한국환경위생학회지, 제27권 제3호(2001)
Kor. J. Env. Hlth. Soc., Vol. 27, No. 3, pp35~42(2001)

충주호 수질변동의 추계학적 특성

정효준† · 황대호 · 백도현 * · 이홍근
서울대학교 환경보건학과
* 서남대학교 보건위생학과

Stochastic Characteristics of Water Quality Variation of the Chungju Lake

Hyo Joon Jeong†, Dae Ho Hwang, Do Hyun Paik* and Hong Keun Lee
Dept. of Environmental Health Science, Graduate School of Public Health, Seoul National University
**Dept. of health hygiene, Seonam University*
(Received 1 August 2001 ; Accepted 8 September 2001)

ABSTRACT

The characteristics of water quality variation were predicted by stochastic model in Chungju dam, north Chungcheong province of south Korea. Monthly time series data of water quality from 1989 to 2001; temperature, BOD, COD and SS, were obtained from environmental yearbook and internet homepage of ministry of environment.

Development of model was carried out with Box-Jenkins method, which includes model identification, estimation and diagnostic checking. ACF and PACF were used to model identification. AIC and BIC were used to model estimation.

Seasonal multiplicative ARIMA(1, 0, 1)(1, 1, 0)$_{12}$ model was appropriate to explain stochastic characteristics of temperature. BOD model was ARIMA(2, 2, 1), COD was seasonal multiplicative ARIMA(2, 0, 1)(1, 0, 1)$_{12}$, and SS was ARIMA(1, 0, 2) respectively. The simulated water quality data showed a good fitness to the observed data, as a result of model verification.

Keywords : Stochastic Water Quality Model, Multiplicative ARIMA, ACF, PACF

Ⅰ. 서 론

하천이나 호소의 수질을 예측하는 기법은 물질수지방정식을 이용한 확정론적모형(deterministic model)과 추계학적모형(stochastic model)으로 나눌 수 있다. 확정론적모형은 수질관리를 위한 계획을 세우는데 주로 사용하는 전산모형으로 유역에 관한 자료와 수질 및 수문학적 자료를 바탕으로 반응식의 매개변수를 추정하는 과정을 거치게 된다. 복잡한 모형일수록 이러한 모형을 보정하기 위해서는 방대한 양의 자료를 필요로 한다. 그러나 자료의 정확성이 떨어지거나 조사과정의 에러발생 여지로 인해 확정론적모형을 적용하기에는 어려운 경우가 있다.

반면 추계학적모형은 하천의 임의지점에서 연속측정된 수질 및 수문데이터를 통계적으로 분석하여 모형을 설정하고 수질을 예측하는데 유용하게 사용될 수 있다. 하천의 수질현상은 장기적으로 볼 때 특정한 경향을 가지고 있는 경우가 많으며, 1년동안에도 계절적 변화의 주기성을 가지고 있으며 1일동안에도 역시 시간적인 주기성을 나타내고 있다. 한편 경향과 주기성분외에도 설명할 수 없는 확률적 성분이 수질현상의 계열에 포함되어 있기 때문에 연속적으로 측정된 수질의 시계열은 추계학적모형으로 설명하는 것이 타당하다.[1)]

수질변화에 대한 추계학적 분석을 이용한 연구는 Thoman(1967)이 수질자료의 주기성분을 spectral 분석을 이용하여 일별수온과 용존산소의 변동을 조사한 바 있으며, Hahn(1972)은 spectral분석을 통해 일별 수질변동의 주기성을 조사하였다. 1970년 Box

†Corresponding author : Dept. of Environmental Health, Graduate School of Public Health, Seoul National Univ. 28 Yunkeun-Dong, Chongno-ku, 110-799, Seoul, Korea.
Tel : 02-740-8871, Fax : 02-762-8760
E-mail : jeong1208@dreamwiz.com

와 Jenkins가 일반적으로 관측되는 시계열을 독립적이 아닌 연속적인 시계열로 생각하고 모수(parameter)의 수가 적고 간단한 추계학적모형을 제시한 이래 경제학, 공학 및 자연과학의 여러분야에 널리 적용하고 있다.[2~5]

국내에서는 이(1982)[1]가 한강하류부의 수질변동에 대한 추계학적 분석을 실시한 이래로, 백(1996)등[6]은 한강수질에 대해 ARIMA모형(AutoRegressive Integrated Moving Average model)을 적용하여 장래의 수질을 모의하였다. 또한 류(1997)등[7]은 금강의 수질에 대하여 시계열모형을 적용하여 모형의 매개변수를 산정하고 월별 수질값 예측을 시도하였다.

본 연구에서는 남한강의 중류부에 있는 충주댐의 과거 10개년 수질자료를 바탕으로 수질값의 주기성을 파악하고 모수(parameter)를 추정하여 모형을 설정한 후, 향후 수질값의 예측을 실시하였다.

