

## ARCH モデル

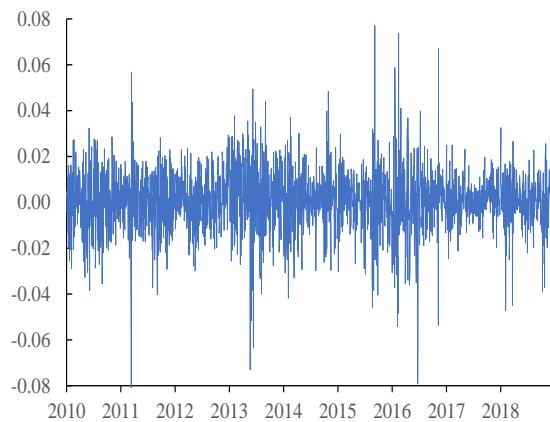
R.エングル(Robert Engle)は、ボラティリティ・クラスタリングといわれる現象を発見し、それをモデル化する方法として、ARCH モデルを提案しました。 ARCH モデルの利点として、データからパラメータを推定すれば、時間を通じた株価の分散を推定できる点が挙げられます。金融商品(オプションなど)の価格は、株価の分散に依存しており、その動きを正しく予測することで、金融商品の適正価格を求めることができます<sup>1</sup>。なお、本稿は藪友良『入門 実践する計量経済学』(2023 年、東洋経済新報社)の補足資料です。

### ボラティリティ・クラスタリング

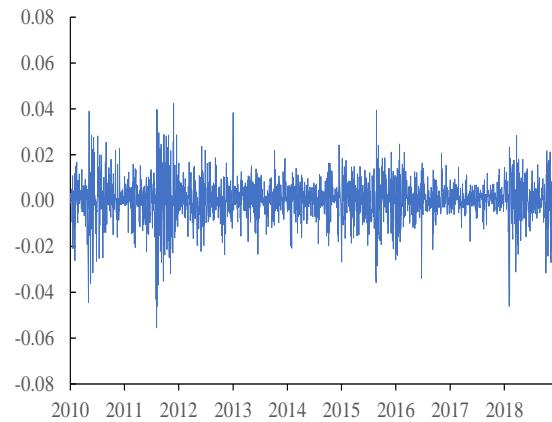
ボラティリティ・クラスタリング(volatility clustering)とは、「今日、株式市場が不安定なら(株価が大きく予測不能な動きをしたら)、明日の市場も不安定になる可能性が高いこと」、逆に、「今日、株式市場が安定しているなら、明日の市場も安定する可能性が高いこと」を意味します。

**図 1 ボラティリティ・クラスタリング**

(a) 日経平均株価の変化率



(b) ダウ平均株価の変化率



この点を確認するため、2010 年 1 月 5 日から 2018 年 12 月 28 日までの株価の日次データ(土日祝日を除く)を見てみましょう。図 1(a)は日経平均株価の変

<sup>1</sup> ARCH モデルを詳しく学習したい方には、ウォルター・エンダース『実証のための計量時系列分析』(2019 年、有斐閣、新谷元嗣／藪友良訳)をお勧めします。

化率、図 1(b)はダウ平均株価の変化率です。図をみると、株式市場には平穏な期間だけでなく、不安定な期間も存在することが分かります。たとえば、ダウ平均株価は、2011 年に大きく変動しますが、2013 年と 2014 年は比較的安定した動きをしています。

### ARCH モデル

こうした分散不均一の現象をモデル化するモデルとして、自己回帰条件付き不均一分散モデル(autoregressive conditional heteroscedasticity model、ARCH モデル)があります(ARCH は「アーチ」と読む)。

通常の単回帰モデルを考えます。

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + \varepsilon_t$$

エングルは、誤差項  $\varepsilon_t$  として次式を仮定しました<sup>2</sup>。

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t}$$

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2$$

ただし、 $v_t$  は標準的仮定を満たすとします( $v_t \sim i.i.d. N(0,1)$ )。また、パラメータは、 $0 < a_0$ 、 $0 \leq a_1 < 1$  を満たすとします。このとき、 $\varepsilon_t$  は ARCH(1) 誤差と呼ばれます。

ARCH(1) 誤差の分散は  $h_t$  であり、時間を通じて変化します。仮に 1 期前に大きなショックがあれば(つまり、 $\varepsilon_{t-1}^2$  は大きい)、 $a_1$  は正であるため、 $h_t$  も大きな値をとります。このとき、 $\varepsilon_t$  は正か負かは分かりませんが、大きな値をとる確率が高くなります。逆に、1 期前のショックが小さければ(つまり、 $\varepsilon_{t-1}^2$  は小さい)、 $h_t$  も小さな値となります。このとき、 $\varepsilon_t$  は小さな値をとる確率が高くなります。

ARCH モデルは、 $q$  次のラグまで考慮した ARCH( $q$ ) モデルに拡張することも可能です。

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + a_q \varepsilon_{t-q}^2$$

ここで、分散  $h_t$  は、前期のショックだけでなく、 $q$  期前までのショックにも依存しています。

---

<sup>2</sup> Engle, R. (1982) "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation" *Econometrica* 50, 987-1008.

