

장기유출모의를 위한 수문시계열 예측모형의 적용성 평가

Application to Evaluation of Hydrologic Time Series Forecasting for Long-Term Runoff Simulation

윤 선 권* / 안 재 현** / 김 종 석*** / 문 영 일****

Yoon, Sun kwon / Ahn, Jae hyun / Kim, Jong suk / Moon, Young il

Abstract

Hydrological system forecasting, which is the short term runoff historical data during the limited period in dam site, is a conditional precedent of hydrological persistence by stochastic analysis. We have forecasted the monthly hydrological system from Andong dam basin data that is the rainfall, evaporation, and runoff, using the seasonal ARIMA (autoregressive integrated moving average) model. Also we have conducted long term runoff simulations through the forecasted results of TANK model and ARIMA+TANK model. The results of analysis have been concurred to the observation data, and it has been considered for application to possibility on the stochastic model for dam inflow forecasting. Thus, the method presented in this study suggests a help to water resource mid- and long-term strategy establishment to application for runoff simulations through the forecasting variables of hydrological time series on the relatively short holding runoff data in an object basins.

Keywords : Hydrologic Time Series Forecasting, Long-term Runoff Simulation, Seasonal ARIMA, TANK Model

요 지

한정된 기간의 짧은 유출량 기록을 갖는 댐 유역에서의 수자원 시스템 거동예측은 수문학적 지속성여부에 대한 판단이 선행 되어야 하며 가용한 시계열자료에 대한 추계학적 분석을 통하여 실시하여야 한다. 본 연구에서는 계절형 ARIMA모형을 통하여 안동댐 유역의 강우량, 증발량 및 유출량 시계열자료로 월별 수문시스템 거동을 예측하였으며, 예측된 결과를 토대로 TANK모형과 ARIMA+TANK결합모형에 의한 장기유출모의를 실시하였다. 분석결과 관측자료의 특성을 비교적 잘 반영 하였으며, 댐 유입량 예측을 위한 추계학적 결합모형의 적용가능성을 검토하였다. 이는 상대적으로 유출량자료의 보유년한이 짧은 대상유역의 시계열 수문인자 예측을 통한 유출모의의 적용으로 수자원의 중·장기 전략수립에 도움이 되리라 사료된다.

핵심용어 : 수문시계열 예측, 장기유출 모의, 계절형 ARIMA, TANK모형

* 서울시립대학교 토목공학과 박사수료
Ph.D Student, Dept. of Civil Engineering, The University of Seoul, Seoul, 130-743, Korea
** 서경대학교 토목공학과 조교수
Assistant Professor, Dept. of Civil Engineering, The Seokyeong University, Seoul, 136-704, Korea
*** 메인주립대학교 토목환경공학과 박사후과정
Postdoctoral Research Associate, Civil and Environmental Engineering University of Maine, Orono ME 04469-5711, USA
**** 교신저자, 서울시립대학교 토목공학과 교수
Corresponding Author, Professor, Dept. of Civil Engineering, The University of Seoul, Seoul, 130-743, Korea
(e-mail: ymoon@uos.ac.kr)

1. 서론

수자원의 종합적인 개발과 이용계획에 있어 이수과 치수정책은 중요하며 장기적인관점에서 효과적으로 고려되어야한다. 그중 이수정책은 용수의 효율적인 공급과 운영계획을 의미하며 이를 위해서는 월유출량이나 연유출량과 같은 장기간의 유출량자료에 대한 정확한 분석과 유출특성에 대한 연구가 수행 되어야 한다. 특히 한정된 기간의 짧은 유출량 기록을 갖는 댐 유역에서의 수자원 시스템 거동예측은 수문학적 지속성(hydrological persistence)여부에 대한 판단이 선행 되어야 하며 가용한 시계열자료에 대한 추계학적 분석을 통하여 실시하여야 한다. 일반적으로 짧은 수문시계열에 적합한 확률분포를 산정하고 Monte Carlo Simulation방법과 같이 난수(random number)의 발생에 의해 가용한 수문시계열 기록자료를 통계학적 특성을 유지시켜 장기간의 시계열자료를 얻어 내는 추계학적모의발생기법(stochastic simulation technique)이 적용 되어 진다. 그러나 수문시계열이 지속성을 가질 경우 FGN (fractional gaussian noise)모형이나, ARIMA (autoregressive integrated moving average)모형 등이 이용되며, 월유출량, 증발량, 강우량과 같은 다계절성 시계열에 적용되는 모형은 Thomas-Fiering모형이나, 계절형 ARIMA모형 등이 적용 된다. 이러한 모형들은 대부분 선형모형으로 단변량(univariate)모형에 속한다.

수문시계열의 관측 기간이 비교적 짧은 국내에서는 추계학적 기법을 이용한 시계열 분석에 관한 연구가 비교적 활발히 진행되어 왔다. 윤용남과 진시영(1985)은 ARMA (1,1) 다계절 모형에 의한 하천유량의 모의발생으로 계절 및 년유량계열을 한꺼번에 모의발생시킬 수 있는 가능성을 평가 한바 있으며, 박무종과 윤용남(1989)은 Multiplicative ARIMA 모형을 이용하여 주기성과경향성을 가지는 월유량계열을 예측하여 모형의 적합성을 검토하였으며, 박상우와 전병호(1995)는 계절형 ARIMA모형을 이용하여 월유출량계열의 확장 예측을 위한 추계학적 다중 입출력모형을 적용하여 다중입출력 모형의 정확성과 적용가능성을 연구한바 있다. 문영일(1997)은 수문 시계열자료의 비선형 상관관계를 검토하기 위해서 Mutual Information (MI)을 이용하였으며, 김형수 등(1999)은 엘리뇨 지수인 SOI자료의 선형적 특성을 가정하여 ARMA모형을 구축한 후 BDS통계를 통해 무작위하지 않다는 결론을 얻어 카오스특성을 판단하기 위한 Close Returns Test를 실시하여 비선형 추계학적 기법의 적용을 제시한바 있다. 안상진과 이재경(2000)은 ARIMA모형을 통하여 계절별 월 유출량을 모

의하였으며, 문영일(2000)은 지역가중다항식을 이용하여 수문시계열 예측을 위한 모형을 구성하였다. 윤강훈 등(2004)은 신경망 모형을 사용하여 댐 유입량 예측모형을 개발하였고, 권현한과 문영일(2005)은 상태-공간 모형과 Nearest Neighbor 방법을 통한 국부선형회귀모형으로 수문시계열의 단기예측모형을 구성하였다. 또한 권현한과 문영일(2006)은 비선형자기회귀모형인 NAR 모형을 소개하고 이를 SOI에 적용하여 One-Step예측을 실시한바있다. 외국의 경우 Yakowitz와 Karlsson(1987), Kember *et al.* (1993)은 비매개변수적 회귀모형을 이용한 수문시계열의 예측기법을 제안하였으며, Montanar와 Brath (2004)는 ADM모형과 분포형모형을 통하여 추계학적 방법으로 유출모의를 실시하였다.

본 연구에서는 계절형 ARIMA모형을 통한 안동댐 유역의 강우량, 증발량 및 유출량 시계열자료를 예측함에 있어 전형적인 Box와 Jenkins (1976)의 방법을 따랐고 모형의 식별, 추정, 검진의 3단계를 거쳐 모형화 하였다. 이를 위하여 ACF (autocorrelation function), PACF (partial autocorrelation function), AIC (akaike's bayesian criterion), SBC (schwartz's bayesian crirerion) 등을 분석함으로 모형을 판단하였고, 최우도법(ML: maximum likelihood method)에 의한 모형 식별과 잔차분석, Portmanteau 검정분석 등을 실시하여 모형을 검진하였다. 계절형 ARIMA모형에 의한 월별 예측된 값과 장기유출모형인 TANK모형과 ARIMA+TANK 결합모형에 의한 유출모의 결과를 관측 자료와 비교·분석하여 결합모형의 적용가능성을 검토하였다. 이는 유출량자료의 보유년한이 짧은 대상유역에 월강우량과 증발량 자료 등의 수문시계열 인자 예측을 통한 장기유출을 모의함으로서 수자원의 중·장기 전략수립에 도움을 줄 것으로 사료된다. Fig. 1은 본 연구의 연구흐름도 이다.

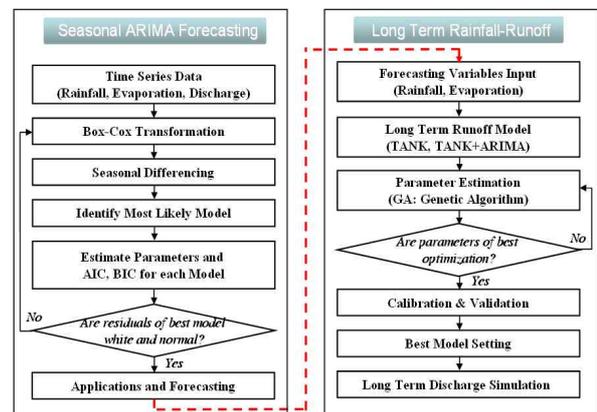


Fig. 1. Flow Chart of ARIMA+TANK Process

2. 이론적 배경

2.1 계절형 ARIMA 모형

시계열자료를 분석하는 목적은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째로, 과거의 패턴이 유지된다는 가정하에서 현재까지 수집된 자료를 분석하여 미래에 대한 예측(forecasting)을 하는 것이다. 두 번째로, 시계열자료가 생성되는 시스템(system) 또는 확률과정(stochastic process)을 모형화하여 그 시스템 또는 과정을 이해(understand) 또는 제어(control)할 수 있도록 하는 것이다. 시계열에 나타나는 요인으로는 불규칙요인(irregular component)과 계통요인(systematic component)을 들 수 있으며, 계통요인은 다시 경향요인(trend component)과 계절요인(seasonal component), 순환요인(cyclical component)으로 나눌 수 있다.

