

## 解 説

### 2 変量GARCHモデルによるヘッジの効率性

東京都立大学経済学部教授

渡部敏明

東京都立大学大学院社会科学研究科博士課程 柴田 舞

#### 1. はじめに

先物を保有する目的の一つに現物の価格変動のリスクヘッジがある。現物と先物から構成されるポートフォリオの価格変化率の分散を最小にするために必要な現物1単位あたりの先物保有高を最適ヘッジ比率と呼び、それは現物と先物の価格変化率の共分散を先物の価格変化率の分散で割った値になる。そこで、もし現物と先物の価格変化率の分散や共分散が時間を通じて変動するならば、最適ヘッジ比率もそれに伴って変動することになる。複数の資産の価格変化率の分散や共分散の時間を通じた変動を明示的に定式化する代表的な時系列モデルに多変量GARCHモデルがある。本稿は現物と先物の価格変化率を2変量GARCHモデルで定式化し、それによって最適ヘッジ比率を計算することで、ヘッジの効率性が上昇するかどうかを日経平均株価指数およびその先物のデータを使って実証分析したものである。

#### 2. 最適ヘッジ比率

現物1単位のt-1期からt期までの価格変動をヘッジするためにt-1期において $\phi_t$ 単位の先物を保有するものとして、このとき、現物と先物の価格変化率をそれぞれ $s_t$ ,  $f_t$ で表すと、最適ヘッジ比率とは、 $s_t - \phi_t f_t$ のt-

1期の情報に基づく条件付分散を最小にする $\phi_t$ のことである。ここで、 $s_t$ ,  $f_t$ のt-1期の情報に基づく条件付分散をそれぞれ $h_{s,t}$ ,  $h_{f,t}$ 、 $s_t$ と $f_t$ の条件付共分散を $h_{sf,t}$ で表すと、 $s_t - \phi_t f_t$ のt-1期の情報に基づく条件付分散は、

$$h_{s,t} + \phi_t^2 h_{f,t} - 2\phi_t h_{sf,t}$$

となり、これを最小化する $\phi_t$ は、

$$\phi_t^* = h_{sf,t} / h_{f,t} \quad (1)$$

である。もし $h_{sf,t}$ や $h_{f,t}$ が時間を通じて一定であれば、最適ヘッジ比率 $\phi_t^*$ も時間を通じて一定となり、 $s_t$ を $f_t$ に回帰した係数として最小2乗法(OLS)により簡単に推定できる。しかし、 $h_{sf,t}$ や $h_{f,t}$ が時間を通じて変動する場合には、それらを各期各期予測し、予測された値を(1)式に代入することにより最適ヘッジ比率を計算しなければならない。

#### 3. 2変量GARCHモデル

まず、現物の価格変化率 $s_t$ と先物の価格変化率 $f_t$ を以下のように定式化する。

$$s_t = \mu_s + \varepsilon_{s,t}, \quad f_t = \mu_f + \varepsilon_{f,t} \quad (2)$$

ここで、 $\mu_s$ ,  $\mu_f$ はそれぞれ $s_t$ ,  $f_t$ の平均を表す。誤差ベクトル $[\varepsilon_{s,t}, \varepsilon_{f,t}]'$ のt-1期の情報に基づく条件付分布は平均 $[0,0]'$ の2変量正規分布であると仮定する。

$\varepsilon_{s,t}$ ,  $\varepsilon_{f,t}$ の条件付分散 $h_{s,t}$ ,  $h_{f,t}$ および条件付共分散 $h_{sf,t}$ の変動を定式化するために、本稿では2変量GARCHモデルを用いる。2変量GARCHモデルはいくつかの異なるモデルが提案されている(詳しくは

Bollerslev / Engle / Nelson (1994) を参照のこと) が、本稿の分析では代表的なモデルである(a)ベクトルGARCHモデル、(b)対角化ベクトルGARCHモデル、(c)相関係数一定モデル、(d)BEKKモデルをすべて用いている。以下、これらのモデルについて説明する。

