한국통계학회논문집
2009, 16권, 1호, 21–29

주식 거래 자료 분석을 위한 ACD 모형 성능 비교

김삼용[1,a], 정다운[a]

[a]중앙대학교 통계학과

요약

Engle과 Russell (1998)의 ACD 모형은 재무학에서 가격과 거래 시간의 밀접한 관계에 대한 관심을 불러일으켰다. ACD 모형은 GARCH 모형과의 유사성을 바탕으로 Box-Cox 변환과 충격 함수 곡선(shocks impact curve)을 적용시켜 Log ACD, Power ACD, Box-Cox ACD 등과 같은 보다 유연한 모형으로 일반화될 수 있다. 본 연구에서는 이와 같이 일반화된 ACD 모형들을 국내 주식시장에서 거래되고 있는 주식의 price duration에 적용시켜 그 성능을 비교해보고자 한다.

주요용어: ACD 모형, 가격 거래 시간, Box-Cox 변환, 충격 함수 곡선.

1. 서론

Engle과 Russell (1998)의 연구 결과로 인해 재무학에서 가격과 거래시간의 밀접한 관계에 대한 관심이 매우 높아졌다. 예를 들어, 가격 거래(price duration)에 대한 모형은 Prigent 등 (2001)에서 제안된 option pricing과 Giot (2000)에서 제안된 intraday risk management에 의해 결정된다. 위와 같은 분석은 Engle과 Russell (1998)의 autoregressive conditional duration(ACD) model을 기점으로 모형을 확장시킨 것이다.

Bauwens와 Giot (2000)은 ACD model을 로그 변형해 기존의 ACD model이 수반하는 비음수성(non-negativeness) 조건을 없앰으로써 시장의 미시적 구조에 대한 가설 검정을 용이하게 했다. Bauwens와 Veredas (2004)는 stochastic conditional duration process를 제안했는데, 이 모형은 시장에서의 관측 불가능한 정보의 흐름을 잠재적인 확률 요인(latent stochastic factor)으로 설명하고 있다. Ghysels 등 (2004)은 고차원의 변동(higher-order dynamics)에 대처하기 위한 stochastic volatility duration 모형을 제시했으며 Zhang 등 (2001)은 self-exciting threshold autoregressive process(SETAR)에 근거한 비선형 모형을 제시하였다.

본 논문에서는 Engle과 Russell (1998)이 제시한 Linear ACD 모형과 거기에 $\lambda \to 0$을 가정하는 Log ACD 모형과 $\lambda > 0$인 Box-Cox (1964) 변환을 적용시킨 Power ACD 모형 그리고 Box-Cox ACD 모형을 국내주식시장에서 거래되고 있는 삼성전자주와 현대중공업주의 가격 거래시간(price duration)에 적용시켜본다. 본 논문의 연구 결과로 Linear ACD 모형이나 Log ACD 모형에서 가정하는 제약조건들을 기각시킬 수 있으며, 더 나아가 오목한(concave) 충격함수곡선(shocks impact curve)이 최선의 선택임을 확인했다. 즉, 충격함수곡선을 오목하게 할 수 있다는 점에서 Box-Cox 변환이 유용함을 확인할 수 있다.

이 논문은 2007년도 중앙대학교 연구 장학기금 지원에 의한 것임.
[1] 교신저자: (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 통계학과, 부교수. E-mail: sahm@cau.ac.kr

2. ACD 모형

t_i와 t_{i-1} 시점에 발생한 사건의 시간간격을 $x_i = t_i - t_{i-1}$로 정의한다. 예를 들면, price duration은 주식 가격의 누적적인 변화가 나타나기까지의 시간차(time interval)를 나타내며, trade duration은 연속적으로 체결된 두 거래 간의 시간차를 나타낸다.