계절로 인한 비정상성을 해결하기 위해 계절차분(seasonal differencing)방법을 쓰며 계절성의 주기를 s 라고 할 때 계절차분은 다음과 같이 정의된다.

$$\nabla_s z_t = z_t - z_{t-s} \quad (1)$$

이때 시점 t 와 시점 $t-s$ 는 동일 계절에 속하기 때문에 계절차분 이후 계열 $\{\nabla_s z_t; t=s+1, \dots, T\}$ 는 더 이상 기댓값에 있어서는 계절성을 갖지 않는다. $\nabla_s z_t$ 를 D 번 시행한 것을 $\nabla_s^D z_t$ 로 표기할 때, 순수계절형 ARIMA 모형은 다음과 같이 정의된다.

$$\Phi(B^s)\nabla_s^D z_t = \Theta(B^s)\alpha_t \quad (2)$$

여기서 D 는 통상 1이고 α_t 는 기존의 비계절형 ARIMA(p,d,q)로 모형화 될 수 있는 확률변량으로서 계절수정계열(seasonally adjusted series, deseasonalized series)로 생각될 수 있다. 비계절형 시계열 ARIMA 모형은 다음과 같다.

$$\phi(B)\nabla^d \alpha_t = \theta(B)\alpha_t \quad (3)$$

여기서 α_t 는 평균이 0, 분산이 σ^2 인 정규분포를 따르는 백색잡음이다. Eq. (2)와 Eq. (3)을 함께 표현하면 ARIMA(p,d,q)×(P,D,Q)_s라고 하는 다음의 Eq. (4)와 같은 승법계절형 ARIMA (multiplicative seasonal ARIMA) 모형을 얻을 수 있으며 차분계절이 평균 $E(\nabla_s^D \nabla^d z_t) = \mu$ 를 갖도록 승법계절형 ARIMA 모형을

나타내면 Eq. (5)와 같다(박유성 과 김기환, 2005).

$$\phi(B)\Phi(B^s)\nabla_s^D \nabla^d z_t = \theta(B)\Theta(B^s)\alpha_t \quad (4)$$

$$\phi(B)\Phi(B^s)\{\nabla_s^D \nabla^d z_t - \mu\} = \theta(B)\Theta(B^s)\alpha_t \quad (5)$$

계절형 ARIMA 모형의 식별, 추정, 진단 및 예측은 비계절형 ARIMA 모형의 식별, 추정, 진단 및 예측 방법의 확장으로 근본적으로는 동일하다. 다만 모형의 식별에서 비계절형과 계절형 ACF, PACF로 각각 나누어 모형식별을 한다는 차이점이 있다.

2.2 TANK 모형

탱크모형은 일본의 Sugawara가 1961년 처음 개발한 모형으로 유역을 여러 개의 저류형 탱크로 가정하여 강우-유출 과정을 모형화 한 것으로 하천유출과 관련된 일종의 개념적(conceptual) 수문모형이며(배덕효 등, 2003), 복잡한 강우-유출 모형에 비해 간단하지만 비교적 정확한 유출모의를 수행하는 장점을 가지고 있다(Yokoo *et al.*, 2001). 탱크모형의 특징을 살펴보면 최상단 탱크의 유출공의 개수를 조정함으로써 초기손실 및 시간별 손실량의 강우형태에 따라 변화 현상을 반영할 수 있으며, 강우량이 증가함에 따라 유출이 가속도적으로 증가한다는 비선형적인 모의도 가능하다. 그리고 강우가 탱크를 통과하면서 하단으로 진행되는 사이에 자동적으로 지체시간이 경과되어 하단 탱크의 유출량은 시간적으로 지체된 유출 현상을 나타낼 수 있다. 그러나 탱크모형은 비선형이기 때문에 모형의 매개변수의 개수도 많을 뿐만 아니라, 매개변수를 산정함에 있어서도 숙련된 기술을 필요로 하며, 홍수의 전과를 표시할 수 없다는 단점도 가지고 있다.

탱크모형은 유역에서 일어나는 지표면 유출, 중간유출, 기저유출(비피압지하수유출, 피압지하수유출) 등의 유출의 과정을 각각 하나의 탱크로 생각하여 구성한 모형이다. 모형의 유출과정을 살펴보면 맨 위의 1단 탱크는 지표면 유출을 계산하는 모형으로 강우량과 증발량을 입력치로 하여 2단 탱크로 침투되는 양을 계산하고, 지표면으로 유출되는 양을 2개의 유출공에 의해 산정한다. 2단 탱크에서는 1단 탱크에서 침투된 양을 입력치로 하여 3단 탱크로 침투량을 계산하고, 유출을 계산하는 중간유출을 담당한다. 3단 탱크와 4단 탱크는 기저유출을 계산하며 방법은 2단 탱크와 동일하다. 그러나 4단 탱크에서는 더 이상 침투가 일어나지 않는다. 이러한 과정을 통하여 유역의 유출량은 각 탱크에서의 유출량의 합으로 계산되며, 모형의 계산 알고리즘은 Eqs.

(6)~(9)와 같다.

$$R(x,n) = \begin{cases} A(x)(S(x,n) - H(x)), & (S(x,n) > H(x)) \\ 0, & (S(x,n) \leq H(x)) \end{cases} \quad (6)$$

$$I(x,n) = B(x)S(x,n) \quad (7)$$

$$S(x,n) = \begin{cases} S(x,n) - R(x,n)\Delta t - I(x,n)\Delta t + P(n+1)\Delta t, & (x=1) \\ S(x,n) - R(x,n)\Delta t - I(x,n)\Delta t + P(x-1,n)\Delta t, & (x \neq 1) \end{cases} \quad (8)$$

$$Q(n) = \sum_{x=1}^4 R(x,n) \quad (9)$$

여기서, x 는 상부로부터의 탱크 개수, n 은 유출계산 시작일로부터 현재까지의 일수, Δt 는 유출계산 간격, $A(x)$ 는 x 단 탱크의 유출공계수, $B(x)$ 는 x 단 탱크의 침투공계수, $H(x,n)$ 는 n 번째 일의 x 번째 저류고, $I(x,n)$ 는 n 번째 일의 x 번째 탱크 침투고, $P(n)$ 는 n 번째 일의 강우량, $Q(n)$ 는 n 번째 일의 총유출량, $R(x,n)$ 는 n 번째 일의 x 단 탱크 유출량, $Z(x)$ 는 x 단 탱크의 유출공 높이이다.

3. 모형의 적용 및 분석

3.1. 대상유역 및 자료

대상유역은 인근 관측소가 전 기간에 걸쳐 수문자료를 확보하고 또한 수문시계열을 예측 및 모의하여 산정된 값을 비교하기 위한 신뢰성 있는 관측유입량 자료를 확보하고 있어야 한다. 본 연구에서는 위와 같은 조건을 만족시키는 안동다목적댐 유역을 대상유역으로 선정하였다. 안동댐 유역은 낙동강 상류에 위치해 있으며, 유역 면적 1,590.72 km², 유로연장 166.41 km, 최원 유로연장 167.32 km, 유역 폭 9.21 km이며, 형상계수는 0.05로 대체로 유역이 길고 좁은 형태를 보이며 평균고도는 El. 557.30 m, 평균경사는 42.39 %이다. 유역 내에는 21개 관측소(기상청 2개소, 건설교통부 10개소, 한국수자원공사 9개소)가 위치하고 있으며, 유역 외에는 3개소(기상청 1개소, 건설교통부 2개소)가 위치하고 있다. Fig. 2는 안동댐 유역도 및 유역 내 기상관측소를 나타내고 있다.

