においても有意な分散の因果性を検出できなかったため、6期以降の検定結果は割愛している。

## 5. 米中株式市場間の夜間ボラティリティ波及効果

前節では一国内の株式市場間における日中のボラティリティ波及効果について分析をおこなった。本節では、米中株式市場間の株価の国際連関に焦点をあてる。図3には米国市場と中国市場の立会時間が示されている。これらの市場の第 $t$ 日における立会時間を見てみると、中国市場が先で、米国市場が後となり、重複する時間は存在しない。したがって、米国市場でのボラティリティに変化があったとしても、その影響が表れるには、翌日になって中国市場が開くのを待たなければならない。前述したが、Ross (1989) は市場間の情報フローとボラティリティとの関係を理論的に示しており、この角度から見ると、中国株式市場が取引をおこなっていない夜間に、米国市場で発生したボラティリティが重要な情報となって伝わり、中国株式市場の始値に影響し、ひいては夜間ボラティリティを高めるのではないかと推論できる。また、中国市場の日中ボラティリティから米国市場の夜間ボラティリティへの逆方向の伝播も当然考えられる。以上を鑑み、ここでは中国と米国株式市場間の夜間のボラティリティ波及効果について実証分析をおこなう。

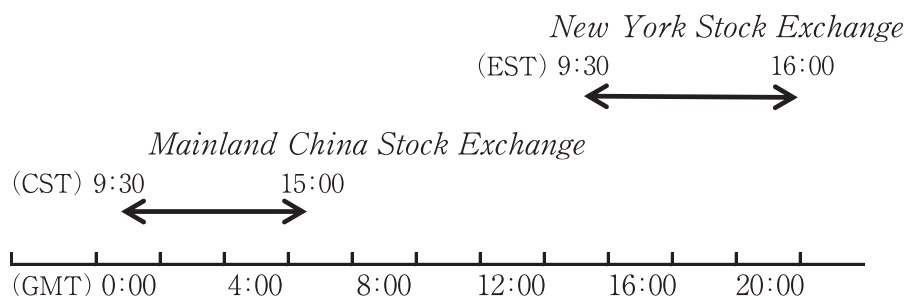


図3. 米中株式市場の立会時間

### 5.1 分析方法

本節の分析対象となる夜間ボラティリティは長期記憶性の特徴を有していない。また、他市場の日中ボラティリティを外生変数としてモデルに加えるが、ボラティリティは対数変換することによって正規分布に近づくという特徴がある<sup>9)</sup>。Nelson (1991) の提案した EGARCH

9) 事実、以下の (7) 式から計算される SH、SZ、DOW および SP500 の日中ボラティリティの原系列と対数系列に対し Jarque-Bera 検定をおこなった。結果、原系列がそれぞれ 3643.4、708.4、2819.9 および 1402.2 と極めて高い値で正規分布にしたがうという帰無仮説を棄却したのに対し、対数系列は 7.92、15.75、4.98 および 5.28 へと低下して。このことからボラティリティは対数を取るにより正規分布に近づくということが確認できる。

(Exponential GARCH) モデルはボラティリティではなく、 $\sigma_t^2$ ではなく、その対数値  $\ln(\sigma_t^2)$  の変動を定式化しており、説明変数に非負制約を課す必要がない。したがって、ここでは EGARCH モデルを用いる。y 市場から x 市場への夜間のボラティリティ波及効果を検証する ARMA (1,1) - EGARCH (1,1) モデルは、以下のように定式化される。

$$r_{x,t(night)} = c_x + \phi r_{x,t-1(night)} + \varepsilon_{x,t(night)} + \theta \varepsilon_{x,t-1(night)} + \delta D_{x,t} \cdot \varepsilon_{x,t} = \sigma_{x,t} z_{x,t}, z_{x,t} \sim WN(0,1) \quad (5)$$

$$\ln(\sigma_{x,t(night)}^2) = \omega_x + \beta \ln(\sigma_{x,t(night)}^2) + \gamma z_{x,t-1} + a |z_{x,t-1}| + \lambda \ln(\sigma_{y,t-1(itraday)}^2) \quad (6)$$

