주식수익률 시계열의 ARIMA 모델 설정 및 분석

Aggregate Time - Series Analysis of Stock Return

저자 (Authors): 박재환 / Jae Wan Park

출처 (Source): 한국증권학회지 23(1), 1998.09, 187-210(24 pages)
Korean Journal of Financial Studies 23(1), 1998.09, 187-210(24 pages)

발행처 (Publisher): 한국증권학회 / Korean Securities Association

URL: http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE07227827

APA Style: 박재환 (1998). 주식수익률 시계열의 ARIMA 모델 설정 및 분석. 한국증권학회지, 23(1), 187-210

株式收益率 時系列의 ARIMA 모델 設定 및 分析

朴 在 煥(주은투자신탁운용 리스크관리 팀장)

< 要　約 >

본 연구에서는 주식수익률 시계열이 어떠한 자기상관 구조를 갖고 있는 가를 살펴보았다. 자기상관 구조를 규명하기 위해서 일반적으로 가장 많이 사용되는 ARIMA(p, d, q) 모형을 적용해보았다. 그런데 주식수익률 시계열이 정상적인(stationary) 데이타 분포를 보이고 있음이 밝혀져서 d의 차수가 0인 ARMA(p, q) 모형으로 해서 분석했다. 분석 결과에 따르면 ARMA(1, 1) 모형이 최적 모형임이 밝혀졌고, 또한 최대우도법에 의한 계수 추정에 따르면 전일의 주식수익률 1% 상승은 당일의 주식수익률을 0.45% 하락시키는데 비해서 전일 오차의 1% 상승은 당일의 주식수익률을 0.60% 상승시키는 것으로 드러났다. 따라서 주식수익률 시계열에는 음(-)의 자기상관이 있다고 잠정적으로 결론을 내릴수 있다.

한편 전체 표본기간(86-97)을 주가 상승기(86-88, 92-94)와 주가 하락기(89-91, 95-97)로 나누어서 살펴본 결과 주가 상승기에는 86-88 기간이나 92-94 기간 모두 ARMA(0, 1) 모형이 적정 모형이었는데 비해서 주가 하락기에는 ARMA(1, 1) 모형이 89-91 기간에, 그리고 ARMA(2, 2) 모형이 95-97 기간에 적정 모형임이 밝혀졌다. 즉 주가 상승기와 주가 하락기의 주식수익률 패턴이 상이하고, 또한 전체 주식수익률 시계열이 주가 하락기의 영향을 더 많이 받는 것으로 검증되었다.

핵심단어 : 자기상관, ARIMA 모형, Hannan-Rissanen 방법론, Lagrange Multiplier 검정법, Portmanteau 검정법

Ⅰ. 서 론

초기의 실증연구는 일반적으로 증권시장에서의 기대수익률과 위험사이의 횡단면적(cross-section) 관계를 추정하는 것에 주로 초점이 맞추어졌었다. 이러한 형태의 실증연구는 주식수익률이 시간에 따라 변하지 않고 일정하다는 가정하에서 분석되었으며, 또한 주식수익률의 발생과정도 과거 주식수익률의 실제 실현치와는 서로 독립적인 관계에 있다고 가정되었었다. 그러나 최근의 연구 결과에서는 주식수익률의 시계열(time-series)에는 뚜렷한 자기 상관(autocorrelation)이 존재한다고 밝혀졌다. 예를들어, Fama와 French(1988)는 장기적으로 주식수익률이 통계적으로 유의한 자기상관 관계가 있음을 보였다. 그들은 미래 장기 주식수익률의 25%-40% 수준까지는 과거 주식수익률을 통해 예측 가능함을 실증적 분석을 통해서 보였다. 그리고 Akgiray(1989)의 연구에서는 주식수익률을 AR(1) 모형 형태로 변형해서 자기상관의 존재유무를 살펴봤는데 이에 따르면 통계적으로 유의한 (+)의 자기상관이 긴 시차에 이르기까지 유지된다는 사실을 밝혀냈다. 한편, 김규영과 이상빈(1989)은 우리나라 주식시장을 대상으로 주식수익률의 독립성 여부를 분석했다. 그들의 연구결과에 따르면 소규모 기업에 대해서는 주식수익률의 독립성 여부가 기각되어 미래 주식수익률을 예측할 수 있다는 사실이 밝혀졌다. 박동규(1994)는 ARMAX 모형을 이용해서 주식수익률 변동성에 유의한 영향을 미치는 몇 개의 독립변수들을 예측에 포함시킨 결과 우수한 예측성과를 얻었다.[1] 또한 최근의 이정도와 안영규(1997)의 연구결과에 따르면 주식수익률에는 시계열 상관이 뚜렷이 있다는 사실이 5% 통계적 유의수준으로 드러났다. 이에 따라 미래의 수익률 분포에 현재뿐만 아니라 과거의 수익률 분포도 영향을 미친다는 사실이 밝혀졌다. 그러나 대부분의 연구 결과는 주식수익률 시계열에

---

1) 박동규(1994)의 연구결과는 일종의 변형된 ARIMA 모형 분석이어서 본 논문에서 다루는 순수한 자기상관 모형과는 다소 차이가 있다.

자기상관이 존재하는가 여부를 검정하는 데 그쳤다.

따라서 본 연구에서는 주식수익률이 어떠한 자기상관 특성을 나타내는지를 살펴보고자 한다. 잘 알려진 바와같이 대부분의 경우 시계열의 자기상관 모형은 ARIMA(autoregressive integrated moving average) 모형으로 일반화시킬 수 있다.[2)] 적정 ARIMA 모형을 선정하기 위해서 본 논문에서는 Hannan-Rissanen (1982) 방법론을 채용했다. 이때 ARIMA 모형의 계수 추정에는 최대우도법(maximum likelihood method)이 사용되었으며, 선정된 모형의 적정성 검증(diagnostic checking)은 Lagrange Multiplier 검정법(Godfrey, 1979)과 Portmanteau 검정법(Ljung and Box, 1978) 등을 각각 이용하였다. 한편 본 연구에 이용된 자료는 1986-1997까지의 12년간 일별 주가지수(KOSPI) 자료를 이용했다. 그리고 주가지수의 상승기(86-88, 92-94)와 하락기(89-91, 95-97)로 나누어서도 분석했다. 또한 주가지수는 대형주지수, 중형주지수, 소형주지수로 각각 나누어서 별도 분석도 병행했다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 제 II 절에서는 주식수익률의 적정 시계열 모형 선정을 위해 Hannan-Rissanen(HR) 방법론에 대해서 자세히 살펴보고 이를 이용해서 적정 ARIMA 모형을 선정해본다. 그리고 이에 따른 계량적 의미를 살펴본다. 제 III 절에서는 선정된 ARIMA 모형의 적정성 여부를 검정해본다. 그리고 제 IV 절에서는 본 연구결과를 요약하고 결론을 맺는다.