실제 댐 유역의 유출량 예측을 위해서는 강우, 수위, 유량, 증발량 등의 비교적 정밀한 시계열수문자료를 확

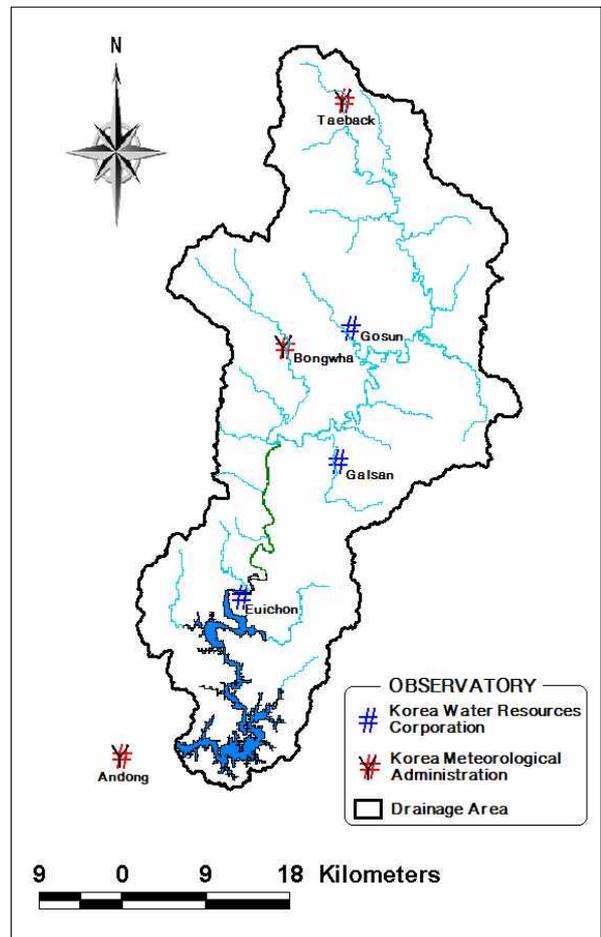


Fig. 2. Study basin and Hydrological stations

보하여야 한다. 본 연구에서는 안동댐 유역의 Thiessen 가중치를 적용한 유역평균 강수량자료와 댐 유입량자료, Penman-Monteith방법에 의하여 계산된 일단위 잠재증발산량 자료를 월단위로 합산하여 산정한 증발산량 자료를 활용하였다. 시계열자료의 분석에서 가장 선행되어야 할 일은 시계열도(time series plot)를 그려보는 것이며, 시계열도는 시간의 경과에 따라 시계열자료의 값이 변하는 것을 그린 그림으로 시간 t 를 가로축으로 하고 시계열의 관측값 Z_t 를 세로축으로 하여 그린다. 이러한 시계열도를 그리는 이유는 다른 통계자료의 분석에서와 마찬가지로 시계열이 가지는 특징을 한눈에 알아 볼 수 있어 해당 자료에 적합한 분석모형 또는 방법의 선택에 도움이 되기 때문이다. Fig. 3에서는 1983. 1~2008. 12까지의 관측시계열 자료를 도시하였으며, 각각의 수문 시계열 변량(variable)에 대한 도식적인 방법으로 분석한 결과 각 자료의 계열은 비정상분산(nonstationary variance)과 강한 계절성을 보이고 있음을 확인할 수 있다. 따라서 수문시계열의 분산안정화와 계열상관분석을 통하여 경향성과 주기적 특성을 파악하고 이에 적합한 단변량 시계열모형을 유도하여야 한다.

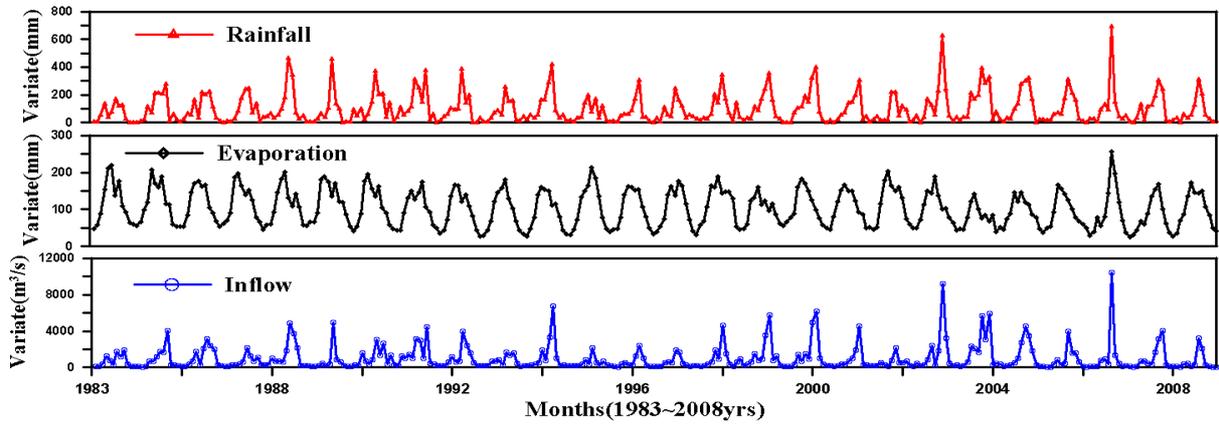


Fig. 3. Time Series data in Andong Dam Basin

3.2 비정상시계열의 정상화

비정상시계열을 정상시계열로 만드는 첫 번째 조치로서 분산을 상수화하기 위해 변환법을 적용한다. 이를 위한 방법으로 일반적으로 대수변환법을 이용하고 있다. 따라서 본 연구에서도 월강우량계열 $\{P_T\}$, 월증발량계열 $\{E_T\}$, 월유출량계열 $\{Q_T\}$ 의 분산안정화를 위하여 Box-Cox변환을 실시하였다. 원자료에 대하여 Box-Cox변환을 실시하여 분산의 안정화를 시키기 위하여 각 시계열 자료에 자연로그변환과 1차 차분을 적용한 후의 시계열에서도 여전히 계절주기 12를 가지는 계절성의 비정상성을 보임을 알 수 있었다. 따라서 시계열자료의 계절성의 비정상성 제거를 위한 계절차분을 실시하여야 한다. 계절형 시계열을 위한 Box-Jenkins의 ARIMA 방법론에서는 모형의 식별(identification), 추정(estimation), 검진(diagnostic checking)의 세 단계를 거쳐 예측(forecasting)을 수행하고, 계절로 인한 비정상성을 해결하기 위해 계절차분(seasonal differencing)방

법을 사용한다. 계절로 인한 비정상성을 해결하기 위해 계절차분(seasonal differencing)방법을 쓰며 계절성의 주기를 s 라고 할 때 Eq. (1)을 이용하여 더 이상 기댓값에 있어 계절성을 갖지 않는 계절차분을 실시하였다. 안동댐월강우량계열 $\{P_T\}$, 월증발량계열 $\{E_T\}$ 및 월유출량계열 $\{Q_T\}$ 의 시계열 자료에서 $s = 12$ 를 취하면 Eq. (10)이 된다.

$$\begin{aligned} \nabla_{12}\nabla - z_t^{-1/2} &= \nabla_{12}\{-z_t^{-1/2} - (-z_{t-1}^{-1/2})\} \\ &= -(z_t)^{-1/2} + (z_{t-1})^{-1/2} + \\ &\quad (z_{t-12})^{-1/2} - (z_{t-13})^{-1/2} \end{aligned} \quad (10)$$

각 시계열자료의 자연로그변환과 1차차분을 거쳐 계절성분을 제거하기 위해 계절차분을 적용한 후의 시계열인 $\{(1-B)(1-B^{12})\ln z_t\}$ 의 시도표를 그리면 Figs. 4~6과 같고 이를 보면 더 이상의 비정상성이 보이지 않음을 확인할 수 있다.