충주댐은 남한강의 상류에 위치하고 있는 다목적댐으로서 홍수조절 및 광역상수도 사업에 이용되고 있으며, 상류유역에 오염원이 많이 분포하고 있지 않아 현재까지는 비교적 양호한 수질을 유지하고 있다. 충주댐의 방류량 및 방류수질이 남한강 중하류에서 희석용수로서 작용하기 때문에 충주댐의 수질은 남한강 전체의 수질관리에 미치는 비중이 크다고 할 수 있다.

II. 시계열모형

1. 자료수집

본연구에 사용된 시계열 자료는 1989년부터 2001년까지의 충주댐의 방류수질자료(충북 충주시 종인동 댐앞)를 환경연감[8]과 환경부홈페이지[9]로부터 월별 수질측정자료를 획득하여 시계열 분석에 사용하였다. 모형의 수립 및 모수의 추정, 예측은 통계 전산프로그램인 SPSS 9.0의 시계열 분석 모듈을 이용하였다.

2. 모형이론

2.1 자기회귀누적이동평균모형(ARIMA모형)

연속적으로 측정한 수질값은 평균과 분산 및 자기공분산이 시간의 변화에 영향을 받지 않는 정상시계열이 아닐수도 있다. 다시말해 수질값의 시계열 Z_t의 상당부분은 확률적추세를 가진 비정상시계열이라는 것이다. 어떤 시계열자료가 정상시계열을 따르지 않고 비정상시계열일 경우 원시계열 Z_t를 d차 차분하고 로그변환한 시계열 $W_t=(1-B)^d lnZ_t$는 AR차수가 p이고, MA차수가 q인 ARMA(p, q)모형을 따른다면, 시계열 Z_t는 ARIMA(p, d, q)모형을 따른다고 한다.

Box-Jenkins는 이러한 비정상성을 가진 시계열이 연속적인 차분(differencing)에 의해 정상시계열로 변환될 수 있음을 보였다. 차분이란 원래의 자료를 Z_t라고 하면 $W_t=Z_t-Z_{t-1}$의 과정을 거치는 것을 의미한다. 차분한 자료를 다시 여러 차례 차분하는 것을 각각 2차, 3차 차분이라고 부른다.[10] 이러한 ARIMA 모형은 다음과 같이 식으로 표현할 수 있다.

$$(1-\phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)W_t = (1-\theta_1 B - \cdots - \theta^q)a_t$$

여기서, ϕ는 AR의 계수를, θ는 MA의 계수, p는 AR의 차수, q는 MA의 차수, B는 후향연산자를 나타낸다. $W_t=(1-B)^d Z_t$는 d차 차분을 통해서 얻어진 정상시계열이고, a_t는 백색잡음과정(white noise process)을 나타낸다. 이렇게 원시계열에서 모형으로 설명할 수 있는 부분을 제외하면 시간에 대해 독립인, 평균이 0이고 분산이 일정한 정상성을 가지는 부분만 남게 되는데 이를 백색잡음과정이라 하고 모형수립에 중요한 판단근거로 사용한다.

2.2 계절시계열모형

많은 수질측정값의 시계열자료는 월별 혹은 계절별로 일정한 시간간격을 두고 동일한 현상이 반복되는 경향을 가지고 있다. 이와같이 동일한 현상이 반복적으로 일어나는 시간간격을 계절주기라고 하며, 이러한 시계열을 계절시계열이라고 한다. 계절시계열은 계절변동 때문에 자료가 비정상시계열인 경우가 많다. 이러한 비정상 시계열은 계절차분 Z_t-Z_{t-s}을 하면 계절차분된 시계열은 일정한 평균을 얻게 됨으로써 정상시계열 형태로 변화될 수 있다. 이와같은 계절시계열 ARIMA$(p, d, q)_s$는 다음과 같은 모형식으로 표현할 수 있다.

$$\Theta(B^s)(1-B^s)^d Z_t = \Theta(B^s)a_t$$

여기서, Θ는 계절AR의 계수, Θ는 계절MA의 계수를 나타내는 것으로

$\Phi(B^s)=1-\Phi_1 B^s-\Phi_2 B^{2s}-\cdots-\Phi_p B^{ps}$로서 계절 AR부분이고

$\Theta(B^s)=1-\Theta_1 B^s-\Theta_2 B^{2s}-\cdots-\Theta_q B^{qs}$로서 계절 MA부분을 나타낸다.

월별로 관측된 시계열인 경우 계절주기 s=12이고, 분기별로 관측된 자료의 경우는 계절주기 s=4에 해당된다.

2.3 승법계절 ARIMA모형

원시계열 자료를 계절시계열모형에 적합시켜서 얻은 잔차들의 자기상관함수(AutoCorrelation Function:ACF)와 편자기상관함수(Partial AutoCorrelation Function:PACF)를 관찰한 결과 이들이 ARIMA 모형을 따를 때, 다시말해 계절부분을 모형화할 때 비계절 부분과 마찬가지로 주어진 시계열이 비정상성을 가지고 있다면 계절차분과 일반 d차 차분을 통해 자료를 정상화 시켜 모형을 구축할 수 있다. 이것을 승법계절 ARIMA모형이라고 한다.