本節ここで  $r_{x,t(night)}$  は第  $t$  日における  $x$  市場の夜間リターン。  $z_{x,t}$  はホワイト・ノイズを仮定する。また、  $D_{x,t}$  は休日ダミーで、第  $t-1$  日の  $x$  市場が休日であれば 1、それ以外は 0 となる。

$\sigma_{y,t-1(itraday)}^2$  は第  $t-1$  日の  $y$  市場における日中ボラティリティである。具体的には、(2) 式の FIAPARCH モデルから得た条件付き分散を（夜間ボラティリティを除く）一日にわたって足し合わせた。

$$\sigma_{t(itraday)}^2 = \sum_{i=2}^n \hat{\sigma}_{t(i)}^2 \quad (7)$$

と定義する<sup>10)</sup>。ここで、 $\hat{\sigma}_{t(i)}^2$  は FIAPARCH モデルから推定された第  $t$  日第  $i$  時における条件付き分散である。したがって、(6) 式のパラメータ  $\lambda$  は、 $y$  市場で発生した日中ボラティリティに対する  $x$  市場の反応程度を表す。一般的に、ある市場でのボラティリティの高まりは他市場のボラティリティを高める効果があると考えられるため、パラメータ  $\lambda$  はプラスが期待される。

本節では 1 日内のボラティリティの波及効果を研究対象としているため、株式市場の時差問題を考慮しなければならない。前掲の図 3 からわかるように、米中市場の第  $t$  日における立会時間を見てみると、中国株式市場が先で、米国市場が後となり、重複する時間は存在しない。つまり、第  $t$  日の中国の日中ボラティリティは同じ第  $t$  日の米国の夜間ボラティリティに影響を与えるが、第  $t$  日の米国の日中ボラティリティは、第  $t+1$  日の中国の夜間ボラティリティに影響を与えることとなる。つまり、影響を与える順序は  $USA_{t+1} \Rightarrow CHN_t \Rightarrow USA_t \Rightarrow CHN_{t+1} \Rightarrow L$  となることに留意する必要がある。

10) 検定の頑健性を高めるために、(7) 式で定義される日中ボラティリティに換えて補論の (A4) 式で定義される Realized Volatility を使って検定をおこなったが、検定結果に大きな違いは出なかった。

## 5.2 推定結果

他市場の日中ボラティリティを外生変数として加えた ARMA-EGARCH モデルの推定結果は表 5 に示されている。ボラティリティ波及効果を示すパラメータ  $\lambda$  であるが、リーマン危機前においては、全ての市場間の検定ではパラメータ  $\lambda$  は 0、つまり波及効果が存在しないという結果となった。これはリーマン危機以前から中国市場への情報の伝播は限定的であることを示唆しており、洪ら (2004)、劉・陳 (2008)、西村 (2009) といった先行研究と整合的である。一方で、リーマン危機後には、DOW と SP500 から SH への一方的な波及効果が共に有意水準 1% の下で正値が検出された。リーマン危機後国際株式市場間のボラティリティの波及効果、つまり情報伝達効果は有意に高まっていることが確認された。なお、有意に検出されたパラメータ  $\lambda$  はすべて正値をとっており、ある株式市場でのボラティリティの変動が他市場のボラティリティを高める効果があるという期待どおりの結果となった。なお、リーマン危機発生前後ともに、DOW および SP500 から SZ への有意なボラティリティの波及効果は確認されなかった。これは、情報伝達の角度から見ると、深圳市場の開放度が上海には及ばないことを示唆している。

最後に、モデルの定式化のチェックの一つとして、残差の自己相関を調べておこう。表中の  $LB_{10}$  と  $LB_{10}^2$  はそれぞれ基準化残差および基準化残差の二乗が、ラグ 1 次から 10 次において自己相関がすべて 0 であるという帰無仮説の検定をするための Ljung-Box 統計量である。この統計量によると、全てのケースで有意水準 10% でも帰無仮説は棄却されない。したがって、本稿が採用したモデルでは基準化残差は独立であり、モデルの定式化が支持される。