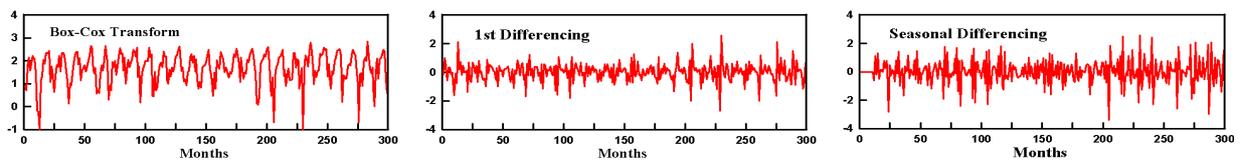


Fig. 4. Simple and Seasonal Differencing $\{P_T\}$

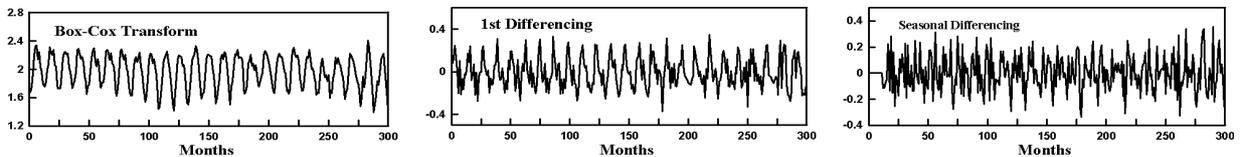


Fig. 5. Simple and Seasonal Differencing $\{E_T\}$

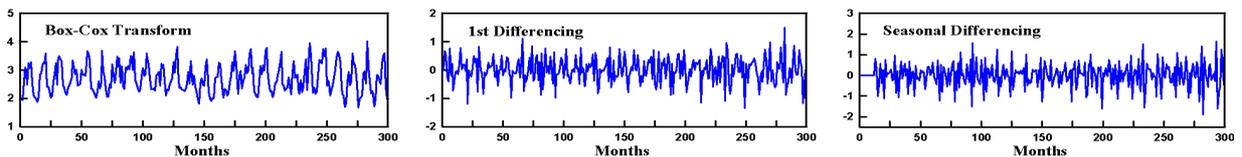


Fig. 6. Simple and Seasonal Differencing $\{Q_T\}$

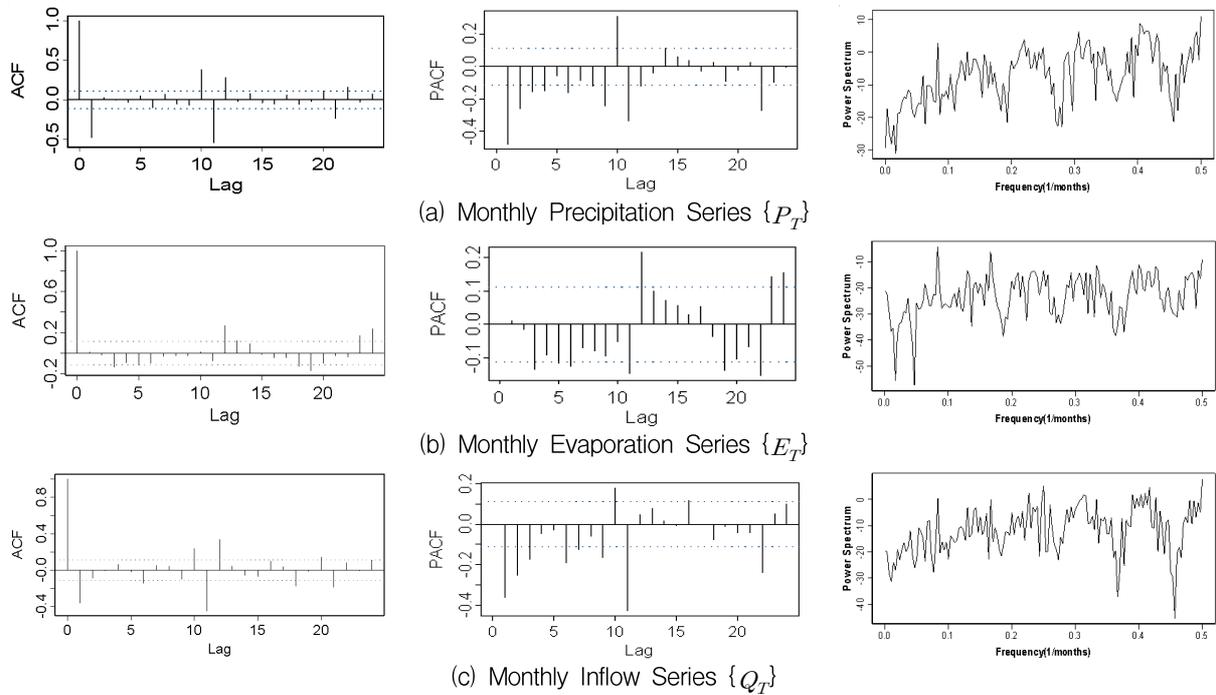


Fig. 7. Graphical Plots of $\{(1-B)(1-B^{12})\ln(x)\}$

3.3 모형의 식별

시계열이 적절한 변환을 통하여 정상화된 후에는 정상시계열의 ACF와 PACF를 가지는 모형을 잠정적으로 선택해야 하며, 이 과정을 모형의 식별(model identification)이라 한다. 근본적으로 AR(p) 모형은 PACF에서 절단점으로부터 p를 정할 수 있고, MA(q) 모형은 ACF의 절단점으로부터 q를 정할 수 있다. 그러나 ACF와 PACF의 특징을 이용하여 p와 q의 값을 결정하기 위해서는 많은 경험이 필요하다. 이러한 이유로 인해 많은 학자들이 ARMA (autoregressive moving average)모형을 식별하는 방법에 대해 연구하여 왔으며, 이와 관련하여서는 R과 S배열법, 모퉁이방법(corner method), Tsay and Tiao (1984)의 확장표본 자기상관함수(extended SACF: ESACF)를 이용하는 방법 등을 들 수 있다. 안동택 영역의 시계열 원자료에 대하여 ACF, PACF, Power Spectrum을 도시하여 분석한 결과 월강우량계열 $\{P_T\}$, 월증발량계열 $\{E_T\}$, 월유입량계열 $\{Q_T\}$ 모두 12개월을 주기로 강한 자기상관을 나타내는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 Fig. 6은 원 자료를 Box-Cox변환한 후 1차 차분(1st differencing) 및 계절차분(seasonal differencing)을 거친 자료의 ACF, PACF, Power Spectrum을 나타낸 것이다. Fig. 7에서 나타난 바와 같이 수문시계열자료의 추세와 주기성이 사라지고 분산이 안정화되었음을 확인할 수 있다.

본 연구에서는 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)를 참고로 하여 분석 시계열자료의 모형차수 범위를 결정하였고, 일반적으로 모형선택의 기준(model selection criterion)으로 사용되는 통계량인 AIC (akaike's information criterion)와 SBC (schwartz's bayesian criterion) 등을 모형식별 및 차수결정에 이용하였다. AIC와 SBC는 Eqs. (11) and (12)와 같이 정의된다.

$$AIC = n \ln \hat{\sigma}_\epsilon^2 + 2(p+q) \quad (11)$$

$$SBC = n \ln \hat{\sigma}_\epsilon^2 + 2(p+q) \ln n \quad (12)$$

여기서, n은 시계열 관측값의 개수이며, $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ 는 σ_ϵ^2 의 최대가능도추정량이다. p+q는 일종의 벌칙함수로서 p와 q가 커짐에 따라 AIC값을 증가시키는 역할을 한다. 일반적으로 모형에 포함되는 모수의 개수가 증가하면 $\hat{\sigma}_\epsilon^2$ 의 값은 작아지며, 따라서 AIC값도 작아질 것이나 추가되는 모수의 개수만큼 AIC값을 크게 하므로 모수를 많이 포함시키는 것이 반드시 AIC값을 줄이는 것은 아니다. 이러한 점을 고려하여 Table 2에서는 여러 후보 모형에서의 AIC와 SBC중 값을 최소로 하는 모형을 선택하였으며, 모형의 식별단계에서 제안된 모형은 월강우량계열 $\{P_T\}$, 월증발량계열 $\{E_T\}$, 월유입량계열 $\{Q_T\}$ 모두 ARIMA(0,1,2) $\times(1,1)_{12}$ 로 분석되었다.

Table 1. AIC and SBC between different models

Models	Precipitation		Evaporation		Runoff	
	AIC	SBC	AIC	SBC	AIC	SBC
ARIMA(1,1,0)×(1,1,0) ₁₂	816.71	827.09	-91.95	-81.53	665.32	675.75
ARIMA(1,1,0)×(0,1,1) ₁₂	754.95	765.33	-122.36	-111.94	588.67	599.09
ARIMA(0,1,1)×(1,1,0) ₁₂	767.80	778.18	-126.45	-116.02	612.14	622.57
ARIMA(1,1,0)×(0,1,1) ₁₂	711.10	721.48	-143.53	-133.10	535.56	545.99
ARIMA(1,1,0)×(2,1,0) ₁₂	798.21	812.05	-100.32	-86.41	628.07	641.97
ARIMA(0,1,1)×(0,1,2) ₁₂	749.86	763.70	-131.78	-117.88	579.31	593.22
ARIMA(2,1,0)×(0,1,1) ₁₂	763.80	777.63	-132.44	-118.54	607.87	621.78
ARIMA(0,1,2)×(1,1,1) ₁₂	704.30	718.14	-154.95	-141.04	529.71	543.62
ARIMA(0,1,2)×(0,1,1) ₁₂	806.90	820.74	-102.37	-88.46	634.07	647.97
ARIMA(2,1,0)×(2,1,0) ₁₂	789.32	-	-109.93	-92.55	599.30	616.68
ARIMA(2,1,0)×(0,1,2) ₁₂	713.82	731.11	-153.46	-136.08	532.29	549.68
ARIMA(0,1,2)×(2,1,0) ₁₂	746.00	763.30	-140.41	-123.02	572.85	590.23
ARIMA(0,1,2)×(0,1,2) ₁₂	713.82	731.11	-153.46	-	532.29	549.68

3.4 모형의 추정

모형내의 모수추정(model estimation)을 위해 사용되는 방법은 크게 세 가지가 있다. 첫 번째로, 조건부 최소제곱법(CLS; conditional least squares)으로 모수추정을 간편하게 하기 위하여 처음 몇 개의 관측값에 조건화 하거나 처음 몇 개의 잔차를 0으로 고정시킨 상태에서 잔차제곱합을 최소화하는 방법이다. 이 방법은 계산이 비교적 간단한 반면 처음 몇 관측값이 갖는 정보가 효율적으로 이용되지 못하는 단점이 있다. 두 번째로 비조건부최소제곱법(ULS; unconditional least squares)으로 앞의 방법에서와 같은 조건이 없이 잔차제곱합을 최소화하는 방법이다. 세 번째로 최우도추정법(ML; maximum likelihood method)이 있으며, 이는 표본계열에 대한 우도를 수치적으로 최대화하는 방법으로 특히 많은 계산을 필요로 한다.

본 연구에서는 모형의 모수추정을 위한 방법 중 세 번째로 언급한 최우도추정법(ML)을 사용하였으며, 모수의 도함수 식은 Eq. (13)과 같다.

$$L(\Phi, \mu, \sigma_a^2) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_a^2}\right)^{n/2} \cdot (1-\Phi^2)^{1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_a^2}S(\Phi, \mu)\right\} \quad (13)$$

위의 Eq. (13)으로부터 관측된 시계열 Z_1, Z_2, \dots, Z_n 의 결합확률밀도함수의 모수 $\Phi, \theta, \mu, \sigma_a^2$ 의 가능도함수

(Likelihood Function)를 최대화시킴으로서 모수를 구해 낼 수 있다. 모형의 식별단계에서 제안된 모형인 ARIMA(0,1,2)×(1,1,1)₁₂의 월강우량계열(P_T), 월증발량계열(E_T), 월유입량계열(Q_T)을 최우도법으로 추정된 식으로 나타내면 Eqs. (14-a)~(14-c)와 같다.

$$\{(1-0.97086B)(\ln P_t + 0.0009024)\} = (1-0.85527B^{12}-0.14468B^{24})\alpha_t \quad (14-a)$$

$$\{(1-0.71255B+0.0002903B^{12})(\ln E_t - 0.63053)\} = (1-0.22766B^{12})\alpha_t \quad (14-b)$$

$$\{(1-0.646B-0.248B^{12})(\ln Q_t + 0.00055)\} = (1-0.99979B^{12})\alpha_t \quad (14-c)$$

3.5 모형의 검진

추정된 모형의 적합잔차가 백색잡음과 같이 완전히 랜덤한가의 여부를 확인하는 모형의 검진(model diagnostic checking)단계에서 사용되는 방법은 크게 두 가지가 있다. 하나는 적합잔차들의 자기상관함수 (autocorrelation plot of residuals)인 ACF와 PACF를 그려보고 모든 시차에서의 자기상관 및 편자기 상관이 충분히 0에 가까운가를 확인하는 것이며, 다른 하나의 방법은 포트만투우검정법(portmanteau test)이다. 첫 번

제로 적합잔차들의 자기상관함수를 그려보는 도식적 방법의 기준치는 $\pm 2/\sqrt{n}$ 을 사용하며, 이를 잔차분석(residual analysis)이라 한다. 두 번째 방법인 포트만토우검정법(portmanteau test)은 Box-Jenkins방법의 통계량을 Ljung and Box (1978)가 개선한 것으로 검정통계량은 Eq. (15)와 같고 귀무가설 H_0 : “적합된 ARIMA (p,d,q) 모형이 타당하다.”이다. 이것이 사실이라면 위의 Q통계량은 근사적으로 자유도가 $(K-p-q)$ 인 χ^2 분포를 따른다.

