

Chapter.02

변동성 모형

| 변동성 예측

M T W T F S S

FASTCAMPUS

ONLINE

금융공학/퀀트 I

강사. 장순용

I 키포인트

- GARCH 모형 예측.

I GARCH 모형의 예측

- 현재의 시간 스텝을 t 라고 할때, 스텝 $t + 1$ 에 대한 예측값은 $\hat{\sigma}_{t+1}^2$ 과 같이 hat 액센트로 표기하기로 한다.
- I 가 과거 데이터(정보)를 의미할 때 예측값은 다음 조건부 기대값으로 구할 수 있다.

$$\hat{\sigma}_{t+1}^2 = E[\sigma_{t+1}^2 | I]$$

I GARCH 모형의 예측

- 그런데, 과거와 현재 시점의 조건부 기대값은 다음과 같다.

$$E[\sigma_t^2 | I] = \sigma_t^2 \text{ (현재의 값 그대로)}$$

$$E[\sigma_{t-1}^2 | I] = \sigma_{t-1}^2 \text{ (과거의 값 그대로)}$$

$$E[\varepsilon_t^2 | I] = \varepsilon_t^2 \text{ (현실화된 값 그대로)}$$

$$E[\varepsilon_{t-1}^2 | I] = \varepsilon_{t-1}^2 \text{ (현실화된 값 그대로)}$$

I GARCH 모형의 예측

- GARCH 모형에 의하면 스텝 $t + 1$ 에서는 다음 관계가 성립된다.

$$\sigma_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p+1}^2 \\ + \beta_1 \sigma_t^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 \sigma_{t-2}^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q+1}^2$$

- 등호 양편의 조건부 기대값을 구하면 $t + 1$ 스텝의 예측은 다음과 같다.

$$\hat{\sigma}_{t+1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p+1}^2 \\ + \beta_1 \sigma_t^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 \sigma_{t-2}^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q+1}^2$$

I GARCH 모형의 예측

- 이제는 스텝 $t + 2$ 에 대한 예측을 하고자 하는데 impact의 기대값이 다음과 같음에 유의한다.

$$\hat{\varepsilon}_{t+1} = E[\varepsilon_{t+1}|I] = 0$$

$$\hat{\varepsilon}_{t+1}^2 = E[\varepsilon_{t+1}^2|I] = \hat{\sigma}_{t+1}^2$$

- 그러므로 스텝 $t + 2$ 에서의 예측은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{t+2}^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\sigma}_{t+1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_t^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p+2}^2 \\ &\quad + \beta_1 \hat{\sigma}_{t+1}^2 + \beta_2 \sigma_t^2 + \beta_3 \sigma_{t-1}^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q+2}^2 \end{aligned}$$

I GARCH 모형의 예측

- 또 한 스텝 더 나가서, $t + 3$ 에서의 예측은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{t+3}^2 &= \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\sigma}_{t+2}^2 + \alpha_2 \hat{\sigma}_{t+1}^2 + \alpha_3 \varepsilon_t^2 + \cdots + \alpha_p \varepsilon_{t-p+3}^2 \\ &\quad + \beta_1 \hat{\sigma}_{t+2}^2 + \beta_2 \hat{\sigma}_{t+1}^2 + \beta_3 \sigma_t^2 + \cdots + \beta_q \sigma_{t-q+3}^2\end{aligned}$$

- 마지막으로, 먼 미래 ($h \rightarrow \infty$)의 예측은 unconditional mean으로의 수렴을 의미한다.

$$\hat{\sigma}_{t+h}^2 \rightarrow E[\varepsilon_t^2] = \sigma^2 = \frac{\alpha_0}{1 - (\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j)}$$

I GARCH 모형의 예측

- 이제는, GARCH(1,1) 모형의 예측에 대해서 자세히 알아본다.
- GARCH(1,1)모형은 다음과 같다.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

- 그리고, $\sigma^2 = \alpha_0 / (1 - \alpha_1 - \beta_1)$ 와 같은 unconditional mean의 조건을 대입해서 정리하면 다음과 같다.

$$\sigma_t^2 - \sigma^2 = \alpha_1 (\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma^2) + \beta_1 (\sigma_{t-1}^2 - \sigma^2)$$

I GARCH 모형의 예측

- 스텝 $t + 1$ 의 예측은 다음과 같다.

$$\hat{\sigma}_{t+1}^2 - \sigma^2 = \alpha_1 (\varepsilon_t^2 - \sigma^2) + \beta_1 (\sigma_t^2 - \sigma^2)$$

$$\Rightarrow \hat{\sigma}_{t+1}^2 = \sigma^2 + \alpha_1 (\varepsilon_t^2 - \sigma^2) + \beta_1 (\sigma_t^2 - \sigma^2)$$

- 다음 스텝 $t + 2$ 의 예측은 다음과 같다.

$$\hat{\sigma}_{t+2}^2 - \sigma^2 = (\alpha_1 + \beta_1)(\hat{\sigma}_{t+1}^2 - \sigma^2)$$

$$\Rightarrow \hat{\sigma}_{t+2}^2 = \sigma^2 + (\alpha_1 + \beta_1)(\hat{\sigma}_{t+1}^2 - \sigma^2)$$

I GARCH 모형의 예측

- 한 스텝씩 미래의 예측값을 구해나가면 h 스텝에서는 다음과 같은 예측이 가능하다.

$$\hat{\sigma}_{t+h}^2 = \sigma^2 + (\alpha_1 + \beta_1)^{h-1} (\overset{\text{그대로 임}}{\downarrow} \boxed{\hat{\sigma}_{t+1}^2} - \sigma^2)$$

→ $0 < \alpha_1 + \beta_1 < 1$ 와 같은 제약조건이 충족된다면 $(\alpha_1 + \beta_1)^{h-1} \rightarrow 0$ 으로 수렴.

→ 그러면 $\hat{\sigma}_{t+h}^2 \rightarrow \sigma^2$ 와 같이 수렴함을 쉽게 확인할 수 있다.

| 끝.

감사합니다.