表 5. ARMA-EGARCH モデルの推定結果

		SH ⇒ DOW	SH ⇒ SP500	SZ ⇒ DOW	SZ ⇒ SP500	DOW SH ⇒	DOW SZ ⇒	SP500 SH ⇒	SP500 SZ ⇒
危 機 前	$\omega$	0.381 (0.625)	0.288 (0.967)	0.627 (0.705)	-2.464 (2.421)	-0.371 (0.567)	-2.386** (1.079)	-0.397 (0.546)	-2.268** (0.993)
	$\beta$	1.031*** (0.138)	1.061*** (0.113)	0.979*** (0.153)	-0.931 (0.079)	-0.216 (0.394)	-0.997*** (0.117)	-0.179 (0.441)	-0.968*** (0.113)
	$\alpha$	-0.118 (0.534)	-0.073 (0.674)	-0.244 (0.593)	0.447 (0.556)	-0.507 (0.506)	0.480 (0.519)	-0.519 (0.515)	0.559 (0.442)
	$\gamma$	-0.010 (0.284)	0.153 (0.339)	-0.085 (0.250)	-0.134 (0.175)	0.804* (0.415)	0.407* (0.452)	0.791* (0.410)	0.535 (0.378)
	$\lambda$	-0.145 (0.352)	-0.025 (0.427)	-0.310 (0.367)	-1.623 (1.515)	-0.380 (1.072)	0.930 (0.985)	-0.122 (0.882)	0.593 (1.053)
	$LL$	-31.785	-20.972	-31.165	-18.937	-47.779	-38.088	-47.841	-38.263
	$LB_{10}$	7.6632	7.5991	7.1632	4.0629	8.5346	2.9639	8.3464	3.0320
	$LB_{10}^2$	3.7770	11.980	4.7490	8.4687	7.0107	4.1885	7.6197	3.7521
	危 機 前	$\omega$	0.154 (0.151)	0.154 (0.151)	-0.252 (0.317)	-0.337 (0.353)	-0.530 (0.492)	0.107*** (0.004)	-0.949* (0.552)
$\beta$		-0.897*** (0.106)	0.761** (0.302)	0.853*** (0.301)	0.835*** (0.229)	-0.605*** (0.130)	0.978*** (0.027)	-0.397** (0.197)	0.945 (0.038)
$\alpha$		0.452* (0.245)	0.259 (0.266)	0.313 (0.276)	0.324 (0.261)	-1.053*** (0.320)	-0.173*** (0.000)	-1.001*** (0.204)	-0.104 (0.080)
$\gamma$		0.023 (0.152)	-0.336* (0.188)	-0.169 (0.152)	-0.278 (0.182)	-0.176 (0.197)	-0.140 (0.068)	-0.107 (0.254)	-0.215 (0.072)
$\lambda$		0.008 (0.263)	0.117 (0.205)	0.026 (0.205)	0.047 (0.177)	1.262*** (0.304)	0.004 (0.012)	1.340*** (0.322)	0.022 (0.053)
$LL$		-140.83	-130.79	-143.35	-131.16	-155.92	-152.69	-155.90	-155.76
$LB_{10}$		7.1905	8.2693	7.9055	8.6129	6.8653	11.128	6.8410	9.5736
$LB_{10}^2$		7.1905	9.7421	11.882	8.6129	5.1917	4.1184	3.8801	2.7604

(注) \*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ 1%, 5%, 10%水準で有意であることを意味する。推定は疑似最尤法によっておこなった。括弧内の数値は標準誤差で、疑似最尤法の標準誤差である。 $LL$  は対数尤度を表す。 $LB_{10}^2$  は基準化残差の二乗が1次から10次までの自己相関が存在しないという帰無仮説を検定するためのLjung-Box統計量。