II. ARIMA 모형과 HR 방법론

이번 제 II 절에서는 주식수익률의 시계열이 어떠한 특성을 보이는 가를 규명하기 전에 일반적인 시계열 자기상관 모형인 ARIMA에 대해 먼저 살펴보도록 하겠다. 이는 전체적인 흐름에 대해서 이해를 다소 높히기 위한 준비단계라고 볼

2) ARIMA 모형에 대한 자세한 내용과 기본 계량경제학적 배경이론은 Granger and Newbold(1986)와 Wei(1990)를 참조.

수 있겠다. 예를 들어, 시계열 X_t 가 AR(autoregressive) 모형과 MA(moving average) 모형의 일반적 합성체로 이루어졌을 경우 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_t = \sum_{j=1}^{p} a_j X_{t-j} + \sum_{j=0}^{q} b_j \varepsilon_{t-j} \qquad (1)$$

여기에서 ε_t 는 평균이 0인 백색잡음(white noise)을 말한다. 만약 시계열 X_t 가 식(1) 처럼 표현되어진다면 X_t 는 ARMA 모형을 따른다고 하고 일반적으로 X_t ~ARMA(p , q)라고 표현한다. 이때 lag operator인 L 을 사용해서 식(1)을 다시 표현하면,

$$a(L)X_t = b(L)\varepsilon_t \qquad (2)$$

여기에서 $a(L)$ 과 $b(L)$ 은 차수가 각각 p 와 q 인 다항식(polynomial)이라고 부른다. 한편 만약 시계열 X_t 가 비정상적(nonstationary) 이어서 적분된 상태(integrated process)라면 식(2)는 다음의 식(3) 처럼 표현할 수 있다.

$$a(L)(1-L)^d X_t = b(L)\varepsilon_t \qquad (3)$$

X_t 의 시계열이 식(3)의 경우처럼 이루어졌다면, X_t ~ARIMA(p , d, q)라고 표현한다. 물론 이때 시계열 X_t 를 다시 d 번 차분변환[3] 하면 시계열 X_t는 다시 정상적인(stationary) ARMA(p, q) 모형으로 환원된다.

한편 특정 시계열의 적정 ARIMA 모형 설정은 바로 p 와 q 의 차수결정 및 계수추정이 가장 핵심적인 부분이다. 그런데 p 와 q 의 차수결정 방법에는 일반적으로 몇가지의 방법이 있으나 그중 HR 방법론이 가장 과학적인 방법이다.[4]

---

3) 만약 Y_t 가 비정상적인 X_t 시계열에 상응한 정상화된 시계열이라고 한다면, $Y_t = (1-L)^d X_t$ 라고 표현할 수 있다.

4) Granger와 Newbold(1986, p 83)는 HR 방법론이 ARIMA 모형의 차수결정 및 계수추정에 있어서 거의 대부분 일정한 추정치(consistent estimators)를 만든다고 주장했다.

대부분의 경우에는 특정 시계열의 가기상관 그래프(autocorrelation graph)나 부분 자기상관 그래프(partial autocorrelation graph)의 모양을 보고 p와 q의 차수를 결정하나 이는 다분히 주관적이며 애매하다.5) 따라서 본 논문에서는 주식수익률의 자기상관 특성을 모형화하는데 HR 방법론을 사용할 예정이다.

일반적으로 HR 방법론은 다음과 같이 3단계로 이루어진다. 첫째, 다양한 ARMA(p , q) 모형중 AIC(Akaike's Information Criterion) 값을 이용해서 가능한 후보 ARMA 모형의 p 와 q 를 선택한다. 잘 알려진 바와 같이 AIC(Akaike, 1969)6) 값은 다음과 같이 계산된다.

$$\log \widehat{\sigma}_k^{\,2} + (2k/n) \tag{4}$$

여기에서 $\widehat{\sigma}_k^{\,2}$ 는 최대우도법에 의한 잔차의 분산(maximum likelihood error variance)이고, k 는 선택된 AR항의 차수이고, n은 전체 관측치를 각각 말한다. 이때 AIC 값이 작을수록 좋다. 한편 본 논문에서는 Schwartz(1978)에 의해 제안된 SBC(Schwartz's Bayesian Criterion) 값을 별도로 이용해서 서로 상대적인 비교도 할 예정이다. 일반적으로 SBC 값은 아래의 식(5)와 같이 계산된다.

$$\log \widehat{\sigma}_k^{\,2} + \frac{k}{n}\log n \tag{5}$$

여기에서도 SBC 값이 작을수록 좋다.

둘째, ARMA(p , q) 모형에서 MA(q) 부분은 무시한채 순수 AR(p) 모형에 의해서 AIC 값을 다시 한번 계산한다. 이에 의해 예비적 AR(p) 모형의 적정 차

5) 본 논문에서 다루고 있는 주식수익률 autocorrelation graph와 partial autocorrelation graph의 모양은 SBC 기준에 의해 선택되는 차수와 거의 일치하고 있다. 따라서 그래프로 차수를 선택하는 방법은 다음에서 고려하고 있는 SBC 기준과 결과가 거의 일치하고 있어서 본 논문에서는 생략했다.

6) Knight(1989)에 따르면 AR 모형에서 p 의 차수 선정시에 AIC값을 이용하면 p 의 차수가 일정한 수치(weakly consistent)를 유지한다는 사실이 밝혀졌음.

수 p를 결정한다.

끝으로 셋째, 다음 식(6)에서 추정 오차항을 최소자승법(OLS)에 의해 구한다.

$$\hat{\varepsilon}_t = X_t - a_1 X_{t-1} - a_2 X_{t-2} - \cdots - a_p X_{t-p} \tag{6}$$

여기에서 $a_1, a_2, \cdots, a_p$ 는 두번째 단계에서 선정한 예비적 AR(p) 모형의 추정 최대우도 예측치이다. 이렇게 구한 추정 오차항을 이용해서 다음의 식(7)을 결정한다.

$$X_t = a_1 X_{t-1} + \cdots + a_p X_{t-p} + b_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \cdots + b_q \hat{\varepsilon}_{t-q} + \varepsilon_t \tag{7}$$

이때 사용하는 p 의 차수와 q 의 차수는 각각 첫번째 단계에서 선정한 후보 ARMA 모형의 p, q로 한다. 이제 식(7)을 최소자승법(OLS)으로 추정해서 잔차항의 분산을 산출한다. Hannan -Rissanen (1982)는 ARMA(p , q)에서 적정 p, q 를 선정할 수 있게 다음과 같이 식(8)을 HR기준으로 제안했다.

$$\log \widehat{\sigma_{p,q}}^2 + \left(\frac{p+q}{n}\right) \log n \tag{8}$$

여기에서 $\widehat{\sigma_{p,q}}^2$ 는 식(7)의 추정 잔차항 분산을 의미한다. 이때에도 식(8)의 HR 값이 작을수록 좋다. 따라서 첫번째 단계에서의 가능한 여러 ARMA 모형 후보 중 HR 값이 가장 작은 것을 최적치로 선택하는 것이다. Granger 와 Newbold(1986)는 식(8)의 HR 값이 항상 점근적으로 일정한 추정치(asymptotically consistent estimators) 에 도달할 수 있는 최적기준이어서 AIC 나 SBC 기준보다 우월하다는 것을 보여 주었다. 한편 본 논문에서도 한 사례를 중심으로 HR 기준이 다른 기준보다 추정오차가 적어서 우월하다는 점을 보여줄 것이다.