또한, ψ_i를 i번째 duration의 조건부 기댓값이라고 정의하면 ψ_i는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E(x_i|x_{i-1},\ldots,x_1) = \psi_i(x_{i-1},\ldots,x_1;\theta) \equiv \psi_i. \tag{2.1}$$

ACD 모형은 식 (2.1)의 parameterization(θ)과 다음과 같은 가정으로 이루어진다.

$$x_i = \psi_i \epsilon_i, \tag{2.2}$$

여기서 ϵ_i는 $i.i.d.$ $p(\epsilon;\phi)$를 따르며 θ와 ϕ는 서로의 변동성에 영향을 주지 않는다.

conditional duration이 가장 최근에 관측된 m개 duration의 영향을 받는다고 가정하면 다음과 같은 식으로 ψ_i를 나타낼 수 있다.

$$\psi_i = \omega + \sum_{j=0}^{m} \alpha_j x_i - j \tag{2.3}$$

식 (2.3)을 더 일반적인 형태로 나타내면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\psi_i = \omega + \sum_{j=0}^{m} \alpha_j x_i - j + \sum_{j=0}^{q} \beta_j \psi_i - j \tag{2.4}$$

식 (2.4)와 같은 모형을 ACD(m, q)라고 부르며 여기서 m과 q는 시차를 나타낸다.

x_i의 조건부 기댓값은 조건부 duration ψ_i이며, x_i의 비조건부 기댓값은 다음과 같다.

$$E(x_i) = \mu = \frac{\omega}{1 - \sum\left(\alpha_j + \beta_j\right)}. \tag{2.5}$$

가장 간단한 형태의 ACD 모형은 오차항에 exponential 분포를 적용시킨 ACD(1, 1)이며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\psi_i = \omega + \alpha x_i - 1 + \beta\psi_i - 1, \tag{2.6}$$

여기서 duration은 항상 양(+)의 값을 가져야 하므로 $\alpha, \beta \geq 0$, $\omega > 0$의 조건을 만족해야 한다. 이 모형에서 x의 조건부 분산은 ψ_i^2이며, 비조건부 분산은 다음과 같다.

$$\sigma^2 = \mu^2\left(\frac{1-\beta^2-2\alpha\beta}{1-\beta^2-2\alpha\beta-2\alpha^2}\right) \tag{2.7}$$

따라서 α가 0보다 큰 값을 갖는다면 비조건부 표준편차는 평균보다 큰 값을 가지게 된다.

모형 (2.4)는 ARMA(m, q)의 형태로도 나타낼 수 있다. $\eta_i \equiv x_i - \psi_i$인 Martingale difference를 적용시키면 duration process는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_i = \omega + \sum_{j=0}^{\max(m,q)} \left(\alpha_j + \beta_j\right) x_i - j - \sum_{j=0}^{q} \beta_j \eta_i - j + \eta_i, \tag{2.8}$$

표 1: ACD 모형

Linear ACD 모형 ($\lambda = \nu = 0, b = c = 0$)
$\psi_i = \omega + \alpha x_i - 1 + \beta\psi_i - 1$
Log ACD 모형 ($\lambda \to 0, \nu = 1, b = c = 0$)
$\log\psi_i = \omega + \alpha\log x_{i-1} + \beta\log\psi_{i-1}$
Power ACD 모형 ($\lambda = \nu, b = c = 0$)
$\psi_i^\lambda = \omega + \alpha x_{i-1}^\lambda + \beta\psi_{i-1}^\lambda$
Box-Cox ACD 모형 ($\lambda \to 0, b = c = 0$)
$\log\psi_i = \omega + \alpha\epsilon_{i-1}^\nu + \beta\log\psi_{i-1}$

여기서의 ARMA는 non-Gaussian을 전제로 한다.

오차항의 분포는 exponential 외에 여러 가지 형태로 가정될 수 있으며 가장 널리 사용되는 것은 Weibull 분포이다. 이외에도 generalized gamma, log logistic, log normal 분포 등이 사용될 수 있다.

본 연구에서는 Engle과 Russell (1998)과 마찬가지로 오차항이 Weibull 분포를 따르는 것을 가정하며 이 때의 log-likelihood는 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^{N}\log\left(\frac{\gamma}{x_i}\right) + \gamma\log\left[\frac{\Gamma(1+1/\gamma)\,x_i}{\psi_i}\right] - \left[\frac{\Gamma(1+1/\gamma)\,x_i}{\psi_i}\right]^\gamma, \tag{2.9}$$

여기서 γ는 Weibull 분포의 모수이며 $\gamma = 1$이면 exponential 분포로 축소될 수 있다. γ가 1보다 작은 값을 가지면 오차항을 exponential 분포로 가정했을 때보다 long duration이 나타날 확률이 높아지며 반대로 γ가 1보다 큰 값을 가지면 long duration이 나타날 확률이 낮아진다.