## 6. まとめ

本稿は、2008年7月15日から2009年1月31日の米中株式市場の5分間データを用い、2008年9月米大手証券リーマン・ブラザーズの経営破綻に端を発した金融危機の前後における、米国市場と中国市場の夜間および各国内の異なる市場間での日中のボラティリティの波及効果について実証的に分析をおこなった。具体的には、国内市場間の日中ボラティリティの波及効果に関しては、FFF回帰を用いて日中周期性を取り除いた後、CCFアプローチによる分散因果性の検定をおこなった。米中市場間の夜間のボラティリティ波及効果に関しては、米国

(中国)市場の日中ボラティリティが中国(米国)市場の夜間ボラティリティに与える影響を、EGARCHモデルを用いて検定した。

検定の結果、2008年9月15日のリーマン危機以降、各市場間におけるボラティリティの波及効果は高まっていること明らかとなった。また、米国市場から上海市場へのボラティリティ波及効果が検出された一方で、深圳市場のボラティリティへの有意な波及効果は確認されなかった。このことは、情報伝達の角度から見ると、深圳市場の開放度が上海には及ばないことを示している。さらに、近年の通信技術の発展に伴い、国内市場間の情報伝達は5分以内に終わっている可能性も明らかとなった。

本稿の実証結果を見ると、リーマン危機前後どの期間においても、米国市場は中国市場からの影響を受けていない。劉・陳(2008)、西村(2009)といった2007年以前のデータを用いて分析をおこなった先行研究では中国市場から米国市場への一方的なボラティリティの波及効果が報告されており、本稿の結果とは整合的ではない。このような異なる結果を得た理由は明確ではないが、2007年のサブプライム危機発生以来、市場間の情報フローに何らかの変化が起こったのではないかと推論される。世界経済が比較的安定していた時期には、世界経済成長のエンジンである中国の情報が投資家の投資行動に影響を与えていたが、金融危機発生以降は、世界各国の経済成長率が急激に鈍化する中、機関投資家たちは実際に自らが分散投資をおこなっているマーケットの動向をより注目するようになったのではないかと考えられる。米国を中心とする主要国の機関投資家のポートフォリオは世界各国に広く分散されており、そのポートフォリオの調整によって各国の株価が連動していることは十分に考えられる。しかし、中国では金融部門に対する厳しい規制が存在しており、適格国外機関投資家(Qualified Foreign Institutional Investors、QFII)資格の認可を受けている機関投資家に部分的に開放されているにすぎず、中国株式市場における外国人投資家の規模は極めて小さい<sup>11)</sup>。したがって、もし機関投資家自らが分散投資をおこなっているマーケットの動向をより注目するようになると、実際に投資をおこなっていない中国からの影響は小さくなるはずである。以上はあくまで推論であり、さらなる分析は今後の課題としたい。

---

11) 2008年末までに中国証券管理監督委員会からQFIIの批准を受けた海外機関投資家は76社で、投資可能金額は134.05億米ドルとなっている。その内、QFIIが保有している株式はA株市場の1.79%にすぎない。



### 補論 A Flexible Fourier Form (FFF) 回帰

この補論 A では、本稿で日中周期性を除くために用いた FFF 回帰について説明する。

第  $t$  日の時間  $i$  に観測された日中リターン  $r_{t(i)}$  ( $t = 1, 2, \dots, T; i = 1, 2, \dots, n$ ) を

$$r_{t(i)} = E[r_{t(i)}] + \sigma_{t(i)} s_{t(i)} z_{t(i)} \quad (\text{A1})$$

とあらわす。ここで、 $E[r_{t(i)}]$  は期待リターン、 $\sigma_{t(i)}$  は日中ボラティリティ・ファクター、 $s_{t(i)}$  は周期ファクター、 $z_{t(i)}$  は平均 0、分散 1 のホワイト・ノイズである。なお、これらは互いに独立で、 $\sigma_{t(i)}, s_{t(i)} > 0$  を仮定する。

(A1) 式を二乗して対数をとる

$$x_{t(i)} \equiv 2\ln(|r_{t(i)} - E[r_{t(i)}]|) \ln(\sigma_{t(i)}^2) = c + 2\ln(s_{t(i)}) + u_{t(i)} \quad (\text{A2})$$