이를 식으로 표현하여 관측된 시계열 Z_t에 대하여 계절시계열모형을 적합시키면

$\Phi(B)(1-B^s)^D Z_t = \Theta(B)e_t$로 나타낼 수 있으며, 여기서 잔차(residual)를 나타내는 e_t의 모형이 백색잡음과정 a_t를 따르지 않고 ARIMA(p, d, q)의 특성을 보이는 경우, 이 부분은 다시 $\phi(B)(1-B)^d e_t = \theta(B)a_t$로 나타낼 수 있다. 위의 두모형을 승법으로 결합시키면 다음과 같은 승법계절ARIMA모형식을 얻게 된다.

$$\phi(B)\Phi(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta(B)\Phi(B)a_t$$

3. 모형의 수립과정(Model Build Up)

시계열분석에서 모형을 선택하는 방법으로는 Box와 Jenkins가 제안한 모형의 식별(model identification), 모형의 추정(model estimation), 모형의 진단(model diagnostic checking)의 세단계를 한주기(cycle)로 한 방법이 일반적으로 사용되고 있다. 본 연구에서도 충주댐의 수질특성을 파악하기 위해 Fig. 1과 같은 과정을 도입하였다.

모형의 식별단계에서는 자기회귀의 차수 p와 이동평균의 차수 q를 정하는 것으로 시계열도표(Time series plot), 자기상관함수, 편자기상관함수등을 이용해서 AR의 차수 p와 차분차수 d, MA차수 q를 결정하였다. 수질값 시계열의 정상성 여부를 조사한 후 비정상적인 경우에는 변수 변환이나 차분법 혹은 계절성분의 제거등을 사용해서 정상시계열을 만든 후에 ACF와 PACF를 통해 p, q를 결정하였다. 한편 모형식별에 사용되는 통계량으로는 AIC(Akaike Information Criterion)와 SBC(Bayesian Information Criterion)를 사용하였으며 가능한 모형중에 AIC와 SBC를 최소화하는 p, q를 모형의 차수로 결정하였다.

모형의 추정 단계에서는 모형식별단계에서 잠정적으로 선택된 ARIMA(p, d, q)시계열 모형의 모수를 추정하는 것이다. 일반적으로 많이 쓰이는 모수의 추정 방법으로는 최우추정법(maximum likelihood estimation), 비조건부 최소제곱추정법(unconditional least squares estimation), 조건부 최소제곱추정법(conditional least squares estimation)이 있으며 이외에도 베이즈추정법(Bayesian estimation)등이 있는데[11,12], 본연구에서는 비조건부 최소제곱추정법을 모형의 모수추정에 이용하였다.

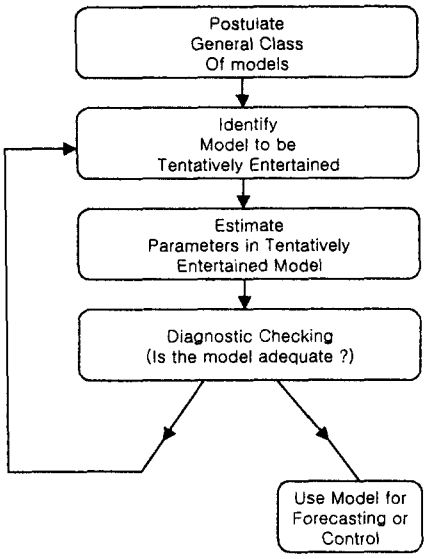

Fig. 1. Schematic diagram for model building.[10]

모형의 검진단계는 추정된 시계열의 모형이 오차항에 대한 가정, 다시 말해 오차항이 백색잡음과정을 만족하는지를 검토하는 것이다. 시계열모형의 기본가정은 a_t들이 백색잡음과정을 따르는 것으로, 수립한 모형이 실제 시계열에 적합하면 추정 후의 잔차가 백색잡음과정에 따른다. 따라서 본연구에서는 잔차들이 백색잡음과정을 따르는지를 확인하기 위해서 잔차의 ACF와 PACF를 통해 모형의 적합정도를 판단하였다.

위와같은 모형의 식별(Identification), 모수의 추정(Estimation), 검진(Diagnosis)의 단계를 반복하여 모형을 확정하고, 확정된 모형을 이용하여 미래의 수질값을 예측하였다.

III. 연구결과 및 고찰

1. 시계열자료의 특성

충주댐 방류지점의 온도, BOD, COD, SS에 대하여 지난 10년간의 월별시계열 자료를 검토해 본 결과 온도의 경우는 계절적인 변화가 뚜렷하고, 그 외의 항목은 추세성분이 있는 시계열에 가까운 분포를 하고 있었다.