ACD 모형은 ARCH 타입의 모형과 매우 유사한 형태를 가지며 그 특징 또한 매우 유사하다. 따라서 EGARCH, NGARCH, Power GARCH 등의 모형과 같은 형태를 ACD 모형에도 적용시켜볼 수 있다. Hentschel (1995)은 Bollerslev (1986)가 제안한 GARCH 모형에 Box-Cox 변환과 충격함수곡선을 적절한 제약조건과 함께 적용시킨 것으로 여러 가지 GARCH 모형을 설명하였으며, Fernandes와 Grammig (2006)도 이와 같은 방법으로 ACD 모형에 변화를 주었다.

Fernandes와 Grammig (2006)에서 제시한 것과 같이 조건부 duration process ψ_i에 형상모수 $\gamma > 0$인 Box-Cox 변환을 적용하여 ACD process를 일반화한 식은 다음과 같다.

$$\frac{\psi_i^\lambda - 1}{\lambda} = \omega_* + \alpha_*\psi_i - 1^\lambda[\,|\epsilon_{i-1} - b| - c\,(\epsilon_{i-1} - b)\,]^\nu + \beta\frac{\psi_i - 1^\lambda - 1}{\lambda}. \tag{2.10}$$

형상모수 λ가 보다 큰 값을 가지면 Box-Cox 변환은 오목(concave)하며 보다 작은 값을 가지면 볼록(convex)하다.

또 식 (2.9)를 다시 쓰면 모형은 다음과 같다.

$$\psi_i^\lambda = \omega + \alpha\psi_{i-1}^\lambda[\,|\epsilon_{i-1} - b| + c\,(\epsilon_{i-1} - b)\,]^\nu + \beta\psi_i - 1^\lambda, \tag{2.11}$$

여기서 $\omega = \lambda\omega_* - \beta + 1$이며 $\alpha = \lambda\alpha_*$이다. 모형 (2.10)은 조건부 duration process $\{\psi_i\}$가 외부 충격의 크기에 따라 다르게 반응하는 유연한 모양을 취한다. 충격함수곡선 $g(\epsilon_i) = [|\epsilon_i - b| + c(\epsilon_i - b)]^\nu$는 이동모수(shift parameter) b와 회전모수(rotation parameter) c를 통해 비대칭 반응(asymmetric response)을 모형에 반영한다. 그러나 본 연구에서는 이동모수 b와 회전모수 c는 고려하지 않기로 한다. 따라서 본 연구에서 분석에 사용되는 모형은 모두 $b = c = 0$을 가정한다.

형상모수 ν는 λ와 유사하게 shocks impact curve가 오목한지($\nu \le 1$) 볼록한지($\nu \ge 1$)를 결정한다.

모형 (2.10)에서 $\lambda = \nu = 1$과 $b = c = 0$의 제약조건을 주면 Engle과 Russell (1998)이 제안한 최초의 ACD 모형과 같아지며 $\lambda \to 0$, $b = c = 0$의 제약조건을 주면 Dufour와 Engle (2000)이 제안한 Box-Cox ACD 모형이 된다. 또, 식 (2.9)에서 $\lambda \to 0$, $\nu = 1$ 그리고 $b = c = 0$의 조건을 주면 Bauwens와 Giot (2000)의 Log ACD 모형(Type Ⅰ)이 된다. 또 $\lambda = \nu$와 $b = c = 0$의 조건을 주면 Power ACD 모형이 된다. GARCH 관련 논문에 따르면, 식 (2.9)에 조건을 부가함으로써 다른 형태의 조건부 duration 모형을 만들 수 있다. 표 1은 앞으로 살펴보고자하는 ACD 모형들을 요약한 것이다.