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{(n-k)} \quad (15)$$

여기서, n 은 차분 후 ARIMA모형의 적합에 쓰인 자료

수이고 r_k 는 시차 k 의 잔차 간 자기상관이며 K (보통, $K=n/5$)는 분석자가 정한 충분히 큰 시차이다.

본 연구에서는 ARIMA(0,1,2)×(1,1,1)₁₂로 추정된 계절형 ARIMA 모형의 적합잔차가 백색잡음과 같이 완전히 랜덤한가를 판단하기 위하여 잔차의 자기상관계수를 구하여 Fig. 8과 같이 도시하였으며, 각각의 포트만토우 검정분석의 결과를 Table 2와 같이 나타내었다. 제시된 통계량은 모두 유의수준보다 큰 것으로 나타났으며, 이는 ACF와 PACF를 도시한 결과에서도 확인할 수 있다. 또한, 포트만토우 검정 통계량의 p값들이 모두 유의수준보다 크게 나타남을 확인할 수 있었으며, 따라서 모형이 적합하다는 귀무가설을 기각하지 못하여 모형 선택과 모수추정이 만족할 만한 수준임을 확인할 수 있었다.

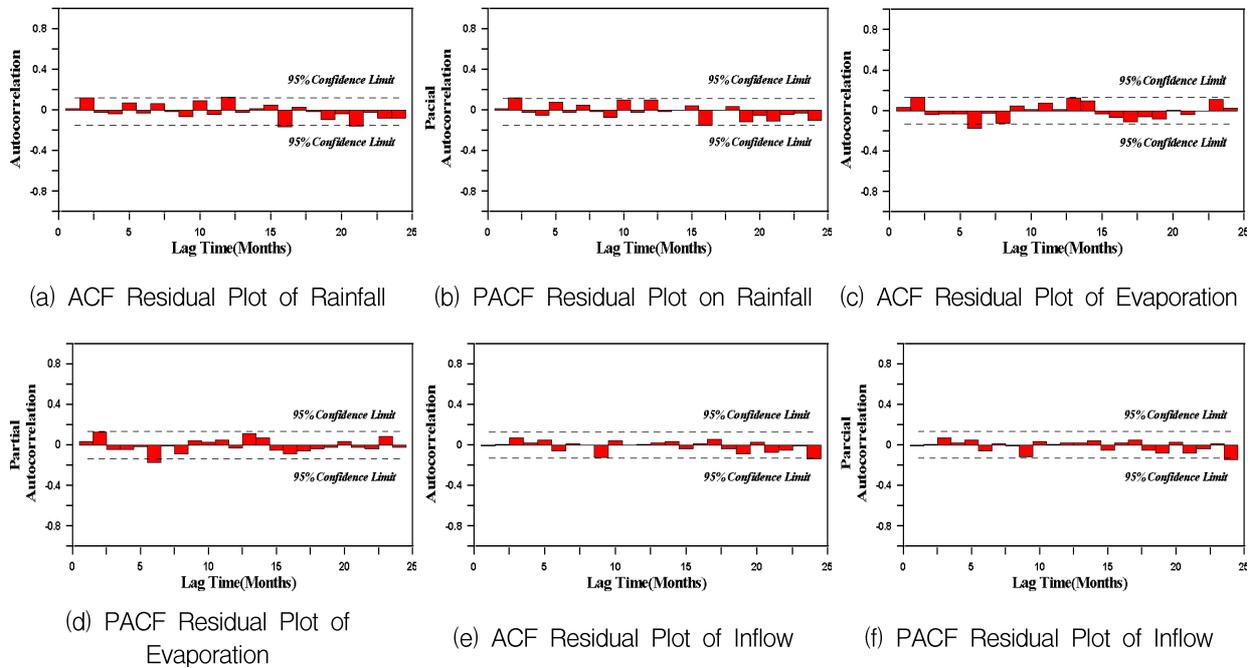


Fig. 8. Autocorrelation Plot of Residuals

Table 2. Portmanteau Test Results of Variables

Lag Time \ Statistics	Precipitation		Evaporation		Runoff		Note
	χ^2	Q value	χ^2	Q value	χ^2	Q value	
6	4.96	0.1745	12.96	0.0054	2.63	0.4529	o.k
12	12.87	0.1686	18.79	0.0271	6.75	0.6633	o.k
18	19.37	0.1973	30.60	0.0099	8.58	0.8982	o.k
24	29.80	0.0961	36.12	0.0212	17.66	0.6707	o.k
30	31.49	0.2514	40.23	0.0487	18.94	0.8720	o.k
36	34.34	0.4031	44.48	0.0876	20.12	0.9618	o.k
42	36.93	0.5644	51.99	0.0797	22.53	0.9839	o.k

4. 모형의 예측

4.1 계절형 ARIMA를 통한 예측

각 시계열에 적합한 계절형 ARIMA모형을 이용하여 12개월의 시계열 값인 Z_{n+12} 를 예측하였다. 시계열 예측에 적용된 기간은 각각 1983. 1~2003. 12, 1983. 1~2004. 12, 1983. 1~2005. 12, 1983. 1~2006. 12, 1983. 1~2007. 12, 1983. 1~2008. 12이며, 원자료의 시계열을 가지고 2004~2009년의 월별 자료를 예측하였다. 2006년의 경우 안동댐 유역에 이상치에 가까운 극치강우가 관측되어 강우량, 증발 및 유출량 예측 결과가 실제 관측치를 잘 반영하지 못하는 것으로 나타났다. 하지만 2006년을 제외하면 전반적인 수문인자의 예측이 비교적 타당한 결과로 분석된다. Fig. 9는 계절형 ARIMA모형을 이용하여 2004. 1~2009. 12월까지의 Z_{n+12} 의 예측된 시계열(forecasting series)과 원자료 시계열(actual series), 그리고 예측 시계열에 대한 $\pm 95\%$ 의 신뢰구간

(C.L.; confidence limit)을 나타내었다. 시계열 자료의 예측은 통계분석 패키지인 SAS를 이용하였으며, $ARIMA(0,1,2) \times (1,1,1)_{12}$ 를 모형화 하여 강우량을 예측한 결과 2006년을 제외한 모형의 결정계수(R²)가 0.70이상으로 나타났으며, 평균제곱근오차(RMSE) 또한 비교적 작아 관측치와의 월별특성을 잘 반영하는 것으로 분석된다. 증발량 예측의 결과는 가장 관측치를 잘 반영하였으며, 평균제곱근오차와 용적오차 또한 비교적 작고 모형의 결정계수가 0.75이상으로 나타나 관측자료와 예측치와의 높은 상관성을보여 강우량계열과 증발량계열의 결과는 관측치와의 월별 특성을 잘 표현하는 것으로 분석된다. 그러나 $ARIMA(0,1,2) \times (1,1,1)_{12}$ 에 의한 월 유출량의 예측 결과는 관측치와의 상관성은 비교적 높은 것으로 나타났지만 6~10월에 해당하는 우기시 다소 과소 추정되는 경향을 보였으며, 평균제곱근오차와 용적오차 또한 크게 나타나 예측된 수문시계열(강우량, 증발량)을 통한 유출량예측의 적용이 필요한 것으로 사료된다.