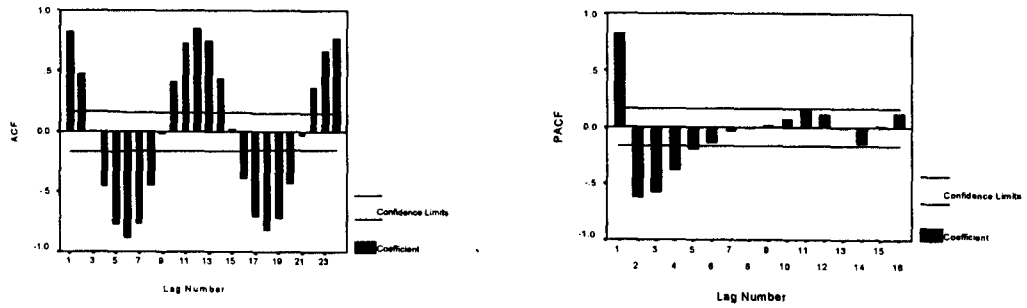

Fig. 2. ACF & PACF of Temperature.

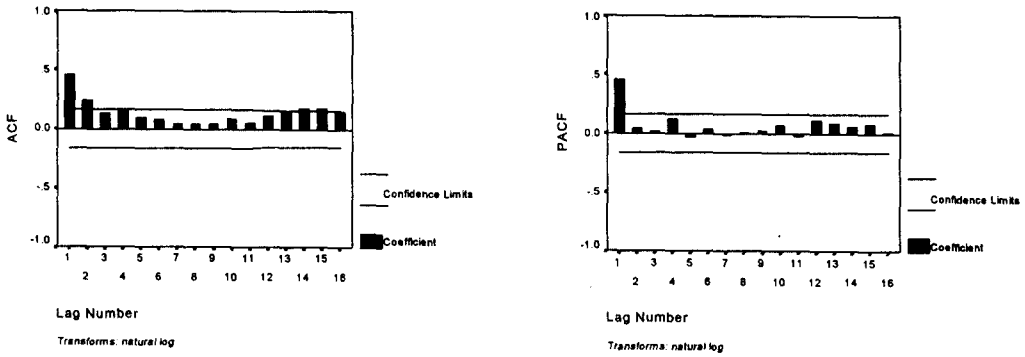

Fig. 3. ACF & PACF of BOD.

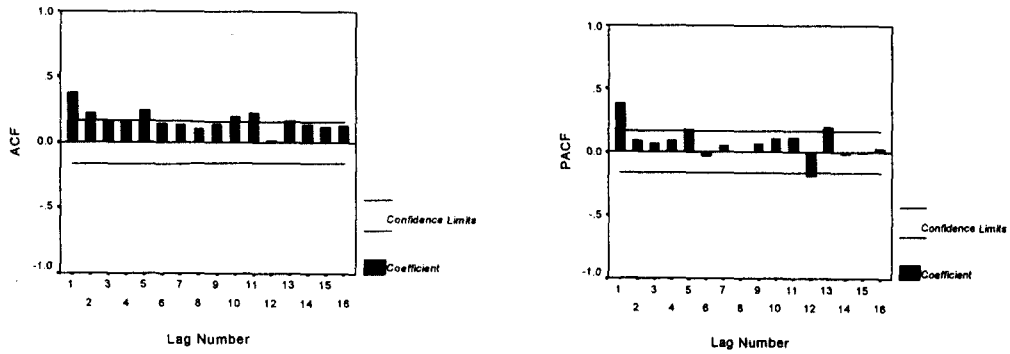

Fig. 4. ACF & PACF of BOD.

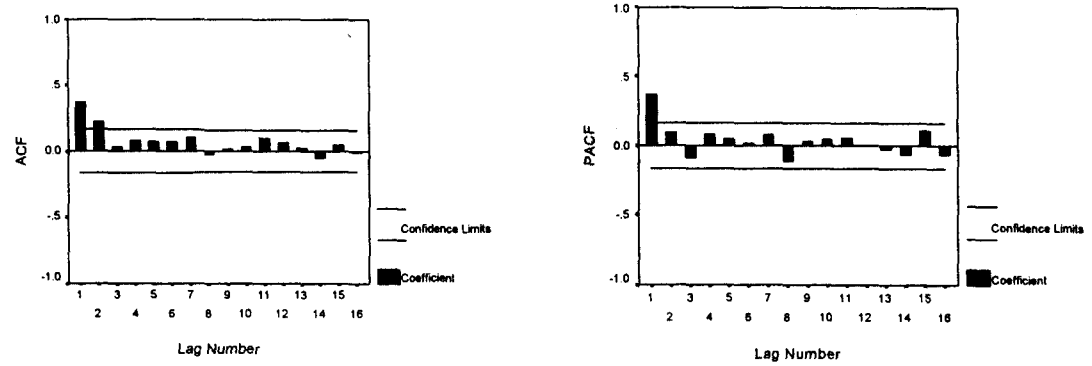

Fig. 5. ACF & PACF of SS.