본 연구에서 사용된 주식수익률[7] 자료는 1986년부터 1997년까지의 일별 데이타이다. 이미 앞에서 자세히 살펴본 ARIMA(p, d, q) 모형에서 우선 d의 차수를 결정하는 것이 무엇보다 중요하다. 그런데 주식수익률 자료는 정상적인 (stationary)[8] 데이타 분포를 보이고 있어서 d의 차수는 0이 된다. 따라서 이제 주식수익률의 시계열 모형은 ARIMA(p, 0, q)이므로 곧 ARMA(p, q)모형에서 AR부분의 차수 p와 MA부분의 차수 q를 구하는 것에 초점이 맞추어지게 된다.

다음의 <표 1>에서는 HR 방법론의 1단계에서부터 3단계에 이르기까지 단계별로 자세히 중요 수치를 나타내고 있다. 먼저 제 1단계에서는 주식수익률 시계열의 가능한 ARMA(p, q) 모형중에서 대체적인 윤곽을 가리기 위해 AIC 값과 SBC 값을 이용해본다. 물론 가능한 ARMA(p, q) 모형은 다양하지만 AIC 값과 SBC 값의 작은 순서로 윤곽을 잡아보면 ARMA(1, 0), ARMA(0, 1), ARMA(1, 1), ARMA(2, 0), ARMA(0, 2), ARMA(2, 1), ARMA(1, 2), ARMA(2, 2)등이 유효하다. 그런데 이중에서 AIC 값으로는 ARMA(1, 2) 모형이, 그리고 SBC 값으로는 ARMA(1, 1) 모형이 최적인 것으로 나타나서 서로 상이한 결론에 도달된다. 일반적으로 SBC와는 달리 AIC는 ARMA(p, q) 모형 설정에서 충분히 높은 p와 q 차수를 결정해준다고 알려져 있다.[9] 여기의 <표 1>에서도 AIC 기준에 의해서 선택된 차수가 SBC 기준에 의해서 선택된 차수보다 높다는 것을 발견할 수 있다. 따라서 AIC 기준으로 최적인 ARMA 모형의 p와 q 차수보다 높은 차수의 ARMA 모형은 고려의 대상에서 제외시키는 것이 효율적이다.[10]

---

7) 주식수익률은 다음과 같이 계산되었다.

$$X_t \;=\; (\ln\,(P_t) - \ln\,(P_{t-1}))$$

여기에서 X_t 는 t시점에서의 주식수익률이고, P_t 는 t시점에서의 주가지수 그리고 P_{t-1} 는 t-1 시점에서의 주가지수를 각각 말한다.

8) ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정법 (Dickey와 Fuller(1981))에 의하면 주식수익률 데이터는 정상적 분포를 보이고 있다.

9) 자세한 내용은 Akaike(1969)와 Granger와 Newbold(1986)등을 참조.

10) 실제로 본 연구에서는 AIC 기준으로 선택된 최적 ARMA 모형의 p와 q 차수보다 차수가 높은 ARMA 모형을 분석해보았으나 결론은 역시 AIC 기준으로 최적인 ARMA 모형내에서 적정 ARMA 모형이 선정되었다.

<표 1> HR 방법론 : 1단계 ~ 3단계

1단계			2단계			3단계	
	AIC	SBC		AIC	SBC		HR
ARMA(1,0)	-20270.10	-20263.94	AR(1)	-20270.10	-20263.94	ARMA(1,0)	-8.6158
ARMA(0,1)	-20280.15	-20273.99	AR(2)	-20285.99	-20273.67	ARMA(0,1)	-8.6190
ARMA(1,1)	-20293.81	-20281.48	AR(3)	-20286.89	-20268.40	ARMA(1,1)	-8.6199
ARMA(2,0)	-20285.99	-20273.67	AR(4)	-20286.87	-20262.22	ARMA(2,0)	-8.6186
ARMA(0,2)	-20290.06	-20277.74	AR(5)	-20285.99	-20255.18	ARMA(0,2)	-8.6197
ARMA(2,1)	-20294.78	-20276.29	AR(6)	-20292.29	-20255.32	ARMA(2,1)	-8.6176
ARMA(1,2)	-20295.43	-20276.94				ARMA(1,2)	-8.6176
ARMA(2,2)	-20294.28	-20269.63				ARMA(2,2)	-8.6157

제 2 단계에서는 선정 가능한 ARMA(p, q) 모형에서 MA(q) 부분이 없다는 가정아래 오직 순수 AR(p) 모형에 의한 AIC 값과 SBC 값을 각각 구한다. AR(1)부터 AR(6)까지의 모형중에서 AIC 값으로는 AR(3) 모형이, 그리고 SBC 값으로는 AR(2) 모형이 각각 최적인 것으로 밝혀졌다. 여기에서도 AIC 기준과 SBC 기준이 서로 다른 결과를 보이고 있고 역시 AIC 기준이 SBC 기준보다 p의 차수가 높다.

그리고 제 3 단계에서는 앞의 단계에서 AIC 기준으로 최적이었던 AR(3)을 기준으로 식(6)의 추정 오차를 최소자승법(OLS)으로 구한 후, 식(7)의 오차항에 삽입해서 이제 식(7)을 추정한다. 물론 이때 추정방정식인 식(7)의 p와 q의 차수는 제 1 단계에서 이용했던 대체적인 윤곽내에서 정한다. 이렇게 추정한 식(7)의 추정 잔차항 분산(SSE : Sum of Square Error)을 이용해서 Hannan-Rissanen이 제안한 식(8)의 HR 값을 계산한다. <표 1>에 따르면 ARMA(1, 1)이 -8.6199로 최소의 HR 값을 나타내고 있다. 따라서 ARMA(1, 1)이 주식수익률 시계열의 적정 모형임이 밝혀졌다.