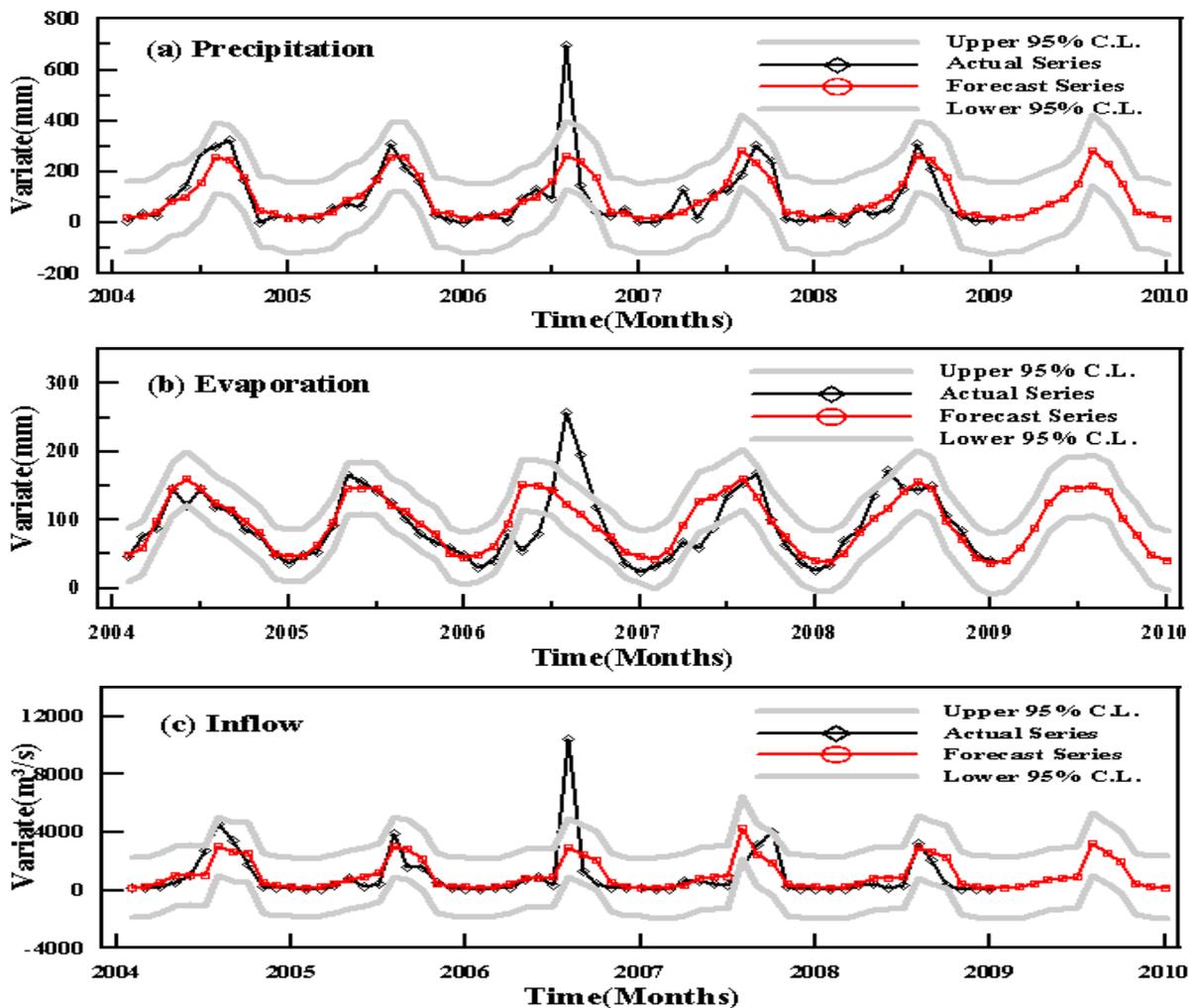


Fig. 9. Results of Variables Forecasting (2004-2009)

Table 3. Statistical Evaluation Index by Time Series Forecasting

Variate	Forecast Years	Statistics			
		CC	RMSE	VE (%)	R ²
Precipitation	2004	0.95	48.33	17.35	0.91
	2005	0.96	27.68	-9.65	0.93
	2006	0.71	135.74	12.12	0.50
	2007	0.84	53.87	-0.66	0.70
	2008	0.89	20.89	-22.33	0.80
Evaporation	2004	0.95	13.68	-6.07	0.90
	2005	0.97	10.48	-0.73	0.94
	2006	0.52	59.42	-1.06	0.27
	2007	0.87	27.77	-15.60	0.75
	2008	0.92	9.27	12.06	0.85
Inflow	2004	0.88	764.12	14.77	0.78
	2005	0.87	574.72	-22.07	0.76
	2006	0.71	2,238.16	24.63	0.51
	2007	0.64	1,046.81	-10.52	0.41
	2008	0.84	307.13	-41.24	0.71

* Correlation Coefficient (CORR) = $(\sum(Q_{obs}(i) - Q_{cal}(i))/n) - (\sum Q_{obs}(i)/n) \times (\sum Q_{cal}(i)/n) / \sqrt{SD_1 \times SD_2}$, $SD_1 = \sqrt{[\sum(Q_{obs}(i))^2/n - (\sum Q_{obs}(i)/n)^2]}$, $SD_2 = \sqrt{[\sum(Q_{cal}(i))^2/n - (\sum Q_{cal}(i)/n)^2]}$, Root Mean Square Error (RMSE) = $\sqrt{\sum(Q_{obs} - Q_{cal})^2/n}$, Percent Error in Volume (VE) = $(\sum Q_{cal} - \sum Q_{obs}) / \sum Q_{obs} \times 100(\%)$, Coefficient of Determination (R²) = SSR/SST, where SSR is regression sum of squares and SST is total sum of squares., Where n is a number of data, Q_{obs} is observed data, and Q_{cal} is simulated data.

4.2 ARIMA+TANK에 의한 예측

4.2.1. 모형의 매개변수 추정 및 최적화

강우-유출 모형을 이용한 유출해석결과의 신뢰성을 확보하기 위하여 선결되어야 할 것은 정확하고 신뢰성 있는 자료의 구축이며, 이러한 기본사항이 만족되었다는 가정 하에 적합한 강우-유출모형의 매개변수를 추정하는 것이다. 특히 TANK모형과 같은 개념적인 모형은 매개변수의 추정과정에서 발생하는 불확실성이

매우 높은 것으로 알려져 있어 적합한 매개변수의 선정에 충분한 경험과 고찰이 필요하다. 본 연구에서는 해의 탐색능력이 우수하고 여러 분야의 최적화 또는 의사결정문제에 적용이 되고 있으며, 복잡한 해 공간의 탐색능력이 우수하여 변수에 대한 제약조건 문제와 모형에 대한 유연성 해결에 용이하다고 알려진 유전자 알고리즘(GA; genetic algorithm)방법을 통해 모형의 매개변수를 최적화하였다. Fig. 10은 TANK모형의 매개변수 최적화 결과이며 모형의 최적화 기간은 1983년

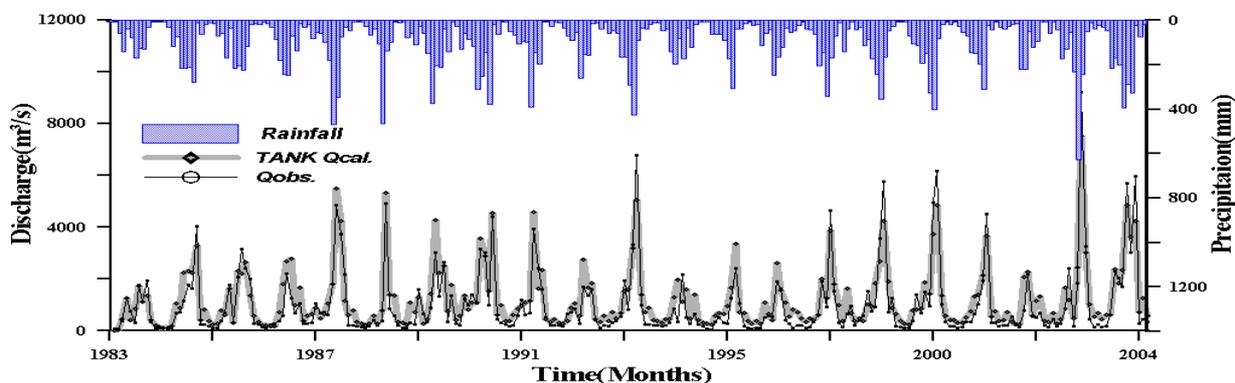


Fig. 10. Parameter Optimization Results (2000 and 2002; calibration, 2001 and 2003; verification)

Table 4. Summary of Model Calibration and Verification Results (2000–2003)

Year	P (mm)	Observed	Simulated	RMSE	R ²	NSE	Note
		Q (m ³ /s)	Q (m ³ /s)				
2000	1,030.5	10,128	10,301	313.70	0.94	0.93	Cal.
2001	840.4	6,493	7,930	397.64	0.73	0.69	Ver.
2002	1,641.1	19,509	17,915	632.64	0.96	0.94	Cal.
2003	1,796.4	22,775	22,370	633.32	0.92	0.91	Ver.
Aver.	1,327.1	14,726	14,629	494.33	0.89	0.87	

* P; Precipitation, Q: Dam Inflow, RMSE: Root Mean Square Error, R²: Coefficient of Determination, Cal.: Calibration, Ver.: Verification, NSE: Nash-Sutcliffe Model Efficiency; $(NSE = 1 - \sum_{i=1}^n (Q_i - Q_i^{obs})^2 / (\sum_{i=1}^n (Q_i^{obs} - \bar{Q}^{obs})^2))$

부터 2003년까지의 21개년 월유입량 계열이며, Fig. 9에서 나타난 바와 같이 유출량 모의치는 관측유량과 비교하여 그 시간적 변동성이 매우 잘 일치함을 알 수 있고, 정량적인 정확도 또한 우수한 결과를 제시함을 알 수 있다. TANK 모형의 매개변수 최적화를 위하여 유전자 알고리즘 방법을 이용하여 안동댐 유역의 2000년과 2002년의 월 유입량 자료를 보정하였으며, 2001년과 2003년을 검증하였다. 모형의 최적화 척도로는 자료의 개수에 관계없이 절대적으로 평가할 수 있는 Nash-Sutcliffe (Nash and Sutcliffe, 1970) 모형효율과 차원이 해석하고자하는 변량과 같은 차원을 나타내는

장점을 지닌 RMSE (Root Mean Square Error)를 사용하여 모형의 정확성을 검토하였다.

TANK모형의 매개변수는 크게 저류고(S), 유출공 높이(H), 유출공 계수(A), 침투공 계수(B)로 나뉘며 총 13개의 매개변수로 구성되어 있다. Table 5는 TANK모형의 일반적인 매개변수의 범위와 유전자알고리즘방법을 통해 TANK모형과 ARIMA+TANK모형의 매개변수를 최적화한 결과를 나타내었으며, 이때 모형의 초기저류고(S)를 $S_1=6.0, S_2=8.0, S_3=209.0, S_4=63.0$ 으로 가정하였다.