2. 모형의 식별(model identification)

온도시계열자료는 매년 여름인 7, 8월에 정점을 이루고, 겨울인 1, 2월에 최저점을 이루고 있어 계절적인 변화가 뚜렷했다. Fig. 2와 같이 95% 신뢰구간 내에서 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)를 보면 1년 주기의 계절성을 확인할 수 있다. 따라서 원시계열의 계절성분을 제거하기 위해 계절주기 s=12를 부여하고, 1차 차분하여 온도시계열을 정상시계열로 변환하였다. 변환된 시계열의 ACF와 PACF를 통해 온도에 대한 모형을 계절승법 ARIMA $(1, 0, 1)(1, 1, 0)_{12}$와 계절승법 ARIMA $(2, 0, 1)(1, 1, 0)_{12}$로 잠정 결정하였다.

BOD값은 최고 2.0에서 최저 0.6까지 분포하고 있으며, 원시계열의 자기상관함수와 부분자기상관함수를 살펴본 결과 모형을 식별하기가 어려워, 원시계열을 로그변환하고 2차차분을 실시하였다. 그 결과 ACF와 PACF는 Fig. 3과 같아 모형을 ARIMA(2, 2, 1)와 ARIMA(1, 2, 1)로 가정하였다.

충주댐의 COD 시계열자료를 보면 최저 0.5에서 최고 3.8을 유지하고 있으며, 원시계열을 정상화하기 위해 계절차분 하였다. 그러나 계절차분한 시계열의 자기상관함수와 부분자기상관함수는 Fig. 4에서 보는 것과 같이 백색잡음과정을 따르지 않아, 다시 ARIMA모형을 승법으로 결합시켜 COD의 모형을 계절승법 ARIMA $(2, 0, 1)(1, 0, 1)_{12}$와 계절승법 ARIMA $(1, 0, 2)(1, 0, 1)_{12}$으로 가정하였다.

충주댐의 SS의 시계열에 대한 ACF와 PACF를 살펴본 결과 Fig. 5와 같이 나타나 SS는 ARIMA(1, 0, 2) 및 ARIMA(2, 0, 2)모형을 통해 설명 가능할 것으로 보인다.

3. 모형의 추정(model estimation)

1) 온도

모형의 식별단계에서 결정한 잠정적인 모형중 AIC와 SBC의 값을 통해 이들의 해를 가장 작게 하는 모형을 각 수질인자의 타당한 모형으로 추정하였다. 온도의 모형식은 계절승법 ARIMA $(1, 0, 1)(1, 1, 0)_{12}$으로 결정하였으며 이 모형을 식으로 표현하면

$(1-\phi_1 B)(1-\Phi B^{12})(1-B^{12})Z_t=(1-\theta_1 B)a_t$

이다. 이 식을 원시계열 Z_t에 대하여 정리하면

$Z_t=\delta+\phi_1 Z_{t-1}+(1+\Phi)Z_{t-12}-(\phi_1+\phi_1\Phi)Z_{t-13}-\Phi Z_{t-24}+\phi_1\Phi Z_{t-25}+a_t-\theta_1 a_{t-1}$

이 된다. 여기서 모수 추정결과 AR1의 성분은 0.8196, MA1의 성분은 0.5974, 그리고 계절성분의 AR1은 −0.4434로 나타났으며, 상수항 δ 는 −0.0152였다. 따라서 위의 모형식에 모수(parameter)를 대입하여 정리하면 온도의 모형은 다음과 같다.

$$Z_t=-0.0152+0.8196Z_{t-1}+0.5566Z_{t-12}-0.4562Z_{t-13}+0.4434Z_{t-24}-0.3634Z_{t-25}+a_t-0.5974a_{t-1}$$

위의 온도모형과 같은 방법으로 BOD, COD, SS모형을 결정하였다.

2) BOD

로그변환된 BOD의 시계열 Z'_t는 ARIMA(2, 2, 1)이 타당한 것으로 평가 되었으며, 이를 식으로 표현하면 $(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(1-B)^2 Z_t=(1-\theta_1 B)a_t$이 된다. 이를 원시계열 Z'_t에 대하여 정리하면

$Z'_t=\delta+(2+\phi_1)Z'_{t-1}-(1+\phi_1)Z'_{t-2}-\phi_2 Z'_{t-3}+\phi_2 Z'_{t-4}+a_t-\theta_1 a_{t-1}$이 된다.

모수추정 결과 AR1의 성분은 −0.2494, AR2의 성분은 −0.1116, MA1의 성분은 0.9994 그리고 상수항은 0.00005였다. 상수항은 매우 작으므로 상수항을 무시하고 모형식을 정리하면 다음과 같다.

$$Z'_t=1.7506Z'_{t-1}-0.7506Z'_{t-2}+0.1116Z'_{t-3}-0.1116Z'_{t-4}+a_t-0.9994a_{t-1}$$

3) COD

COD모형은 계절승법 ARIMA $(2, 0, 1)(1, 0, 1)_{12}$으로 추정하고 모수를 결정하였다.