と変形する。ただし、 $c = E[\ln(z_{t(i)}^2)]$ 、 $u_{t(i)} = \ln(z_{t(i)}^2) - E[\ln(z_{t(i)}^2)]$  である。

この周期ファクター  $s_{t(i)}$  については、Andersen and Bollerslev (1997, 1998b) は、Gallant (1981) が提唱する以下の FFF (Flexible Fourier Form)  $f(\theta; t(i))$  を採用し、(A2) 式を推定する。

$$2\ln(s_{t(i)}) = f(\theta; t(i)) \sum_{j=2}^J \sigma_t^j \left[ \mu_{0,j} + \mu_{1,j} \frac{i}{N_1} + \mu_{2,j} \frac{i^2}{N_2} + \sum_{l=2}^P \left( \gamma_{l,j} \cos \frac{2l\pi i}{n} + \delta_{l,j} \sin \frac{2l\pi i}{n} \right) + \sum_{k=2}^D \lambda_k I_k(t(i)) \right] \quad (\text{A3})$$

ここで、 $t$  は観測日、 $i$  は観測時刻、 $n$  は日中の観測数、 $N_1 = (n+1)/2$ 、 $N_2 = (n+1)(n+2)/6$  で、 $\mu_{0,j}$ 、 $\mu_{1,j}$ 、 $\mu_{2,j}$ 、 $\gamma_{l,j}$ 、 $\delta_{l,j}$ 、 $\lambda_k$  は推定されるパラメータである。第 2、第 3 項は、日中のタイムトレンドを、第 4 項は、日中周期性を表す。最後の項の  $I_k(t(i))$  は、あるイベントによるボラティリティの急激な変動をとらえるためのイベントダミーで、第  $t$  日の時間  $i$  にイベントが発生したら 1、それ以外であれば 0 となる。本稿では、曜日をイベントとして、曜日効果 (day-of-the week effect) を考慮している<sup>12)</sup>。

実際のデータを用いて推定を実行する場合、以下のような二段階の手順を踏む。

第一段階として、(A3) 式の被説明変数  $x_{t(i)}$  は  $E[r_{t(i)}]$  と  $\sigma_{t(i)}^2$  から構成されているため、まずこれらを確定する必要がある。Andersen and Bollerslev (1997, 1998b) では、 $E[r_{t(i)}]$  は  $r_{t(i)}$  のサ

12)  $J = 0$ 、 $P = 0$  とすると Gallant (1981) の標準的 FFF となるが、Andersen and Bollerslev (1997) は、 $J \geq 1$  とし  $\sigma_t^j$  と周期パターンとの相互効果を考慮することが重要であるとしており、本稿も後者にしたがっている。なお、 $J$  と  $P$  の次数であるが、 $J$  を 1 から 2 まで、 $P$  を 1 から 20 まで変えて推定し、SIC (Schwarz information criterion) を最小とする次数を選択した。

サンプル平均  $\bar{r}_{t(i)}$  で、 $\sigma_{t(i)}^2$  は GARCH モデルで推定した  $\hat{\sigma}_t^2$  を用いて計算した  $\hat{\sigma}_{t(i)}^2 = \hat{\sigma}_t^2 / n$  を使う方法を提案している。本稿では、Andersen and Bollerslev (1998a) によって提唱されたより精度の高いボラティリティの推定量である Realized Volatility (RV) を用い、 $\sigma_{t(i)}^2$  を  $\hat{\sigma}_{t(i)}^2 = RV_t / n$  に置き換えて (A2) 式の推定をおこなう<sup>13)</sup>。なお、第  $t$  日の RV は、日中リターンの二乗値を 1 日にわたって足し合わせた

$$RV_t = \sum_{i=1}^n r_{t(i)}^2 \quad (\text{A4})$$

と定義され、日中リターンの観測数  $n$  が十分に大きければ、 $RV_t$  は一定の条件の下で真のボラティリティの精度の高い一致推定量となることが証明されている (Andersen *et al.* (2001)、Barndorff-Nielsen and Shephard (2002) 等)<sup>14)</sup>。