위의 제 1 단계 ~ 제 3 단계는 Hannan-Rissanen 방법론을 이용한 주식수익률 시계열의 모형 분별(identification)절차였고, 이제부터는 분별절차에 의해 결정된 ARMA(1, 1) 모형에 의한 계수 추정(parameter estimation)을 해야한다. 본 연구에서는 ARMA 모형의 계수 추정시 최대우도법을 사용했다. 최대우도법을 이용한 주식수익률 시계열의 ARMA(1, 1) 모형의 추정계수는 다음의 식(9)와 같다.

$$X_t = -0.4485 X_{t-1} + 0.5958 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (9)$$
$$\quad (-5.91) \qquad\qquad (8.73)$$

식(9)에서 괄호안의 수치는 t 검정 통계량이다. 검정 통계량의 수치에 따르면 X_{t-1}과 ε_{t-1}의 계수는 각각 유의수준 1%로 통계적으로 유의함이 밝혀졌다. 식(9)의 계량적 의미는 다음과 같다. 즉 전일의 주식수익률(X_{t-1}) 1% 상승은 당일의 주식수익률을 0.45% 하락[11)]시키는 영향을 미치는 반면 전일 오차(ε_{t-1})의 1% 상승은 당일의 주식수익률을 0.60% 상승시킬 수 있다는 것이다. 그러나 당일의 주식수익률(X_t)은 당일의 오차(ε_t)에 의해 가장 큰 영향을 받는다는 사실에 조심해야 한다. 왜냐하면 전일 주식수익률항(X_{t-1})의 추정계수(-0.4485)나 전일 오차항(ε_{t-1})의 추정계수(0.5958) 보다 당일의 오차항(ε_t) 계수(1)가 크기 때문이다. 여기에서 주식시장을 고려해보면 주식시장의 과잉반응(overreaction)과 연결해볼 수 있겠다. 즉 일반적으로 과잉반응은 투자자의 심리에 있어서 나쁜(좋은) 정보에 의해 하락(상승)하는 주가가 투자자들의 비관적인(낙관적인) 예상으로 그 주식 본래의 가치이하(이상)로 크게 하락(상승)하게 되는 것을 말하는 데, 이는 투자자의 비합리성에 근거한다. 그런데 본 논문에서 주식수익률이 음(-)의 자기상관을 보임에 따라 과잉반응은 평균회귀(mean reversion)하는 속성이 있다고 말할 수 있겠다. 한편 식(9)는 또 다른 해석이 가능하다.

11) 주가의 상승에 대한 반작용으로 하락의 관성이 주가상승에 잠재적으로 포함되있다는 의미로 해석할 수 있다.

즉 장기적으로 주식수익률 시계열에 있어서 단위 충격(unit shock) 영향이 미치는 효과는 주식수익률 수준(level)을 1.1017% 상승시킨다는 것이다.12)

위의 식(9)는 종합 주가지수(KOSPI)에 대한 적정 ARMA(1, 1) 모형의 추정식이다. 그런데 한편 주식시장은 이 종합 주가지수외에 대형주지수, 중형주지수, 소형주지수 등으로 각각 나누어서 기업의 규모별로도 주식수익률을 별도 분석 가능하다. 따라서 이번에는 대형주지수, 중형주지수, 소형주지수의 적정 ARIMA(p, d, q) 모형을 역시 Hannan-Rissanen 방법론으로 구해보고자 한다. 여기에서도 각 지수의 자료가 정상적인(stationary) 데이타 분포를 보이고 있어서 d의 차수는 0이 되어 ARIMA(p, d, q) 모형이 바로 ARMA(p, q) 모형화 된다.

제 1 단계의 경우 대형주지수는 ARMA(1, 1) 모형이, 그리고 소형주지수는 ARMA(1, 2) 모형이 AIC 기준과 SBC 기준으로 각각 최적으로 선정되었다.13) 한편 중형주지수는 AIC 기준으로는 ARMA(2, 2) 모형이, 그리고 SBC 기준으로는 ARMA(0, 1) 모형이 최적으로 선정되었다. 또한 제 2 단계에서는 중형주지수와 소형주지수 모두 AIC 기준과 SBC 기준으로 AR(3)이 최적이라고 밝혀졌고 대형주지수는 AIC 기준으로는 AR(6)이, 그리고 SBC 기준으로는 AR(2)가 최적인 것으로 나타났다.

위의 결과에 따라 제 3 단계에서 HR 값을 산출한 최종결과에 의하면 대형주지수는 ARMA(0, 2) 모형이, 그리고 중형주지수와 소형주지수는 ARMA(0, 1) 모형이 각각 선정되었다. 이에 따라 각 선정된 ARMA 모형의 계수 추정이 식(10)부터 식(12)까지 표시되어있다. 여기에서 식(10)은 대형주지수, 식(11)은 중형주

---

12) 식(9)는 다음과 같이 변환할 수 있다.

$$X_t(1+0.4485L)=\varepsilon_t(1+0.5958L)$$

여기에서 L은 lag operator를 말한다. 또한 위의 식은 L에 1(unit shock)을 삽입한 후 아래와 같이 다시 표현할 수 있다.

$$X_t=\left\{\frac{1.5958}{1.4485}\right\}\varepsilon_t$$

이에 따라 단위충격의 장기적 효과가 1.1017이 된다.

13) 대형주지수, 중형주지수, 소형주지수에 대한 Hannan-Rissanen 방법론의 단계별 결과치는 지면상의 문제로 생략했다.

지수, 그리고 끝으로 식(12)는 소형주지수의 적정 ARMA 모형 추정식이다. 한편 괄호안의 t 검정 통계량에 따르면 ε_{t-1} 변수와 ε_{t-2} 변수가 모두 유의수준 1%로 통계적으로 유의하다. 여기에서 흥미로운 사실은 종합 주가지수와는 달리 대형주지수, 중형주지수, 소형주지수 모두가 자기 자신의 수익률 시차항(X_{t-1}, X_{t-2} 등)에는 아무런 영향을 받지않고, 전일 내지는 전전일의 오차에 의해서만 영향을 받는다는 점이다.

$$X_t = -0.0754\,\varepsilon_{t-2} + 0.1286\,\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (10)$$
(-4.46) (7.64)

$$X_t = 0.2929\,\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (11)$$
(18.06)

$$X_t = 0.3922\,\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (12)$$
(25.14)

즉 각각의 지수가 t 시점에서 최근의 오차들(대형주의 경우는 ε_{t-2} 나 ε_{t-1})에 의해서만도 설명이 가능하다는 것이다. 따라서 지수 시계열 자체의 변동보다는 추정지수와 실제지수사이의 괴리가 각 지수 설명에는 필수적이라는 사실이 밝혀졌다. 그 괴리(error: innovation)가 바로 지수 변동에 가장 중요한 원동력이라는 것이다. 또한 전일 오차항(ε_{t-1})의 영향은 모두 (+)이고, 그중에서 소형주의 경우가 가장 크다는 사실이 밝혀졌다. 즉 소형주 수익률의 경우에는 전일 오차의 1% 상승으로 당일의 소형주 수익률을 0.39% 상승시킬 수 있다고 말할 수 있다.[14] 그러나 여기에서도 상기해야 할 점은 식(10), 식(11), 그리고 식(12) 모두 당일의 오차가 가장 큰 영향을 미친다는 사실이다. 따라서 당일의 예측하지 못한 오차에 의해 향후 각각의 지수들이 당일과 동일한 방향으로 지속적인 영향을 받을 수 있는 가능성도 배제할 수 없다. 전체 KOSPI 시계열과는 달리 대형주,

14) 물론 전일 오차가 반대로 1% 하락할 경우에는 당일의 소형주지수를 0.39% 떨어뜨리게 된다.