3. 모형 추정

이 절에서는 표 1에 제시한 ACD 모형들을 삼성전자주와 현대중공업주의 가격거래시간에 적용한다. 자료관측기간은 2007년 9월 4일부터 12월 5일까지이다. 가격거래시간은 매수호가와 매도호가의 중간값(mid-price)이 변화를 보일 때까지의 시간간격으로 정의한다. 증권거래는 9시부터 15시까지 연속적으로 진행되며, 8~9시와 14시 50분~15시에는 동시호가 주문을 받는다. 시초가 결정을 위한 동시호가 직후 그리고 종가 결정을 위한 동시호가 직전에 발생 가능한 이상 현상을 제거하기 위하여 개장 후 10분과 종장 전 20분의 자료는 분석에 사용하지 않는다. 따라서 분석에 사용되는 자료는 9시 10분부터 14시 40분 사이에 관측된 것이다. Giot (2000)이 제시한 바와 같이 duration은 일중효과(time-of-day effect)를 보인다.

일중효과를 제거하기 위해 Engle과 Russell (1998)은 일중효과가 제거된(diurnally adjusted) duration을 다음과 같이 정의하였다.

$$x_i = \frac{\tilde{x}_i}{\phi(t_i)}, \tag{3.1}$$

여기서 $\phi(t_i)$는 일중효과를 나타내며, x_i는 일중효과가 제거된 duration을, $\tilde{x}_i$는 일중효과가 제거되지 않은, 즉 관측된 그대로의 duration을 각각 나타낸다.

일중효과 $\phi(t_i)$를 측정하는 방법으로는 30분 간격의 linear spline 방법을 사용하였다. Engle과 Russell (1998)은 일중효과를 cubic spline 방법을 사용하여 나타내었으나 그 결과에 큰 차이가 없고 처리가 보다 간편하여 linear spline 함수를 사용하였으며, knot은 30분 간격으로 두고 OLS 방법을 이용하여 추정하였다.

표 2는 삼성전자주와 현대중공업주의 가격거래시간의 기술통계량을 나타낸 것이다. 삼성전자주는 중간 거래가격에 변동이 생길 때까지의 평균 duration은 약 1분 10초이나, 그 중위수는 15초이다. 자기상관함수(ACF)도 일중효과 제거 전과 후 모두 통계적으로 0이 아닌 값을 가지며 일중효과를 제거하기 전과 후의 Lag 36까지 Ljung-Box 통계량이 각각 2155.9와 1789.9로 ACF의 값이 0이라는 귀무가설을 기각하여 가격거래시간에 유의한 정보가 있음을 시사한다.

현대중공업주의 경우에는 가격변동이 생길 때까지의 평균적인 duration은 약 30초이며, 중위수는 12초이다. 일중효과가 제거되지 않은 duration의 최대값과 표준편차의 값으로 현대중공업주의 duration이 삼성전자주의 duration보다 변동폭이 좁은 것을 알 수 있다. ACF의 값도 삼성전자주와 마찬가지로 시차 36까지의 Ljung-Box 통계량의 값이 일중효과를 제거하기 전과 후에 각각 9119.5와 6663.1로 상당히 먼 시차까지의 ACF 값이 통계적으로 0이 아님을 확인할 수 있다.

이제 표 1에 제시한 ACD 모형들을 최우도 추정법을 이용하여 추정한다. 표 3과 표 4는 각각 삼성전자주와 현대중공업주에 표 1의 ACD 모형을 적용하여 추정한 결과이다.

모형을 비교하기 위하여 log-likelihood 값(Log L)과 Akaike Information Criterion(AIC)와 Bayesian Information Criterion(BIC)를 사용하였으며, AIC와 BIC를 계산하는 식은 다음과 같다. 여기서 $\log L$은