## GARCH モデル

エンゲルの弟子である T.ボルスレフ(Tim Bollerslev)は、 ARCH モデルを「一般化(generalized)」した **GARCH モデル**(generalized ARCH model)を提案しました (GARCH は「ガーチ」と読む)<sup>3</sup>。

GARCH モデルは、分散  $h_t$  が次のように仮定されます。

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + a_q \varepsilon_{t-q}^2 + b_1 h_{t-1} + \dots + b_p h_{t-p}$$

このモデルは GARCH( $q, p$ ) モデルと呼ばれます。ここで、 $b_1 = b_2 = \dots = b_p = 0$  とすれば、ARCH モデルとなります。

GARCH モデルの利点は、高次の ARCH モデル(ラグの長さ  $p$  が大きいモデル)であっても、低次の GARCH モデル(ラグの長さ  $q, p$  が小さいモデル)によって表せる点にあります。

たとえば、GARCH(1, 1)を考えましょう。

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + b_1 h_{t-1}$$

上式に、1期前の式  $h_{t-1} = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-2}^2 + b_1 h_{t-2}$  を代入すると、次式になります。

$$\begin{aligned} h_t &= a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + b_1(a_0 + a_1 \varepsilon_{t-2}^2 + b_1 h_{t-2}) \\ &= a_0(1 + b_1) + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_1 b_1 \varepsilon_{t-2}^2 + b_1^2 h_{t-2} \end{aligned}$$

さらに 2期前の式  $h_{t-2} = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-3}^2 + b_1 h_{t-3}$  を代入すると、次式になります。

$$\begin{aligned} h_t &= a_0(1 + b_1) + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_1 b_1 \varepsilon_{t-2}^2 + b_1^2(a_0 + a_1 \varepsilon_{t-3}^2 + b_1 h_{t-3}) \\ &= a_0(1 + b_1 + b_1^2) + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_1 b_1 \varepsilon_{t-2}^2 + a_1 b_1^2 \varepsilon_{t-3}^2 + b_1^3 h_{t-3} \end{aligned}$$

こうした代入を繰り返していくと、次の ARCH( $\infty$ ) モデルとして表せます。

$$h_t = a_0(1 + b_1 + b_1^2 + b_1^3 + \dots) + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_1 b_1 \varepsilon_{t-2}^2 + a_1 b_1^2 \varepsilon_{t-3}^2 + a_1 b_1^3 \varepsilon_{t-4}^2 + \dots$$

この結果から、GARCH(1,1) モデルは、パラメータ  $(a_0, a_1, b_1)$  の値を変えることで、複雑な分散の動きを捉えることができるようになります。

## 例（ドル円レートと為替介入）

ここでは 1995 年 6 月 21 日から 2002 年 12 月 31 日までのデータを用いて、為替介入がドル円レートに与える影響をみてみましょう。ドル円レートの対数を  $s_t$ 、介入額(億円)を  $Int_t$  と表記します。介入額  $Int_t$  が正なら円買いドル売り介入、介入額  $Int_t$  が負なら円売りドル買い介入とします。

---

<sup>3</sup> Bollerslev, T. (1986) "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity" *Journal of Econometrics* 31(3), 307-327.

このとき、モデルは次の式とします。

$$\Delta s_t = \alpha + \beta Int_t + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t}$$

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + b_1 h_{t-1}$$

ここで、誤差項は GARCH(1,1)とし、 $\Delta s_t = s_t - s_{t-1}$ としています。また、係数 $\beta$ が負なら、介入は効果があるとみなされます。つまり、円買いドル売り介入をしたとき( $0 < Int_t$ )、ドル円レートが円高方向 ( $\Delta s_t < 0$ ) に動けば、介入は効果があると認められます。

実際に、上記モデルを推定してみると次のようになりました。

$$\widehat{\Delta s}_t = 0.00018 - 0.0000009 Int_t$$

(0.00016) (0.00000013)

$$\widehat{h}_t = 0.0000004 + 0.036 \varepsilon_{t-1}^2 + 0.955 h_{t-1}$$

(0.00000014) (0.0038) (0.0053)

介入額の係数 $\beta$ は有意に負であり、介入は意図した効果があることが分かります。その係数は0.0000009ですから、1兆(=10000 億)円の円売り介入は、為替レートを 0.9%(0.009=0.0000009 × 10000)だけ円安方向に動かします。

次に、分散の式を見てみます。 $\varepsilon_{t-1}^2$ の係数は0.036、 $h_{t-1}$ の係数は0.955と有意に正になっています。つまり、過去に分散が大きいと、当期の分散も大きくなることが分かります。この結果から、為替レートには、ボラティリティ・クラスタリングがあることがわかります。