중형주, 소형주 등의 각 개별지수의 시계열에서는 p의 차수가 0으로 나타나서 흥미롭다.[15)]

이제까지는 전체 기간(86-97)의 주가지수를 종합 주가지수, 그리고 대형주지수, 중형주지수, 소형주지수 등으로 분류해서 적정 ARMA[16)] 모형을 선정하고 이에 따른 계수 추정을 최대우도법으로 시행했다. 이제는 전체 종합 주가지수를 주가 상승기(86-88, 92-94)와 주가 하락기(89-91, 95-97)로 나누어서 기간별로 각각 따로 분석해보고자 한다. 아래의 <표 2>에는 Hannan-Rissanen 방법론에서의 제 1 단계가, 그리고 <표 3>에는 제 2 단계가, 끝으로 <표 4>에는 제 3 단계가 각각 자세히 표시되어있다.

결과적으로 주가 상승기인 86-88 기간이나 92-94 기간의 경우에는 ARMA(0, 1) 모형이 가장 적정한 시계열 모형이라는 것이 밝혀졌다. 그리고 최대우도법에 의한 계수 추정은 아래의 식(13)과 식(14)와 같이 각각 나타나있다. 여기에서 식(13)이 86-88 기간의 추정식이고 식(14)가 92-94 기간에 대한 추정식이다.

$$X_t = \underset{(4.08)}{0.1369}\,\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \tag{13}$$

$$X_t = \underset{(1.82)}{0.0610}\,\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \tag{14}$$

한편 주가 하락기인 89-91 기간이나 95-97 기간에는 각각 ARMA(1, 1) 모형과 ARMA(2, 2) 모형[17)]이 가장 적정한 시계열 모형임이 드러났다. 아래의 식(15)에는 89-91 기간의 계수 추정식이, 그리고 식(16)에는 95-97 기간의 계수 추

15) 이에 대한 뚜렷한 이유있는 논리근거를 제공하지 못해서 본 논문은 곤혹스럽다.
16) 각 지수의 시계열이 정상적인(stationary) 데이터 분포를 나타내고 있어서 ARIMA 모형에서의 d가 0임.
17) HR 방법론의 제 3 단계에서는 ARMA(2, 2) 이상에서도 최소의 값이 나올 가능성이 있어서 ARMA(3, 1), ARMA(3, 2), ARMA(1, 3), ARMA(2, 3), ARMA(3, 3) 등의 모든 가능한 경우를 살펴보았으나 ARMA(2, 2)가 가장 작은 HR 값을 갖고 있어서 적정 ARMA 모형임이 밝혀졌다.

<표 2> HR 방법론 : 1단계

	86-88		89-91		92-94		95-97	
	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	SBC
ARMA(1,0)	-5185.89	-5181.12	-5075.97	-5071.20	-5206.68	-5201.89	-4830.58	-4825.81
ARMA(0,1)	-5186.23	-5181.45	-5078.18	-5073.41	-5206.80	-5202.02	-4845.26	-4840.49
ARMA(1,1)	-5184.28	-5174.73	-5078.78	-5069.25	-5207.24	-5197.69	-4862.69	-4853.15
ARMA(2,0)	-5184.06	-5174.51	-5081.58	-5072.04	-5205.01	-5195.44	-4848.03	-4838.49
ARMA(0,2)	-5184.26	-5174.71	-5080.41	-5070.87	-5205.19	-5195.62	-4858.66	-4849.12
ARMA(2,1)	-5184.40	-5170.07	-5077.15	-5062.84	-5205.32	-5190.96	-4860.87	-4846.56
ARMA(1,2)	-5184.45	-5170.12	-5079.28	-5064.97	-5205.31	-5190.95	-4860.90	-4846.59
ARMA(2,2)	-5182.60	-5163.50	-5079.86	-5060.77	-5203.62	-5184.48	-4860.28	-4841.20

<표 3> HR 방법론 : 2단계

	86-88		89-91		92-94		95-97	
	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	SBC
AR(1)	-5185.89	-5181.12	-5075.91	-5071.20	-5206.68	-5201.89	-4830.58	-4825.81
AR(2)	-5184.06	-5174.51	-5081.58	-5072.04	-5205.01	-5195.44	-4848.03	-4838.49
AR(3)	-5184.21	-5169.89	-5079.97	-5065.66	-5204.25	-5189.89	-4849.50	-4835.19
AR(4)	-5183.71	-5164.61	-5078.35	-5059.28	-5202.50	-5183.36	-4858.27	-4839.19
AR(5)	-5183.65	-5159.77	-5077.46	-5053.61	-5202.94	-5179.41	-4856.75	-4832.90
AR(6)	-5183.34	-5154.68	-5078.88	-5050.27	-5201.53	-5172.81	-4856.43	-4837.81

정식이 각각 나타나있다. 그리고 식(15)에서는 변수 ε_{t-1} 만이, 그리고 식(16)에서는 변수 ε_{t-2} 만이 각각 유의수준 1%로 통계적으로 유의한 것으로 밝혀졌다.

$$X_t = -0.3326 X_{t-1} + 0.4621 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (15)$$
$$\qquad (-1.57) \qquad\qquad (2.31)$$

<표 4> HR 방법론 : 3단계

	86-88	89-91	92-94	95-97
ARMA(1,0)	-8.7520	-8.6579	-8.7252	-8.3727
ARMA(0,1)	-8.7522	-8.6597	-8.7253	-8.3889
ARMA(1,1)	-8.7444	-8.6603	-8.7178	-8.3893
ARMA(2,0)	-8.7444	-8.6589	-8.7178	-8.3873
ARMA(0,2)	-8.7444	-8.6573	-8.7179	-8.3975
ARMA(2,1)	-8.7367	-8.6509	-8.7102	-8.3844
ARMA(1,2)	-8.7391	-8.6509	-8.7116	-8.3914
ARMA(2,2)	-8.7314	-8.6442	-8.7039	-8.4017
ARMA(3,3)				-8.3869

$$X_t = \underset{(0.99)}{0.3125} X_{t-1} + \underset{(1.62)}{0.3087} X_{t-2} - \underset{(2.21)}{0.5438} \varepsilon_{t-2} - \underset{(0.19)}{0.0592} \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (16)$$

위의 식(13)부터 식(16)까지의 추정 결과에서 매우 흥미로운 사실은 주가 상승기와 주가 하락기의 ARMA 모형이 서로 상이하다는 점이다. 즉 상승기에는 주식수익률이 오직 전일의 오차항에 의해서만 영향을 받는데 비해 하락기에는 주식수익률이 자기 자신의 수익률 시차항(X_{t-1}, X_{t-2}) 등에 의해서도 영향을 받는다는 것이다. 앞의 전체 기간 분석에서도 주식수익률이 자기 자신의 수익률 잔차항 및 오차항 모두에 영향을 받는다는 사실을 상기해보자. 그러면 전체 주식수익률 시계열이 주가 상승기의 영향보다는 주가 하락기의 영향을 더 많이 받는다는 견해에 크게 반대하지는 못할 것이다. 여기에서 주가 하락기가 주가 상승기와는 달리 p의 차수가 최적모형에서 선택된 것은 흥미롭다. 그런데 주가 하락기중 89-91기간의 경우에는 X_{t-1}의 계수가 (-)라는 것을 고려하면 쉽게 이해가 된다. 즉, 평균적으로 오늘의 주가는 어제 주가 변동에 일정한 (-) 효과를 받는다는 것이다. 그러나 95-97 기간의 경우에는 X_{t-1}항과 X_{t-2}항의 추정계수가 (+)로 나타나서 이유있는 설명을 쉽게 이끌어내기가 곤란하다. 다만 ε_{t-2} 항의 추정계수가 -0.5438로 다른 계수보다 상대적으로 크다는 점이 있다. 즉 투

자자들의 시장 주가반응에 대한 오차가 평균회귀현상(mean reversion)을 강하게 보인다는 점을 그 이유로 지적할 수 있겠다.