표 2: 삼성전자주와 현대중공업주의 price duration의 기술통계량

	삼성전자		현대중공업	
	일중효과 제거 전	일중효과 제거 후	일중효과 제거 전	일중효과 제거 후
표본수	12301	12301	29391	29391
평균	74.97	1.00	30.97	1.00
중위수	15.00	0.24	12.00	0.43
최대값	4422	32.09	1728	44.31
최소값	1.000	0.005	1.000	0.017
표준편차	171.620	2.041	58.842	1.751
표본자기상관 (sample autocorrelation)				
lag 1	0.096	0.083	0.108	0.100
lag 2	0.127	0.131	0.128	0.122
lag 3	0.101	0.079	0.124	0.107
lag 4	0.102	0.084	0.125	0.109
lag 8	0.052	0.042	0.113	0.094
lag 12	0.071	0.065	0.106	0.089
lag 16	0.079	0.077	0.088	0.071
lag 20	0.040	0.037	0.069	0.055
lag 24	0.053	0.057	0.074	0.066
lag 28	0.040	0.041	0.064	0.052
lag 32	0.032	0.026	0.074	0.067
lag 36	0.054	0.055	0.081	0.068
Ljung-Box (36)	2155.9	1789.9	9119.5	6663.1

log-likelihood 값을 나타내며 k는 모수의 수, T는 표본의 수를 나타낸다.

$$\mathrm{AIC} = \frac{-2(\log L - k)}{T}, \qquad (3.2)$$
$$\mathrm{BIC} = \frac{-2\log L + k\log T}{T}.$$

먼저 삼성전자주의 추정 결과를 살펴보면 Weibull 분포의 모수 γ가 모형에 관계없이 유사한 값으로 추정됨을 확인할 수 있다. 또한 추정값이 통계적으로 0이나 1이 아니므로 모형의 오차항은 exponential 분포로 가정할 수 없다. 이는 Engle과 Russell (1998)의 연구 및 기타 선행연구의 결과와 일치한다. 또한 γ가 1보다 작은 것은 오차항을 exponential 분포로 가정할 때보다 duration이 극단의 값(즉, 아주 작거나 큰 값)을 가질 확률이 높음을 의미한다 (Engle과 Russell, 1998; Dufour과 Engle, 2000).

Weibull 분포 모수 γ 외에 다른 모수 추정치들을 살펴보면 Linear ACD 모형과 Log ACD 모형의 모수 추정치가 상당히 유사함을 확인할 수 있으나 두 모형을 log-likelihood 값을 기준으로 비교했을 때 Linear ACD 모형의 log-likelihood 값은 −8390.718, Log ACD 모형의 log-likelihood 값은 −8439.955로 Linear ACD 모형이 더 적합함을 확인할 수 있다.

Power ACD 모형은 Box-Cox 변환이 오목(concave)한지 볼록(convex)한지를 나타내는 형상모수 λ가 0보다 큰 값을 가지는 범위 내에서 자유롭게 추정되는데, 그 추정치 $\hat{\lambda}$이 0.571870으로 통계적으로 0이나 1이 아님이 명백하다. 이것으로 Linear ACD 모형($\lambda = 1$)과 Log ACD 모형($\lambda \to 0$)에서 가정한 조건이 적절하지 않음을 알 수 있으며 실제로 log-likelihood 값도 −8371.441로 Linear ACD 모형과 Log ACD 모형의 log-likelihood 보다 큰 값을 갖는다.

Box-Cox ACD 모형의 모수 추정치 $\hat{\nu}$ 또한 Power ACD 모형의 모수 추정치 $\hat{\lambda}$과 유사한 값을 가지는데, 이 값 또한 통계적으로 0이나 1이 아님을 알 수 있다. 이는 Linear ACD 모형과 Log ACD 모형

표 3: 조정층 구성 변수와 응답성향/관심변수와의 관련성이 추정결과에 미치는 영향

모수	Linear ACD	Log ACD	Power ACD	Box-Cox ACD
ω	0.010661 (0.001513)	0.050743 (0.003069)	0.009046 (0.001615)	−0.088020 (0.008686)
α	0.051512 (0.003280)	0.045487 (0.002664)	0.062426 (0.003747)	0.107067 (0.012368)
β	0.935872 (0.004022)	0.948991 (0.003307)	0.941062 (0.003739)	0.986216 (0.002139)
λ			0.571870 (0.049038)	
ν				0.596966 (0.047869)
γ	0.651994 (0.005412)	0.645119 (0.005178)	0.651973 (0.005396)	0.652340 (0.005401)
Log L	−8390.718	−8439.955	−8371.441	−8368.018
AIC	1.364995	1.373001	1.362023	1.361466
BIC	1.367407	1.375413	1.365038	1.364481