第 2 段階では、この  $\bar{r}_{t(i)}$  と  $\sigma_{t(i)}^2$  を用いて、OLS で (A3) 式を推定する。

なお、日中周期性を除去した日中リターンは、このように推定された周期ファクター  $\hat{s}_{t(i)}$  を用いて、 $\tilde{r}_{t(i)} = r_{t(i)} / \hat{s}_{t(i)}$  として算出される。

13) 外国市場を対象としたボラティリティ予測の実証研究では Andersen *et al.* (2003)、Koopman *et al.* (2005) などが、日本国内の株式市場を対象とした実証研究では渡部 (2007)、柴田 (2008) などがあり、いずれも ARCH 型モデルを用いるよりも RV を用いた方が、ボラティリティ予測のパフォーマンスが高まると結論している。

14) 一方、一日における観測頻度が高いほど、マーケット・マイクロストラクチャー・ノイズが RV に占めるウェイトが高まり、真のボラティリティとの乖離が生じてしまうことが、Ait-Sahalia *et al.* (2005) などで報告されている。したがって、実際に高頻度データを使用し RV を計算する際、マーケット・マイクロストラクチャー・ノイズの影響を限定しつつ、サンプルを最大限に活かす頻度を探す必要がある。この問題に対し、Andersen *et al.* (2001)、Koopman *et al.* (2005)、渡部 (2007) をはじめとする多くの先行研究では、5 分間の頻度を採用しており、本稿でもこれを踏襲する。

参考文献

- 柴田舞 (2008) 「高頻度データによるボラティリティの推定：Realized Volatility のサーベイと日本の株価指数および株価指数先物の実証分析」『金融研究』第 27 巻第 1 号, pp.1-54。
- 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』第 58 巻第 4 号, pp.352-373。
- 渡部敏明・佐々木浩二 (2006) 「ARCH 型モデルと “Realized Volatility” によるボラティリティ予測とバリュー・アット・リスク」『金融研究』第 25 巻別冊第 2 号, pp.39-74。
- Aït-Sahalia, Y., P. A. Mykland, and L. Zhang (2005), “How Often to Sample a Continuous-Time Process in the Presence of Market Microstructure Noise,” *Review of Financial Studies*, 18 (2), pp.351-416.
- Andersen, T. G. and T. Bollerslev (1997), “Intraday Periodicity and Volatility Persistence in Financial Markets,” *Journal of Empirical Finance*, 4 (2-3) , pp. 115-158.
- Andersen, T. G. and T. Bollerslev (1998a), “Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts,” *International Economic Review*, 39 (4), pp.885-905.
- Andersen, T. G. and T. Bollerslev (1998b), “Deutsche Mark-Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements, and Longer Run Dependencies,” *The Journal of Finance*, 23 (1), pp.219-265.
- Andersen, T. G., T. Bollerslev and J. Cai (2000), “Intraday and Interday Volatility in the Japanese Stock Market,” *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 10 (2), pp.107-130.
- Andersen, T. G., T. Bollerslev, F. X. Diebold, and P. Labys. (2001), “The Distribution of Exchange Rate Volatility.” *Journal of the American Statistical Association*, 96, pp.42-55.
- Andersen, T. G., T. Bollerslev, F. X. Diebold and P. Labys (2003), “Modeling and Forecasting Realized Volatility,” *Econometrica*, 71 (2), pp.579-625.
- Baillie, R. T., T. Bollerslev and H. O. Mikkelsen (1996), “Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” *Journal of Econometrics*, 74 (1), pp.3-30.
- Barndorff-Nielsen, O. E. and N. Shephard (2002), “Estimating Quadratic Variation Using Realized Variance,” *Journal of Applied Econometrics*, 17 (5), pp.457-477.