한편 주가 하락기인 89-91 기간과 95-97기간의 모형 선정시 SBC와 HR 방법의 결과가 상이하게 나와서 주목된다. 바로 여기에서 두가지의 선택 기준중 어느 방법의 예측오차(prediction error)가 작은가라는 것을 비교해서 살펴보면 각 기준의 우월성 여부를 밝힐 수 있겠다.

다음의 <표 5>는 95-97 기간을 HR 기준으로 선정한 ARMA(2, 2) 모형과 SBC 기준으로 선정한 ARMA(1, 1) 모형을 토대로 추정치를 산출한 것이다. <표 5>에는 각각 추정치, 표준오차(S.E.), 그리고 상향 95% 신뢰구간의 추정치 및 하향 95% 신뢰구간의 추정치등을 비교해서 나타냈다. 즉 표본인 t가 873까지인 data를 갖고 t+10개를 추정해본 결과가 표시되어있다. 이에 따르면 추정오차(S.E.)를 기준으로 살펴볼 때, HR 기준의 경우가 SBC 기준보다[18] 작게 나타난다.

<표 5> HR 결과와 SBC 결과에 의한 추정오차 비교

	H R				S B C			
	Forecast	S. E.	Lower 95%	Upper 95%	Forecast	S. E.	Lower 95%	Upper 95%
874	-0.0137	0.0148	-0.0428	0.0155	-0.0139	0.0149	-0.0432	0.0155
875	0.0065	0.0152	-0.0236	0.0366	0.0066	0.0154	-0.0236	0.0367
876	-0.0022	0.0153	-0.0326	0.0282	-0.0031	0.0155	-0.0336	0.0272
877	0.0013	0.0154	-0.0291	0.0317	0.0015	0.0155	-0.0290	0.0319
878	-0.0003	0.0155	-0.0307	0.0302	-0.0007	0.0155	-0.0311	0.0297
879	0.0003	0.0155	-0.0301	0.0308	0.0003	0.0155	-0.0301	0.0308
880	0.0000	0.0155	-0.0304	0.0305	-0.0002	0.0155	-0.0306	0.0305
881	0.0001	0.0155	-0.0303	0.0306	0.0001	0.0155	-0.0303	0.0306
882	0.0000	0.0155	-0.0304	0.0305	-0.0000	0.0155	-0.0305	0.0305
883	0.0000	0.0155	-0.0304	0.0305	0.0000	0.0155	-0.0304	0.0305

18) SBC의 기준으로 선택된 ARMA(1, 1)의 추정방정식은 다음과 같다.

$$X_t = -0.4744\ X_{t-1} + 0.7373\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

따라서 HR 기준이 더 우월하다고 말할 수 있겠다. 물론 <식 16>의 경우 X_{t-1}항과 ε_{t-1}항이 통계적으로 유의하지 않지만 모형에서 배제되어서는 않된다. 특히 시계열을 영구적(permanent component) 부분과 일시적(transitory component) 부분으로 분해시, 최적모형중 추정계수가 통계적으로 유의하지 않다고 이를 제외할 경우에는 매우 상이한 결과가 나올수 있기 때문에 중요한 문제로 대두된다.

Ⅲ. ARIMA 모형의 검정

앞의 제 Ⅱ 절에서는 HR 방법론을 이용해서 주식수익률의 적정 ARIMA 모형을 선정해보았다. 이에 따라 이번 제 Ⅲ 절에서는 선정된 ARIMA 모형의 적정성 여부를 Godfrey(1979)가 개발한 Lagrange Multiplier 검정법과 Ljung과 Box(1978)에 의해 제안된 Portmanteau 검정법을 이용해서 살펴보겠다.

Godfrey의 Lagrange Multiplier 검정법은 일반적으로 다음과 같이 두 단계로 나누어져 있다. 우선 첫번째 단계는 앞에서 이미 선정한 ARIMA 모형의 추정계수를 이용해서 새로운 W_t와 Z_t의 시계열을 다음의 식(17)과 식(18)처럼 구축한다.

$$W_t = X_t - \phi_1 W_{t-1} - \cdots - \phi_p W_{t-p} \tag{17}$$

$$Z_t = \hat{\varepsilon}_t - \psi_1 Z_{t-1} - \cdots - \psi_q Z_{t-q} \tag{18}$$

여기에서 $\phi_1, \cdots, \phi_p$와 $\psi_1, \cdots, \psi_q$는 이미 선정된 ARIMA 모형의 추정계수이다. 그리고 식(17)과 식(18)에서는 W_I=0, Z_I=0라고 가정한다. 두번째 단계에서는 다음 식(19)에서의 잔차(U_t)를 구하기 위해서 최소자승법(OLS)으로 회귀방정식을

추정한다.

$$\widehat{\varepsilon}_t = \phi_1 W_{t-1} + \cdots + \phi_{p+m} W_{t-p-m} + \psi_1 Z_{t-1} + \cdots + \psi_{q+m} Z_{t-q-m} + U_t \qquad (19)$$

이때 Godfrey는 식(19)의 추정방정식에서 다음과 같은 검정 통계량을 제안했다.

$$G = n\left[1 - \frac{\sum_{t=1}^{n} \widehat{U}_t^{\,2}}{\sum_{t=1}^{n} \widehat{\varepsilon}_t^{\,2}}\right] \qquad (20)$$

여기에서 $\widehat{U}_t$는 식(19)의 추정 잔차이고 $\widehat{\varepsilon}_t$는 식(6)의 추정 잔차를 각각 의미한다. Godfrey는 위의 G검정 통계량이 자유도 m의 χ^2 분포를 따른다는 사실을 밝혀냈다. 따라서 G검정 통계량이 χ^2 분포의 임계치(critical value) 보다 작으면 귀무가설인 ARIMA(p, d, q) 모형이 채택된다. 기본적인 Godfrey 검정법의 핵심은 선정한 ARIMA(p, d, q) 모형에서 m차수를 각각 증가시켰을 경우 (ARIMA(p+m, d, q+m))와 선정한 ARIMA(p, d, q) 중에서 어느 모형이 주어진 시계열 특성을 잘 설명하는 가를 검정하는 데 있다.[19)]