표 4: 현대중공업주의 ACD 모형 추정 결과

모수	Linear ACD	Log ACD	Power ACD	Box-Cox ACD
ω	0.015844 (0.001123)	0.040017 (0.001269)	0.012938 (0.001200)	−0.091688 (0.005246)
α	0.062079 (0.002068)	0.058996 (0.001785)	0.070986 (0.002393)	0.103199 (0.006724)
β	0.921521 (0.002593)	0.936428 (0.002166)	0.924353 (0.002531)	0.984846 (0.001322)
λ			0.715028 (0.032368)	
ν				0.672353 (0.028567)
γ	0.860056 (0.003678)	0.850162 (0.003642)	0.859868 (0.003680)	0.859884 (0.003681)
Log L	−26042.00	−26219.15	−26021.86	−26019.51
AIC	1.772379	1.784434	1.771077	1.770917
SBC	1.773507	1.785562	1.772487	1.772327

에서 가정한 또 다른 조건($\nu = 1$)도 적절하지 않음을 시사하며, Box-Cox ACD 모형 역시 Linear ACD 모형과 Log ACD 모형보다 큰 log-likelihood 값(−8368.018)을 갖는데 이는 Power ACD 모형의 log-likelihood보다도 큰 값이다.

모형의 Goodness-of-fit을 나타내는 AIC와 BIC도 log-likelihood와 유사한 패턴을 보이며, 세 척도 모두에 의해 Box-Cox ACD 모형이 가장 잘 적합되고 그 다음으로 Power ACD 모형, Linear ACD 모형, Log ACD 모형 순으로 잘 적합되며, 특히 Log ACD 모형의 적합도는 다른 모형들과 다소 차이가 있음을 알 수 있다.

다음으로 현대중공업주의 추정 결과를 살펴보면 Weibull 분포 모수의 추정치도 모형에 관계없이 비슷한 값을 가짐을 알 수 있으며, 삼성전자주의 $\hat{\gamma}$보다는 다소 큰 값을 가지지만 이 또한 통계적으로 1이 아닌 값을 가지는 것으로 오차항은 exponential 분포를 가정할 수 없음을 알 수 있다.

추정치와 대체로 유사한 값을 갖지만, Power ACD 모형의 $\hat{\lambda}$과 Box-Cox ACD 모형의 $\hat{\nu}$은 삼성전

자주의 경우보다 약간 큰 값을 갖는다. 그러나 삼성전자주의 경우와는 추정치의 값에만 차이가 있을 뿐 현대중공업주 역시 $\hat{\lambda}$과 $\hat{\nu}$ 모두 통계적으로 0이나 1과 같지 않아 앞에서와 같이 Linear ACD 모형과 Log ACD 모형에서 가정했던 조건은 적절하지 않음을 알 수 있다.

현대중공업주의 경우에도 AIC, BIC와 log-likelihood 모두 같은 순서로 모형의 적합도를 나타내며 그 순서 또한 삼성전자주의 경우와 일치한다. 즉, Box-Cox ACD 모형의 적합도가 가장 좋으며, 그 다음으로 Power ACD 모형, Linear ACD 모형, Log ACD 모형 순으로 나타났다.

삼성전자주와 현대중공업주 모두 Power ACD 모형의 형상모수 λ의 추정치가 1보다 작은 것으로 Box-Cox 변환은 오목하며 Box-Cox ACD 모형에서 충격함수곡선의 형상모수 ν의 추정치 역시 1보다 작으므로 Box-Cox ACD 모형의 충격함수곡선 또한 오목하다. 이와 같은 추정 결과로 ACD 모형에 Box-Cox 변환 혹은 충격함수곡선을 적용시키는 것이 충분히 효과가 있음을 알 수 있다.