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(1-\Phi B^{12})Z_t=(1-\theta_1 B)(1-\Theta B^{12})a_t$$

$$Z_t=\delta+\phi_1 Z_{t-1}+\phi_2 Z_{t-2}+\Phi Z_{t-12}-\phi_1\Phi Z_{t-13}-\phi_2\Phi Z_{t-14}+a_t-\theta_1 a_{t-1}-\Theta a_{t-12}+\theta_1\Theta a_{t-13}$$

모수(parameter)중 AR1의 성분이 1.3283, AR2의 성분이 −0.3507, MA1은 0.8904로 나타났으며, 계절성분의 AR1은 −0.9861, 계절성분의 MA1은 −0.9791, 상수항은 1.9067였다. 따라서 계절승법 ARIMA $(2, 0, 1)(1, 0, 1)_{12}$의 모형식은 다음과 같다.

$$Z_t=1.9067+1.3283Z_{t-1}-0.3507Z_{t-2}-0.9861Z_{t-12}+1.3098Z_{t-13}-0.3458Z_{t-14}+a_t-0.8904a_{t-1}-0.9791a_{t-12}-0.8718a_{t-13}$$

4) SS

SS 모형 ARIMA(1, 0, 2)의 모형식은

$(1-\phi_1 B)Z_t=(1-\theta_1 B-\theta_2 B^2)a_t$이고 원시계열

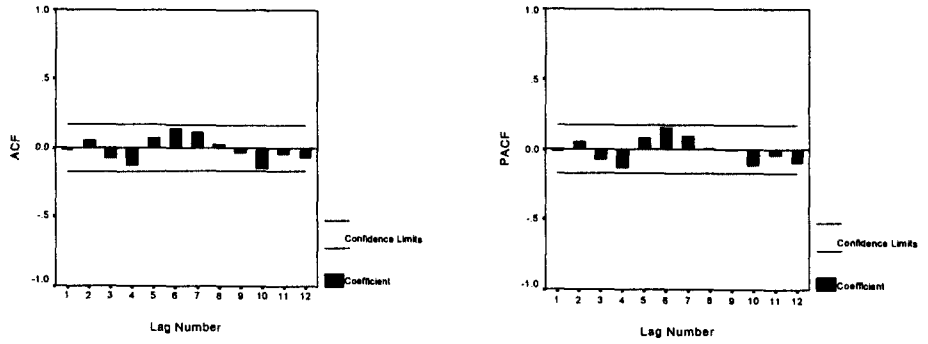

Fig. 6. Diagnostic Checking of Temp model.

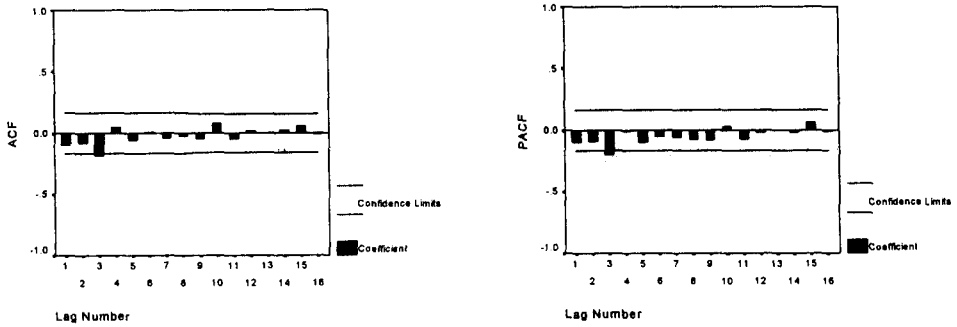

Fig. 7. Diagnostic Checking of BOD model.

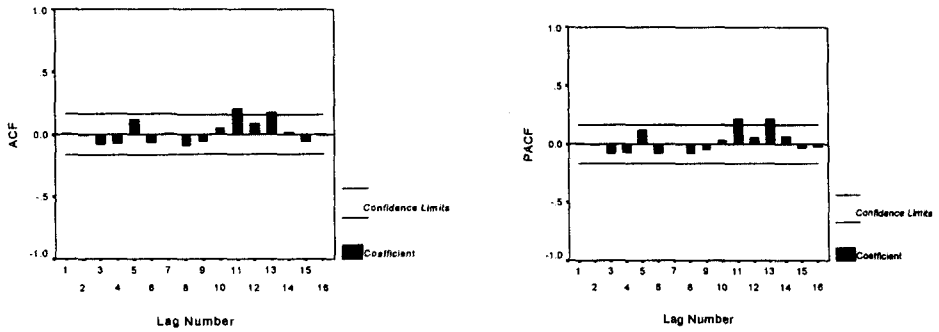

Fig. 8. Diagnostic Checking of COD model.