#### (a) ベクトルGARCHモデル

ベクトルGARCHモデルでは、 $h_{s,t}$ ,  $h_{f,t}$ ,  $h_{sf,t}$  の変動を次のように定式化する。

$$\begin{pmatrix} h_{s,t} \\ h_{sf,t} \\ h_{f,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{s,t-1}^2 \\ \varepsilon_{fs,t-1}^2 \\ \varepsilon_{f,t-1}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_{11} & g_{12} & g_{13} \\ g_{21} & g_{22} & g_{23} \\ g_{31} & g_{32} & g_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_{s,t-1} \\ h_{sf,t-1} \\ h_{f,t-1} \end{pmatrix}. \quad (3)$$

ここで、 $c_i$ ,  $a_{ij}$ ,  $g_{ij}$  ( $i, j = 1, 2, 3$ ) は未知のパラメータである。 $[\varepsilon_{s,t-1}^2, \varepsilon_{fs,t-1}^2, \varepsilon_{f,t-1}^2]'$ ,  $[h_{s,t-1}, h_{sf,t-1}, h_{f,t-1}]'$  だけでなく、さらにそれらの過去の値も加えることができるが、そうするとパラメータの数が多くなり推定が困難なので、本稿では(3)式のような最も簡単な定式化を採用する。

#### (b) 対角化ベクトルGARCHモデル

ベクトルGARCHモデル(3)式において、パラメータの数を減らすため、以下のように右辺第2項および第3項のパラメータ行列を対角行列にしたものが、対角ベクトルGARCHモデルである。

$$\begin{pmatrix} h_{s,t} \\ h_{sf,t} \\ h_{f,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{s,t-1}^2 \\ \varepsilon_{fs,t-1}^2 \\ \varepsilon_{f,t-1}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_{11} & 0 & 0 \\ 0 & g_{22} & 0 \\ 0 & 0 & g_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_{s,t-1} \\ h_{sf,t-1} \\ h_{f,t-1} \end{pmatrix}. \quad (4)$$

#### (c) 相関係数一定モデル

分散  $h_{s,t}$ ,  $h_{f,t}$  は変動するものの、相関係数  $\rho$  は時間を通じて一定であると仮定するモデルである。このモデルでは、共分散は次のように表される。

$$h_{sf,t} = \rho \sqrt{h_{s,t} h_{f,t}}, \quad -1 \leq \rho \leq 1.$$

分散の変動は、本稿では、通常の1変量GARCHモデル

$$h_{s,t} = c_s + a_s \varepsilon_{s,t-1}^2 + g_s h_{s,t-1}, \quad c_s > 0, \quad a_s, g_s \geq 0,$$

$$h_{f,t} = c_f + a_f \varepsilon_{f,t-1}^2 + g_f h_{f,t-1}, \quad c_f > 0, \quad a_f, g_f \geq 0,$$

によって定式化する。ここで、パラメータに非負制約を課すのは分散が負にならないようにするためである。

#### (d) BEKKモデル

BEKKモデル<sup>1</sup>では、分散共分散行列

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{s,t} & h_{sf,t} \\ h_{sf,t} & h_{f,t} \end{bmatrix}$$

の変動を次のように定式化する。

$$H_t = C'C + A'\varepsilon_{t-1}\varepsilon_{t-1}'A + G'H_{t-1}G. \quad (5)$$

ここで、行列  $C$  は未知のパラメータからなる2行2列の上三角行列で、行列  $A, G$  は未知のパラメータからなる2行2列の行列である。分散共分散行列をこのように2次形式として定式化するのは、分散共分散行列が正値定符号行列であることを保証するためである。