한편 Portmanteau 검정법에 의해서도 앞의 제 Ⅱ 절에서 선정한 ARIMA 모형의 적정성 여부를 검정해볼 수 있다. Godfrey의 Lagrange Multiplier 검정법처럼 정교하지는 않지만, 일종의 대체적인 검정법으로 비교를 위해 Portmanteau 검정법은 한번 고려해볼만 할 뿐만아니라 손쉽게 그 적정성 여부를 검정할 수 있다는 측면에서도 유용하다.[20)] 또한 Davis와 Newbold(1979)에 따르면

19) Poskitt과 Tremayne(1980)에 따르면 일반적인 ARMA(p, q)에 대한 검정중 ARMA(p+m, q)나 ARMA(p, q+m)은 어떠한 ARMA(p+r, q+s) 검정과 대비했을 때 거의 동일한 (asymptotically identical) 결과에 도달한다는 사실이 밝혀졌다. 여기에서 m=max(r, s)이다.

20) Newbold(1980)는 Lagrange Multiplier 검정법이나 Portmanteau 검정법이 기본적으로 동일한 검정법이라는 사실을 입증해 보였다. 실제로 Park(1990)은 미국 GNP Deflator 데이터의 적정 ARIMA 모형 검정시 앞의 Lagrange Multiplier 검정법과 Portmanteau 검정

Portmanteau 검정법은 표본의 크기가 커지면 커질수록 선정한 ARIMA 모형의 적정성에 대한 검정력이 점점 좋아진다는 사실이 밝혀졌다.21) 본 연구의 전체 표본기간이 1986-1997까지의 12년간 일별 주가지수이므로 Portmanteau 검정법을 사용해도 무방하다고 말할 수 있겠다.

Ljung과 Box(1978)의 연구결과에 의해 제안된 Portmanteau 검정 통계량은 다음의 식(21)과 같다.

$$Q = n(n+2)\sum_{\tau=1}^{M}\widehat{\rho}_{\tau}^{\,2}(\widehat{\varepsilon})/(n-\tau) \tag{21}$$

M은 다소 큰 수치(moderately large number)로 보통의 경우에는 최소 10에서 20사이의 정수로 선택한다. 여기에서 $\widehat{\rho}_{\tau}$는 자기상관(autocorrelation)이다. 따라서 $\widehat{\rho}_{\tau}$는 다음의 식(22)처럼 표현할 수 있다.

$$\widehat{\rho}_{\tau}(\widehat{\varepsilon}) = \sum_{t=\tau+1}^{n}\widehat{\varepsilon}_{t}\widehat{\varepsilon_{t-\tau}} / \sum_{t=1}^{n}\widehat{\varepsilon}_{t}^{\,2} \tag{22}$$

위의 Portmanteau 검정 통계량은 자유도가 $M-p-q$인 χ^2 분포를 따른다. 따라서 Q검정 통계량이 χ^2 분포의 임계치(critical value) 보다 작으면 귀무가설인 ARIMA(p, d, q) 모형이 기각될 수 없고 채택되게 된다.

다음의 <표 6>에는 제 II 절에서 선정한 각 ARMA 모형에 대한 적정성 검증(diagnostic checking)을 위해 Lagrange Multiplier 검정법의 G검정 통계량과 Portmanteau 검정법의 Q검정 통계량을 각각 자세히 나타내었다. 이때 귀무가설은 제 II 절에서 선정한 각 ARMA(p, q) 모형인데 비해서 대립가설은 ARMA(p, q+2)로 했다.22) 즉, 예를 들자면 식(17)의 경우 귀무가설이 ARMA(1, 1)인데 대

법이 동일한 결과에 도달했다는 사실을 보여주었다.

21) Davis와 Newbold(1979)는 ARIMA(p, d, q) 모형의 적정성 여부에 대한 검정으로 Portmanteau 검정법에만 의존하는 것은 위험하다고 지적했다.

해 대립가설은 ARMA(1, 3)으로 해서 MA부분의 차수를 2차수 늘려서 설정한다.[23]

<표 6>의 괄호안의 수치는 유의수준 1%로의 χ^2 분포 임계치이다. 이때 *G* 검정 통계량과 *Q*검정 통계량이 χ^2 분포 임계치보다 작으므로 귀무가설은 기각될 수 없다. 따라서 앞의 제 Ⅱ 절에서 선정한 각 ARMA(p, q) 모형이 해당 주식수익률 시계열에 있어서 가장 적정한 모형 선택임이 검정되었다. 한편 통계적 유의수준을 10%로 낮추었을 경우의 *G*검정 통계량과 *Q*검정 통계량의 χ^2 분포 임계치가 각각 4.61과 9.24인데, 이때에도 귀무가설은 기각되지 않는다는 사실이 밝혀졌다.

<표 6> Lagrange Multiplier 검정과 Portmanteau 검정

	G 검정 통계량	Q 검정 통계량
KOSPI (식 9)	4.2060 (9.21)	2.61 (15.1)
대형주 (식 10)	0.3505 (9.21)	4.57 (15.1)
중형주 (식 11)	0.3505 (9.21)	6.24 (15.1)
소형주 (식 12)	0.3505 (9.21)	7.79 (15.1)
86-88 (식 13)	1.4858 (9.21)	5.96 (15.1)
92-94 (식 14)	0.2649 (9.21)	7.79 (15.1)
89-91 (식 15)	0.3476 (9.21)	4..74 (15.1)
95-97 (식 16)	0.7830 (9.21)	0.01 (15.1)

주) 괄호안의 수치는 유의수준 1%의 x^2 분포 임계치이다.

22) 전체 기간의 종합 주가지수나 주가하락기인 89-91 기간, 그리고 95-97 기간의 경우에는 ARMA(p+2, q) 모형을 대립가설로 해서 Lagrange Multiplier 검정법과 Portmanteau 검정법으로 검정을 실행해보았지만 결과는 동일했다.

23) Lagrange Multiplier 검정이나 Portmanteau 검정 실행시 대립가설의 차수를 관행적으로 2차수정도 늘인다. 자세한 내용은 Godfrey(1979)나 Ljung과 Box(1978)등을 참조.

Ⅳ. 결 론

주식수익률의 결정구조에 체계적 위험이 중요한 변수라는 사실은 그 동안 횡단면적(cross-section) 분석을 통해서 널리 밝혀졌었다. 그리고 또한 최근의 연구에서는 주식수익률의 시계열(time-series) 자체에 뚜렷한 자기상관(autocorrelation) 관계가 있음이 시계열 분석을 통해 역시 밝혀졌다. 그러나 대부분의 연구에서는 주식수익률 시계열 자체에 자기상관이 실존하는가를 검증하는 것에 주로 연구 초점을 맞추곤 했었다. 따라서 본 연구에서는 과연 주식수익률이 어떠한 자기상관 구조를 갖고 있는가를 규명해 보고자 했다.