Table 5. Range of Parameters and Parameter Estimation Results

Parameters	Explanation	Range	Parameter Estimations	
			TANK	ARIMA+TANK
S ₁	1 st Storage Height	-	6.0000000	6.0000000
S ₂	2 nd Storage Height	-	8.0000000	8.0000000
S ₃	3 rd Storage Height	10~100	209.0000000	209.0000000
S ₄	4 th Storage Height	100~1000	63.0000000	63.0000000
A ₁₁	1 st Upper Runoff Coefficient	0.1~0.5	0.4029024	0.3973173
A ₁₂	1 st Lower Runoff Coefficient	0.1~0.5	0.2500248	0.2500515
A ₂	2 nd Runoff Coefficient	0.03~0.1	0.1000210	0.1000139
A ₃	3 rd Runoff Coefficient	0.005~0.05	0.0050002	0.0050007
A ₄	4 th Runoff Coefficient	0.0005~0.005	0.0005002	0.0005001
B ₁	1 st Infiltration Coefficient	0.1~0.5	0.3470702	0.3525368
B ₂	2 nd Infiltration Coefficient	0.03~0.1	0.1999920	0.1999938
B ₃	3 rd Infiltration Coefficient	0.005~0.05	0.0099981	0.0099983
H ₁₁	1 st Upper Runoff Height	30~60	34.9992529	34.9996448
H ₁₂	1 st Lower Runoff Height	10~20	9.9998021	9.9957731
H ₂	2 nd Infiltration Height	0~50	4.9994417	4.9758823
H ₃	3 rd Runoff Height	0~30	4.9830000	4.8540000
H ₄	4 th Runoff Height	0~10	0.0000000	0.0000000

Table 6. Statistical Results between Observed and Simulated Discharge

Duration of Optimization	Models	Statistics			
		CC	RMSE	VE (%)	R ²
1983. 01 ~ 2003. 12	TANK(Monthly)	0.9352	506.8766	-6.1385	0.8746
	ARIMA+TANK	0.8706	699.9275	-5.6315	0.7580

4.2.2. 장기유출해석

매개변수 최적화 과정을 거쳐 모의된 장기유출 모형의 계산된 유량을 실제 안동댐 유역의 월유입량자료에 대하여 관측(observed)과 모의(simulated) 유량을 비교하여 Fig. 11에 나타내었다. 그림에서 나타난 바와 같이 관측과 모의된 결과가 비교적 잘 적합하는 것을 알 수 있어 장기유출모형의 매개변수 최적화가 이루어진 것을 확인할 수 있다. Table 6에서는 모형의 최적화에 의한 결과를 상관계수(CC), 평균제곱근오차(RMSE), 용적오차(VE), 결정계수(R²)의 기초통계 분석을 수행하였다. TANK에 의한 월자료 모의결과 상관계수 0.9352, 평균제곱근오차 506.88, 용적오차 -6.14 %, 결정계수 0.8746으로 분석되어 가장 양호한 결과를 보였다. 또한, ARIMA 모형에 의하여 예측한 강우량과 증발량 자료를 TANK모형의 입력자료로 사용하여 유출량을 모의한 ARIMA+TANK모형의 결과 또한 관측 시계열과 높은 상관관계를 보였으며, 평균제곱근오차와 용적오차가 허용할 만한 범위 안에 있는 것으로 나타나 장기유출결합모형에 의한 유출모의가 정량적인 면에서 우수한 결과를 제시하는 것으로 분석된다.

4.2.3. 월유출량 예측

수자원의 효율적인 운영이나 계획, 설계 등을 위해서는 장기간의 유출특성에 대한 정확한 분석이 필요하다. 그러나 대부분의 유역에서는 가용할 만한 신뢰성 있는 관측자료와 통계학적 특성을 파악하기 위한 장기간의 관측자료를 얻기가 매우 어려운 실정이다. 따라서 본 연구에서는 비교적 관측자료가 풍부한 수문 시계열자료인 강우량과 증발량 자료를 가지고 계절형 ARIMA모형에 의한 월단위 시계열 자료를 예측하고, 장기유출모의를 위하여 안동대 유역에 대하여 최적화된 TANK모형을 통하여 월유출량을 예측하였으며, ARIMA+TANK결합모형을 통하여 월유출량을 예측하였다. Fig. 12는 각각의 방법을 통하여 2004~2009년의 월별 유출량 예측결과를 나타내었으며, 시계열 예측결과와 관측된 자료와 비교를 통하여 결합모형의 적용성을 검토하였다. 그림에서 보는 바와 같이 최적화된 TANK모형을 통하여 월유출량을 예측한 결과는 상관

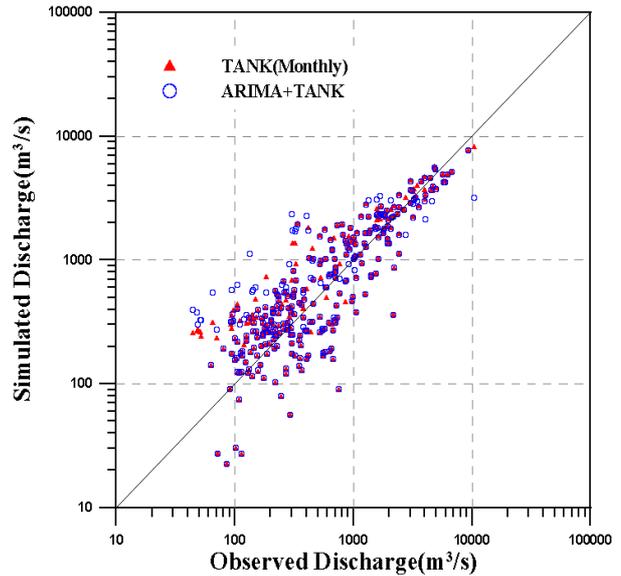
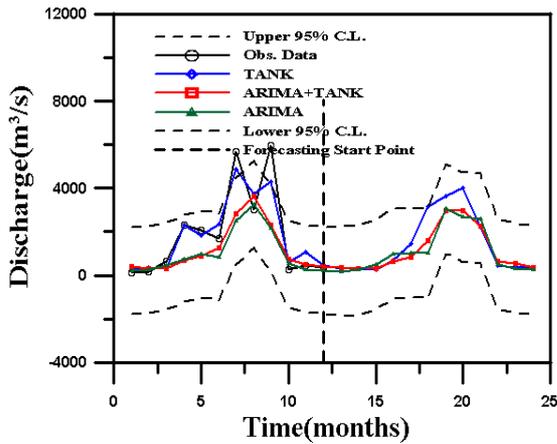


Fig. 11. Observed versus Simulated Discharge (solid line represents one-to-one agreement)

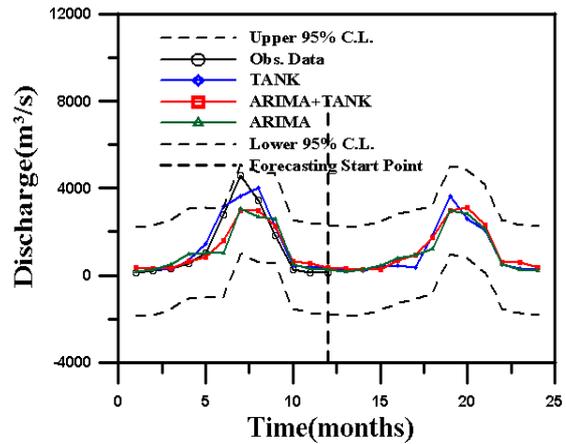
계수가 0.90~0.99로 관측치와 가장 적합한 것으로 모의 되었으며, 이는 실제 강우자료의 반영에 따른 유출 모의로 모형의 최적화가 비교적 잘 이루어졌음을 모의된 결과로부터 확인할 수 있다. 계절형 ARIMA와 ARIMA+TANK의 예측 결과는 서로 유사한 경향을 보였으며 풍수기에 해당하는 6~9월 관측 유출량계열과 다소 부합하지 않는 구간이 존재하지만 평수기에 해당하는 10~5월의 유출량예측의 결과는 관측치와 비교적 적합함을 확인할 수 있다. 따라서 가용할 만한 신뢰성있는 관측자료와 통계학적 특성을 파악하기 위한 장기간의 관측자료를 얻기가 어려운 국내 실정에서 비교적 관측자료가 풍부한 강우량 및 증발량 자료를 가지고 월별유출량을 예측하는 것은 갈수기를 포함한 평수기에 상당히 높은 정확성과 적용가능성을 보이는 것으로 판단된다. 또한, Tables 7~8은 각각의 방법에 의한 2003~2008년까지의 정량적인 예측수문시계열의 결과를 관측자료와 비교하였으며, 기초통계분석결과 이상치 계열에 가까운 2006년의 결과를 제외하면 계절형 ARIMA모형의 경우 평균제곱근오차 574.72~1563.66, 용적오차 -41.24~83.56 %, 상관계수 0.64~0.88로 분석되었으며, ARIMA+TANK모형의 경우 평

균제급근오차 635.86~1489.41, 용적오차 -51.27~59.82 %, 상관계수 0.65~0.95로 분석되어 대부분의 통계치에서 볼 수 있듯이 ARIMA+TANK에 의한 결과가 계절형 ARIMA에 의한 결과보다 양호한 수준임을 알 수

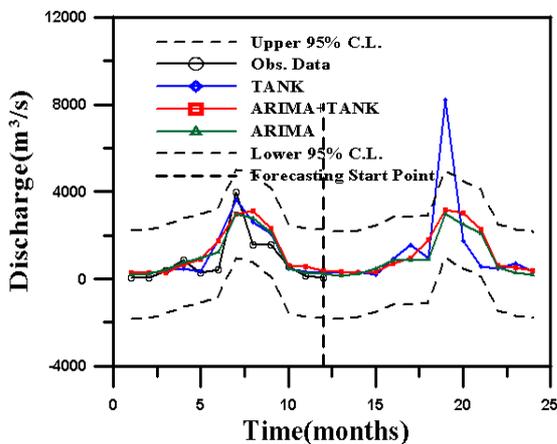
있다. ARIMA+TANK에 의한 결과는 평균과 표준편차 등의 일반적인 통계치 뿐만 아니라 모의된 자료와 관측치와의 상관계수가 최대 0.95로서 예측모형으로서의 타당성이 입증될 수 있음을 확인하였다.