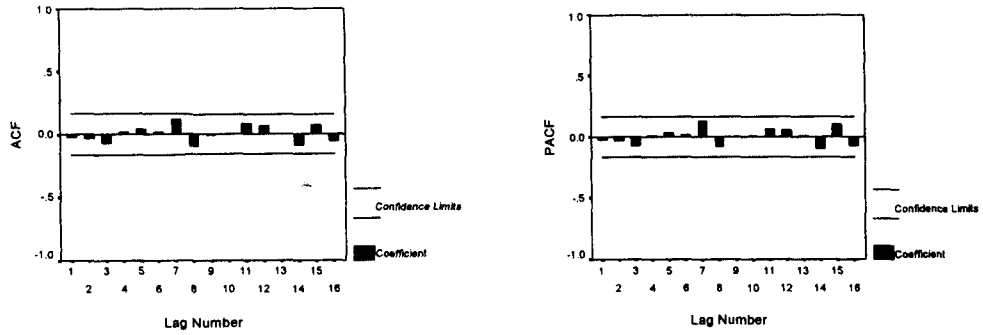

Fig. 9. Diagnostic Checking of SS model.

Z_t에 대하여 정리하면 $Z_t=\delta+\phi_1 Z_{t-1}+a_t-\theta_1 a_{t-1}+\theta_2 a_{t-2}$ 모수추정 결과 AR1의 성분은 −0.2376, MA1은 −0.6353, MA2는 −0.3478였으며 상수항은 −0.3478로 나타났다. 따라서 모형식은 다음과 같다.

$$Z_t=-0.3478-0.2376Z_{t-1}+a_t+0.6353a_{t-1}-0.3478a_{t-2}$$

4. 모형의 진단(Model Diagnostic Checking)

추정한 모형이 원시계열을 잘 적합시키고 있는지를 알아보기 위해서 잔차의 ACF와 PACF를 이용하였다. 추정된 모형에 의해서 얻어진 잔차의 플롯이 신뢰한계 내에서 백색잡음과정을 따르면 최종모형으로 확정하였다.

Fig. 6~9에 나타난 바와 같이 95% 신뢰한계 내에서 추정된 모형들의 잔차가 모두 백색잡음과정(white noise process)를 따르고 있음으로 위에서 제시한 충주댐의 온도, BOD, COD, SS모형들이 타당함을 보여준다.

5. 수질값의 예측

충주댐 수질의 시계열자료를 이용하여 구축한 시계열 모형을 이용하여 2000년 5월부터 2001년 4월까지의 수질값을 예측하기 위해 모형을 적용한 결과 Fig. 10과 같이 나타났다. x축의 시계열 136을 전후하여 이전의 데이터는 모형의 추정에 사용되었으며, 이후의 1년 데이터는 모형을 통한 예측수질과 실측수질을 비교한 것이다.

이를 통계적으로 어느정도 근사시키는지 알아보기 위해 아래와 같은 신뢰도계수(Reliability Index)를 도입하여 예측치의 예측정도를 평가하여 보았다. 신뢰도계수는 실측치와 모의치 사이의 일치성을 평가하기 위해 이용되는 척도로 실측치와 모의치가 일치하면 1.0이 되고 두 값의 차이가 클수록 RI값은 커지게 되는 것이다.[13]

$$RI=\frac{1+\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{T}\sum_{n=1}^{N}\frac{[1-(Y_{tn}/X_{tn})]^2}{[1+(Y_{tn}/X_{tn})]^2}}}{1-\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{T}\sum_{n=1}^{N}\frac{[1-(Y_{tn}/X_{tn})]^2}{[1+(Y_{tn}/X_{tn})]^2}}}$$

여기서 Y는 관측치값, X:신경망의 계산값, N:비교된 조의수, T:관측횟수를 나타낸다. 이러한 신뢰도계수(RI)를 적용하여 본 결과 온도의 경우는 1.65, BOD의 경우는 1.48, COD의 경우는 1.5, SS의 경우