본 연구에서는 주식수익률 시계열이 정상적인(stationary) 데이타 분포를 보이고 있는 것으로 밝혀짐에 따라 ARIMA(p, d, q) 모형중 d의 차수가 0인 ARMA(p, q) 모형으로 해서 주식수익률 시계열의 적정 자기상관 관계를 규명했다. 이에 따르면 ARMA(1, 1) 모형이 주식수익률 시계열의 적정 모형임이 밝혀졌다. 최대우도법(maximum likelihood method)에 의한 계수추정 결과에 의하면 전일의 주식수익률(X_{t-1}) 1% 상승은 당일의 주식수익률을 0.45% 하락시키는 반면 전일 오차(ε_{t-1})의 1% 상승은 당일의 주식수익률을 0.60% 상승시킨다. 당일 주식수익률이 전일 주가수익률의 (-) 영향을 받기 때문에 주식수익률이 음(-)의 자기상관을 보이고 있어서 일종의 평균회귀(mean reversion) 현상이 있다고 말할 수 있겠다. 또한 장기적으로 단위 충격(unit shock)이 주식수익률에 미치는 영향은 주식수익률 수준(level)을 1.1017% 상승시킨다는 것이다.

한편 대형주지수는 ARMA(0, 2) 모형이, 그리고 중형주와 소형주지수는 ARMA(0, 1) 모형이 적정 모형으로 각각 밝혀졌다. 또한 전체 기간(86-97)의 주식수익률 시계열을 주가 상승기(86-88, 92-94)와 주가 하락기(89-91, 95-97)로 나누어서 기간별로 따로 분석도 병행해 보았다. 그런데 추정 결과에 따르면 주가 상승기와 주가 하락기의 ARMA 모형이 서로 상이해서 흥미로웠다. 즉 주가 상승기에는 86-88 기간이나 92-94 기간 모두 ARMA(0, 1) 모형이 적정 ARMA

모형이었는 데 비해서 주가 하락기의 경우에는 ARMA(1, 1) 모형이 89-91 기간에, 그리고 ARMA(2, 2) 모형이 95-97 기간에 적정 ARMA 모형인 것으로 드러났다. 따라서 전체 주식수익률 시계열은 주가 상승기보다는 주가 하락기의 영향을 더 많이 받는 것으로 밝혀졌다.

적정 모형으로 선정된 각각의 ARMA 모형에 대해서 Lagrange Multiplier 검정과 Portmanteau 검정으로 적정성 검증(diagnostic checking)을 실행해보았다. 검정결과에 따르면 통계적 유의수준 1%로 귀무가설을 기각할 수 없어서 앞의 ARMA 모형이 다양한 ARMA 모형중 최적이라고 말할 수 있다.

본 연구에서는 주식수익률 시계열의 자기상관 구조를 규명하는 데 초점을 두었지만 앞으로의 연구과제는 Beveridge와 Nelson(1981)이나 Stock과 Watson(1988) 등에 의해서 널리 알려진 영구적 부분(permanent component)과 일시적 부분(transitory component) 으로의 주식수익률 시계열 분해가 주요 관심사가 될 수 있겠다.

< 참 고 문 헌 >

김규영, 이상빈, “한국 주식시장에서 주가 예측은 가능한가?”, 증권학회지, 제 11 집(1989), pp. 1-13.

박동규, “우리나라 주식시장에 있어서의 수익률변동성의 예측에 관한 연구”, 증권학회지, 제 16 집(1994), pp. 115-149.

이정도, 안영규, “한국 증권시장에서 주식수익률의 시계열 상관과 조건부 분산”, 증권학회지, 제 20 집(1997), pp. 105-138.

Akaike, H, "Fitting Autoregressive Models for Prediction", *Ann. Inst. Stat. Math.*, vol 21(1969), pp. 243-247.

Akgiray, V., "Conditional Heteroscedasticity in Time Series of Stock Returns: Evidence and Forecasts", *Journal of Business*, vol 62(1989), pp. 55-80.

Beveridge, S. and Nelson, C., "A New Approach to Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to Measurement of the 'Business Cycle'", *Journal of Monetary Economics*, vol 7(1981), pp. 151-174.

Davis, N. and Newbold, P., "Some Power Studies of a Portmanteau Test of Time Series Model Specification", *Biometrika*, vol 66(1979), pp. 153-155.

Dickey, D.A. and Fuller, W.A., "Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time-Series with a Unit Root", *Econometrica*, vol 49(1981), pp. 1057-1072.

Fama, E. F. and K. R. French, "Permanent and Temporary Compnents of Stock Price", *Journal of Political Economy*, vol 96(1988), pp. 246-273.

Granger C.W.J. and P. Newbold, *Forecasting Economic Time Series*, 2nd

Edition, Academic Press, 1986.

Godfrey, L., "Testing the Adequancy of a Time Series Model", *Biometrika*, vol 66(1979), pp. 67-72.

Hannan, E. & J. Rissanen, "Recursive Estimation of Mixed Autogressive-Moving Average Order", *Biometrika,* vol 69(1982), pp. 81-94.

Ljung, G. and Box, G., "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Model", *Biometrika,* vol 65(1978), pp. 297-303.

Knight, K., "Consistency of Akaike's Information Criterion for Infinite Variance Autoregressive Processes", *The Annuals of Statistics*, vol 17(1989), pp. 824-840.

Newbold, P., "The Equivalence of Two Tests of Time Series Model Adequacy", *Biometrika* 67(1980), pp. 463-465.

Park, J., "*Time Series Analysis of G.N.P. Deflator*", Unpublished Manuscript (Master's Paper), Univ. of Missouri, Columbia, MO., 1990.

Poskitt, D. and Tremayne, A.R., "Testing the Specification of a fitted ARMA Model", *Biometrika*, vol 67(1980), pp. 359-363.

Schwartz, G., "Estimating the Dimension of a Model", *The Annuals of Statistics*, vol 6(1978), pp. 461-464.

Stock, J. and Watson, M., "Variable Trends in Economic Time Series", *Journal of Economic Perspectives*, vol 2(1988), pp. 147-174.

Wei, W., *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, Addison Wesley, 1990.

ABSTRACT

Aggregate Time-Series Analysis of Stock Return

Jaehwan Park

This paper examines the ARIMA process for the stock return using daily data for the period 1986-1997. Hannan-Rissanen method(1982) is employed for the identification of a time series model for the stock return in Seoul bourse. Parameters of an identified model are estimated by a maximum likelihood method, and diagnostic checking of the model is done by the Lagrange Multiplier test(Godfrey, 1979) and Portmanteau test(Ljung and Box, 1978), respectively.

It is found that the daily stock return can be modeled as an ARIMA(1, 0, 1) process. In particular, the economic implication of the finding is that a positive unit shock in the stock return leads to 1.1017 percent increase in the level of stock return in the long run. And also it is found that there is a negative autocorrelation in the stock return. It is desirable to check the permanent and transitory decomposition of stock return in further study.