- Blackman, S. C., K. Holden and W. A. Thomas (1994), "Long-Term Relationships between International Share Prices," *Applied Financial Economics*, 4 (4), pp.297-304.
- Boyer, B. H., T. Kumagai, and K. Yuan (2006), "How Do Crises Spread? Evidence from Accessible and Inaccessible Stock Indices," *The Journal of Finance*, 61, pp.957-1003.
- Cheung, Y. W. and L. K. Ng (1996), "A Causality-in-Variance Test and its Application to Financial Market Prices," *Journal of Econometrics*, 72 (1-2), pp.33-48.
- Chung, C-F (1999), "Estimating the Fractionally Integrated GARCH Model," Working Paper, Institute of Economics, Academia Sinica, 1999.
- Ding, Z., C. W. J. Granger and R. F. Engle (1993), "A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model," *Journal of Empirical Finance*, 1 (1), pp.83-106.
- Gallant, A. R. (1981), "On the Bias in Flexible Functional Forms and an Essentially Unbiased Form: The Fourier Flexible Form," *Journal of Econometrics*, 15 (2), pp.211-245.
- Hamao, Y., R. W. Masulis and V. Ng (1990) "Correlations in Price Changes and Volatility across International Stock Markets," *Review of Financial Studies*, 3 (2), pp.281-307.
- Hamori, S. (2003), *An Empirical Investigation of Stock Markets: the CCF Approach*, Boston : Kluwer Academic Publishers.
- Jarque, C. M. and A. K. Bera (1987), "A Test for Normality of Observations and Regression Residuals," *International Statistical Review*, 55 (2), pp.163-172.
- Jeon, B. N. and G. M. Von Furstenberg (1990), "Growing International Co-Movement in Stock Price Indexes," *Quarterly Review of Economics and Business*, 30 (3), pp.15-30.
- Kim, S-J, (2005), "Information Leadership in the Advanced Asia-Pacific Stock Markets: Return, Volatility and Volume Information Spillovers from the US and Japan," *Journal of the Japanese and International Economies*, 19, pp.338-365.
- Koopman, S. J., B. Jungbacker, and E. Hol. (2005), "Forecasting Daily Variability of the S&P 100 Stock Index Using Historical, Realised and Implied Volatility Measurements," *Journal of Empirical Finance*, 12 (3), pp.445-475.
- Lai, M., K. S. Lai and H. Fang (1993), "Dynamic Linkages between the New York and Tokyo Stock Markets: A Vector Error Correction Analysis" , *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 3 (2), pp.73-96.

- Laurent, S. and Perets J. P. (2002) "G@RCH 2.2: An Ox Package for Estimating and Forecasting Various ARCH Models," in M. McAleer and L. Oxley (eds.), *Contributions to Financial Econometrics: Theoretical and Practical issues*, pp.211-250, Oxford: Blackwell Publishing Ltd.
- Ljung, G. M. and G. E. P. Box (1978), "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models," *Biometrika*, 65 (2), pp.297-303.
- Nelson, D. B. (1991), "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach," *Econometrica*, Vol.59 No.2, pp.347-370.
- Ross, S. A. (1989), "Information and volatility: the no-arbitrage martingale approach to timing and resolution irrelevancy," *Journal of Finance*, 44 (1), pp.1-17.
- Tse, Y. K. (1998), "The Conditional Heteroscedasticity of the Yen-Dollar Exchange Rate," *Journal of Applied Econometrics*, 13 (1), pp.49-55.
- Kekalaki, E. and S. Degiannakis (2010), *ARCH Models for Financial Applications*, New York: John Wiley & Sons.
- 刘程、陈思翀：《中国与 international 证券市场间的风险传导模式 - 基于方差因果性研究的新证据》，《世界经济文汇》，2008 年第 5 期，第 30-44 页。
- 洪永淼、成思危、刘艳辉、汪寿阳：《中国股市与世界其他股市之间的大风险溢出效应》，《经济学》，2004 年第 3 期，第 703-726 页。
- 西村友作：《中美两国股票市场联动性研究 - 基于 CCF 检验法的新证据》，《经济评论》，2009 年第 2 期，第 43-49 页。