BEKKモデルと相関係数一定モデルでは分散共分散行列は正値定符号行列であることが保証されるが、ベクトルGARCHモデルと対角化ベクトルGARCHモデルでは保

証されない。しかし、ベクトルGARCHモデルと対角化ベクトルGARCHモデルにおいても分散共分散行列が正値定符号行列であることを保証するための制約を課すことは可能であり(詳しくは、Engle / Kroner (1995) を参照のこと) 本稿でもベクトルGARCHモデルと対角化ベクトルGARCHモデルはそうした制約の下で推定を行っている。パラメータは全て最尤法により推定した。

#### 4. 推定結果

本稿の分析で用いたデータは、東京証券取引所市場第一部上場225銘柄で構成される日経平均株価と大阪証券取引所で取引されている日経225先物価格の日次データである<sup>2</sup>。日経225先物市場では、常に限月の異なる5つの先物が取引されており、先物価格はその中の期近ものの価格を使用し、限月に入ったらすぐに翌限月ものの価格に切り替えている。最適ヘッジ比率の計算は以下の通り行っている。まず、1994年3月29日から1998年4月14日までの1000個の標本を使って各2変量GARCHモデルのパラメータを最尤推定し、次に、パラメータの値を推定された値に固定して1期先の分散および共分散の予測を2002年4月23日まで行った。最期に、予測された分散および共分散を(1)式に代入することにより最適ヘッジ比率を計算した。

表1は、各モデルで予測された最適ヘッジ比率 $\phi_i^*$ を使って現物1単位と先物 $\phi_i^*$ 単位からなるポートフォリオの価格変化率 $s_t - \phi_i^* f_t$ の標本分散を計算したものである。この標本分散の値が小さいほど、ヘッジの効率性が高いことになる。表1では、比較のため、最適ヘッジ比率を最小2乗法(OLS)によって計算した場合についても同様に $s_t - \phi_i^* f_t$ の標本分散を計算している。また、単

純にヘッジ比率を1に固定した場合や先物によるヘッジを全く行わない場合とも比較するため、 $s_t - f_t$ や $s_t$ の標本分散も計算している。言うまでもなく、先物によるヘッジを行わない場合の標本分散は2.536で、他と比べて飛びぬけて大きな値になっている。また、2変量GARCHモデルにせよOLSにせよ最適ヘッジ比率を計算してヘッジを行った方がヘッジ比率を1に固定した場合よりも標本分散が小さくなっており、ヘッジの効率性は高まっている。OLSと2変量GARCHモデルとを比べると、2変量GARCHモデルとしてベクトルGARCHモデルを用いた場合にはOLSよりも標本分散が小さくなっており、ヘッジの効率性は高まっている。ところが、BEKKモデルを用いた場合には標本分散はOLSと同じで、それ以外の対角化ベクトルGARCHモデルや相関係数一定モデルを用いた場合にはOLSよりも分散が大きくなっている。このことは、2変量GARCHモデルを用いれば必ずOLSよりもヘッジの効率性が高まるというわけではなく、モデルの選択を誤るとむしろ効率性が下がってしまう可能性があることを示しており、重要である。

#### <参考文献>

- Bolerslev, T., Engle, R. F. and D. B. Nelson (1994) "ARCH Models," in R. F. Engle and D. McFadden, eds., *The Handbook of Econometrics, Volume 4*, pp. 2959-3038, Amsterdam: North-Holland.
- Engle, R. F. and K. F. Kroner (1995) "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH," *Econometric Theory*, 11, pp. 122-150.

表1 ポートフォリオのリターンの分散

多変量GARCH				OLS	ヘッジ比率 = 1	ヘッジなし
ベクトル	多角化ベクトル	相関係数一定	BEKK			
0.239	0.252	0.244	0.242	0.242	0.264	2.536

## 注

- <sup>1</sup> Baba、Engle、Kraft、Kronerによって提案されたので、4人の頭文字をとってBEKKモデルと呼ばれている。
- <sup>2</sup> これらのデータはすべて大阪証券取引所から提供して頂いた。ここに記して感謝の意を表したい。