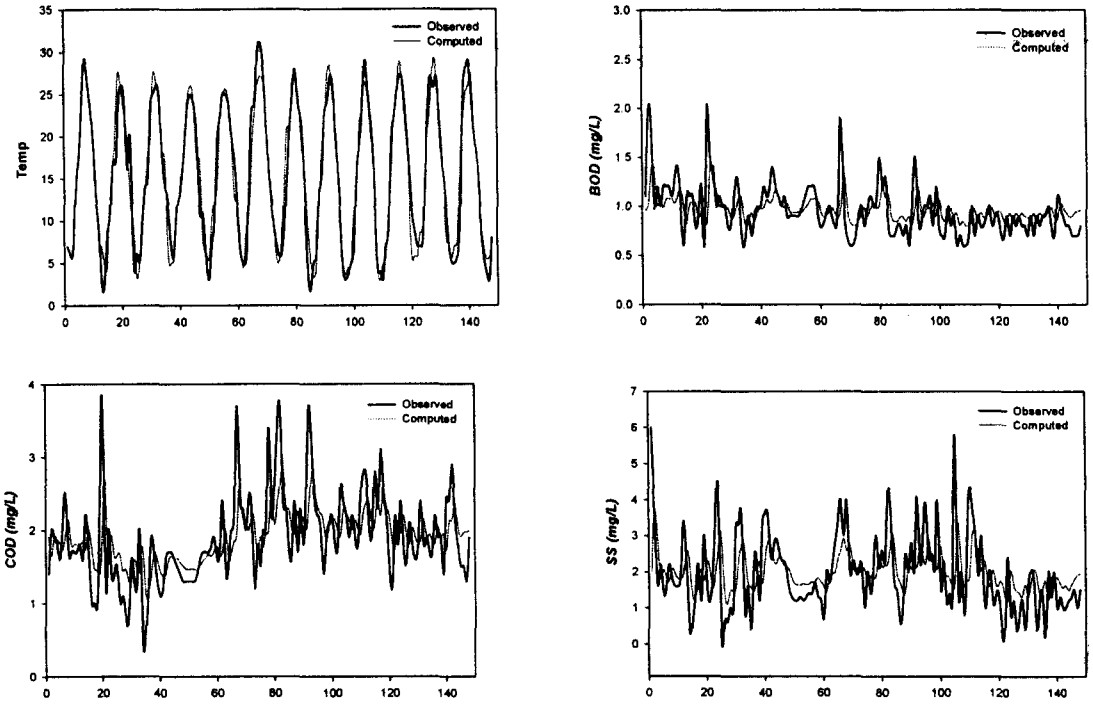

Fig. 10. Application of time series model.

는 2.12를 나타냈다. 이는 ARIMA모형이 온도, BOD, COD의 경우는 비교적 양호하게 예측을 수행하나 SS의 경우는 데이터의 예측력이 약간 떨어지는 것으로 나타났다. 한편 예측치의 기간시계열이 증가할수록 수질값은 평균을 중심으로 변동폭이 줄어드는 현상을 보였다. 따라서 본연구에서 작성한 시계열모형은 1년정도의 단기수질의 예측에 유용할 것으로 사료된다.

Ⅳ. 결 론

충주댐의 지난 10년간의 월별 수질 측정자료를 가지고 시계열 모형을 구축해 본 결과 온도와 COD는 계절승법 ARIMA 모형이 타당한 것으로 보이며, SS와 로그변환한 BOD는 ARIMA모형으로 수질현상을 적합할 수 있는 것으로 나타났다.

충주댐의 온도에 대한 시계열모형은 계절승법 ARIMA(1, 0, 1)(1, 1, 0)$_{12}$, BOD에 대한 시계열모형은 ARIMA(2, 2, 1), COD에 대한 시계열모형은 계절승법 ARIMA(2, 0, 1)(1, 0, 1)$_{12}$, SS에 대한 시계열모형은 ARIMA(1, 0, 2)가 적당함을 알 수 있었다. 이들 모형을 가지고 장래 수질값을 예측하여 실측치와 비교하여 신뢰도계수를 통하여 검증한 결과 수질인자의 예측치가 실측치를 비교적 근사하게 반영하고 있는 것으로 나타났다.

현재 상수원의 수질관리를 위해 자동모니터링 장치를 설치 · 운용하고 있으며, 여기에서 생산되는 많은 양의 데이터를 해석하는 데는 시계열 모형이나 Neural Network와 같은 추계학적 비선형 모형등의 적용을 통한 다양한 수질해석 기법의 개발이 필요한 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

1. 이홍근, 한강 하류부의 수질변동에 대한 추계학적 특성, 서울대학교 박사학위논문, 1982.
2. Thomann, R. V., Time Series Analysis of Water Quality Data, *J. Sanit. Eng. Div. ASCE*, 93, No. SA1, pp. 1-23, Feb. 1967.
3. Hahn, R. L., Time series Analysis of Daily Measurements of Water Quality Parameters of the Passaic River at Little Falls, *New Jersey. M. S. Thesis, Rutgers Univ., Nen Brunswick, N. J.* 1972.
4. Montanari A. and Rosso R., Fractionally differenced ARIMA models applied to hydrologic time series : Identification, estimation, and simulation, *Water Resources Research*, Vol. 33, No. 5, pp. 1035-1044, May, 1997.
5. Kokoszka, P., and M. S. Taqqu, Parameter estimation for infinite variance fractional ARIMA, *Ann. Stat.*, 24(5), 1880-1913, 1996.
6. 백경원등, 한강하류부 수질의 통계학적 해석, 한국수자원학회지, pp. 179-190, 1996. 4.
7. 류병로, 한양수, ARIMA 모형에 의한 하천수질 예측, 한국환경과학회지, 제7권(제4호), 433-440, 1998.
8. 환경부, 환경연감, 1990-2000.
9. http : //www.me.go.kr/www/index.html.
10. Box, G. E. P., Jenkins G. M., and Reinsel G. C. Time Series Analysis : Forcating and Control, third edition, *Prentice-Hall International, Inc.* 1994.
11. 김연형, 시계열분석, 자유아카데미, 1994.
12. 이덕기, 예측방법의 이해, 고려정보산업, 1999.
13. 환경부, 수역 수질관리를 위한 수질예측 모형과 의사결정 지원시스템 개발에 관한 연구, pp. 84, 1995.