4. 결론

Engle과 Russell (1998)이 제시한 Linear ACD 모형에 Box-Cox 변환을 적용해 모형을 보다 일반화 시킬 수 있으며, 또한 일반화된 ACD 모형에 제약조건을 주어 여러 가지 모형을 만들 수 있다. 본 연구에서 사용한 모형은 최초에 Engle과 Russell (1998)이 제안한 Linear ACD 모형($\lambda = \nu = 1, b = c = 0$), Bauwens와 Giot (2000)의 Log ACD 모형($\lambda \to 0, \nu = 1, b = c = 0$), Dufour와 Engle (2000)이 제안한 Box-Cox ACD 모형($\lambda \to 0, b = c = 0$) 그리고 Power ACD 모형($\lambda = \nu, b = c = 0$)이다.

국내 주식시장에서 거래되고 있는 삼성전자주와 현대중공업주의 가격거래시간에 위의 모형을 적용시킨 결과 충격함수곡선이 오목한 형태인 Box-Cox ACD 모형과 Power ACD 모형의 성능이 좋은 것으로 나타났으며 이에 따라 Linear ACD 모형과 Log ACD 모형에서 주어진 제약조건이 기각됨을 확인할 수 있었다. 따라서 다른 종목의 분석에도 오목한 충격함수곡선을 고려해야하며, 본 연구에서 가정했던 $b = c = 0$의 가정사항도 기각될 수 있는가를 확인해야할 것으로 생각된다.

참고 문헌

Bauwens, L. and Giot, P. (2000). The logarithmic ACD model: An application to the bid-ask quote process of three NYSE stocks, *Annales d'Economie et de Statistique*, **60**, 117–150.

Bauwens, L. and Veredas, D. (2004). The Stochastic Conditional Duration Model: A Latent Factor Model for the Analysis of Financial Durations. *Journal of Econometrics*, **119**, 381–412.

Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, **31**, 307–327.

Dufour, A. and Engle, R. F. (2000). The ACD model: Predictability of the the time between consecutive trades, University of Reading and University of California at San Diego.

Engle, R. F. and Russell, J. R. (1998). Autoregressive conditonal duration: A new model for irregularly-spaced transaction data, *Econometrica*, **66**, 1127–1162.

Fernandes, M. and Grammig, J. (2006). A family of autoregressive conditional duration models, *Journal of Econometrics*, **130**, 1–23.

Ghysels, E. and Gouriéroux, C. and Jasiak, J. (2004). Stochastic Volatility Duration models, *Journal of Econometrics*, **119**, 413–433.

Giot, P. (2000). Time transformations, intraday data and volatility models, *Journal of Computational Finance*, **4**, 31–62.

Hentchel, L. (1995). All in the family: Nesting symmetric and asymmetric GARCH models, *Journal of Financial Econometrics*, **39**, 71–104.

Prigent, J. -L. and Renault, O. and Scaillet, O. (2001). An Autoregressive Conditional Binomial Option Pricing Model. In: Geman, H., Madan, D., Pliska, S., Vorst, T. (Eds.), *Selected Papers from the First World Congress of the Bachelier Finance Society,* Springer, Heidelberg.

Zhang, M. Y. and Russell, J. R. and Tsay, R. S. (2001). A Nonlinear Autoregressive Conditional Duration Model with Applications to Financial Transaction Data, *Journal of Econometrics*, **104**, 179–207.

2008년 11월 접수; 2008년 12월 채택

Performance Evaluation of the ACD Models for Analysing the Transaction Data of the KOSPI Stocks

Sahm Kim[1,a], Da-Woon Jung[a]

[a]Dept. of Statistics, Chung-Ang Univ.

Abstract

Engle and Russell (1998) proposed the ACD(Autoregressive Conditional Duration) model to explain the relationship between the prices and the duration times of the stocks. In this paper, we first introduce the various types of the ACD models such as the linear ACD, log ACD and Box-Cox ACD models and we evaluate the performance of the models for analysing the transaction data of the stocks in Korea.

Keywords: ACD model, price duration, Box-Cox transformation, shocks impact curve.

This research was supported by the Chung-Ang University Research Scholarship Grants in 2007.

[1] Corresponding author: Associate Professor, Department of Statistics, Chung-Ang University, 221 Heukseok-Dong, Dongjak-Gu Seoul 156-756, Korea. E-mail: sahm@cau.ac.kr