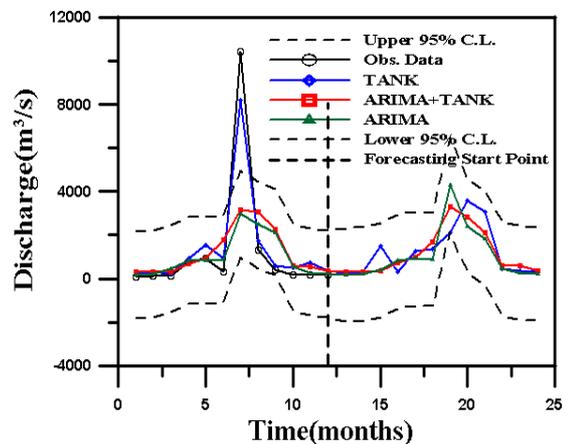
(a) Forecasting Results(2004yr)



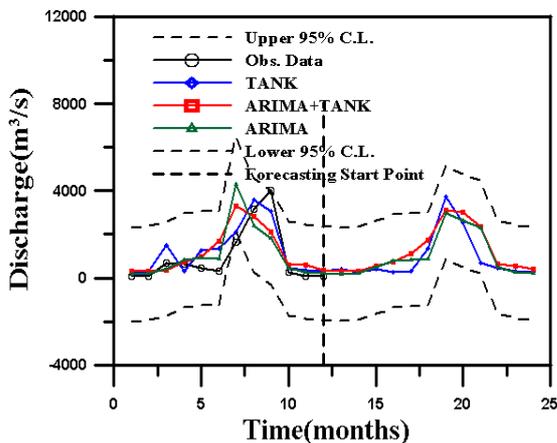
(b) Forecasting Results(2005yr)



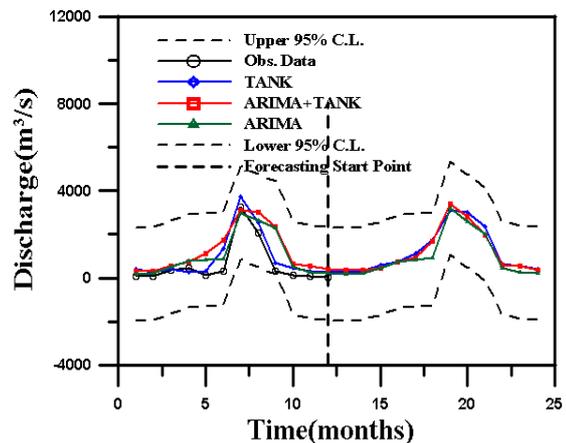
(c) Forecasting Results(2006yr)



(d) Forecasting Results(2007yr)



(e) Forecasting Results(2008yr)



(f) Forecasting Results(2009yr)

Fig. 12. Forecasting Results of Monthly discharge

Table 7. Monthly discharge Forecasting Results (2003–2004)

Statistics	Monthly Forecasting in 2003yr (m^3/s)				Monthly Forecasting in 2004yr (m^3/s)			
	Obs.	TANK	ARIMA + TANK	ARIMA	Obs.	TANK	ARIMA + TANK	ARIMA
Average	1897.9	1865.2	1187.5	1034.0	1278.2	1432.6	1150.3	1113.7
STDEV	2068.2	1651.3	1118.5	1016.6	1534.4	1441.0	1031.8	1050.9
Median	1158.6	1442.1	703.1	649.3	411.8	574.3	638.5	748.0
Skewness	1.222	0.796	1.167	1.099	1.251	1.053	0.979	1.011
Kurtosis	0.409	-0.819	-0.050	-0.293	0.364	-0.393	-0.678	-0.557
CC	-	0.96	0.79	0.82	-	0.97	0.95	0.88
RMSE	-	649.60	1489.41	1563.66	-	401.76	635.86	764.12
VE (%)	-	1.75	59.82	83.56	-	-10.78	11.12	14.77

Table 8. Monthly discharge Forecasting Results (2005–2006)

Statistics	Monthly Forecasting in 2005yr (m^3/s)				Monthly Forecasting in 2006yr (m^3/s)			
	Obs.	TANK	ARIMA + TANK	ARIMA	Obs.	TANK	ARIMA + TANK	ARIMA
Average	827.0	1080.8	1179.2	1061.3	1245.2	1356.4	1198.8	999.1
STDEV	1121.8	1160.2	1070.5	1025.1	2911.8	2213.7	1084.5	969.3
Median	396.1	433.0	635.9	631.8	253.5	655.3	656.6	680.2
Skewness	2.262	3.191	0.961	1.088	3.355	3.109	1.005	1.645
Kurtosis	5.643	11.809	-0.692	-0.305	11.436	11.361	-0.514	2.353
CC	-	0.90	0.82	0.87	-	0.99	0.65	0.71
RMSE	-	554.33	730.18	574.72	-	726.57	2261.27	2238.16
VE (%)	-	-23.48	-29.86	-22.07	-	-8.20	3.87	24.63

Table 9. Monthly discharge Forecasting Results (2007–2008)

Statistics	Monthly Forecasting in 2007yr (m^3/s)				Monthly Forecasting in 2008yr (m^3/s)			
	Obs.	TANK	ARIMA + TANK	ARIMA	Obs.	TANK	ARIMA + TANK	ARIMA
Average	963.8	1242.4	1186.8	1077.1	601.5	912.2	1234.5	1023.7
STDEV	1322.0	1153.7	1050.5	1239.3	999.2	1113.9	1049.1	1016.8
Median	382.6	861.4	682.9	628.9	217.8	400.5	673.4	641.1
Skewness	1.724	1.375	0.985	1.587	2.254	1.350	1.042	1.168
Kurtosis	1.944	0.699	-0.549	1.996	4.453	0.540	-0.384	-0.131
CC	-	0.91	0.74	0.64	-	0.97	0.82	0.84
RMSE	-	584.56	882.37	1046.81	-	421.99	866.29	686.76
VE (%)	-	-22.43	-18.79	-10.52	-	-34.06	-51.27	-41.24

5. 결 론

본 연구에서는 유출량 관측기간이 비교적 짧은 유역에서 보다 정확한 수문시계열 예측을 위하여 모형의 식별, 추정, 검진의 3단계를 거쳐 모형화 하는 전형적인 Box-Jenkins의 방법을 따라 계절형 ARIMA모형을 구축하였고, 이를 장기유출모형인 TANK모형과 결합하여 ARIMA+TANK에 의한 월별유출량 계열을 예측함으로써 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- 1) 월강우량계열(P_T), 월증발량계열(E_T), 월유입량계열(Q_T)의 분산안정화를 위하여 Box-Cox변환과 1차 차분을 적용하였으며, 계절성분을 제거하기 위해 계절차분을 적용한 결과 시계열상의 비정상성이 보이지 않는 것으로 나타났다.
- 2) 예측시계열 자료인 월강우량계열(P_T), 월증발량계열(E_T), 월유입량계열(Q_T)은 수문학적으로 강한 지속성과 12개월의 주기성을 갖고 있으며, 이를 분석한 결과 모두 계절형 ARIMA(0,1,2)×(1,1,1)₁₂ 형태의 단변량(univariate) 시계열모형으로 유도되었다.
- 3) 가용할 만한 신뢰성 있는 관측자료와 통계학적 특성을 파악하기 위한 장기간의 관측자료를 얻기가 어려운 국내 실정에서 비교적 관측자료가 풍부한 강우량 및 증발량 자료를 가지고 계절형 ARIMA모형과 장기유출모형인 TANK모형을 결합하여 월유출량을 예측해 본 결과 풍수기(6월~9월)의 유출예측은 다소 미흡하지만 평수기(10월~5월)의 예측은 비교적 잘 적합한 것으로 분석되었다.
- 4) ARIMA+TANK에 의한 댐 유출량 예측결과를 평균과 표준편차 등의 일반적인 통계치 뿐만 아니라 대부분의 통계적 평가에서 계절형 ARIMA에 의한 결과보다 양호한 수준임을 확인할 수 있었다. 또한 모의된 자료와 관측치와의 상관계수가 최대 0.95로 분석되어 예측모형으로서의 타당성이 입증됨을 확인할 수 있었다.
- 5) 따라서 유출량자료의 보유년한이 짧은 유역에서 비교적 관측년한이 긴 수문시계열인자에 해당하는 강우량과 증발량 자료 등을 추계학적방법을 통하여 예측함으로써 장기유출모형에의 적용성을 검증하였으며, 갈수기를 포함한 평수기를 중심으로 ARIMA+TANK에 의한 수문시계열 예측 시 신뢰성을 확보할 수 있고 수자원의 중·장기 전략수립에 도움이 되리라 사료된다.

참 고 문 헌

- 권현한, 문영일 (2005). “상태-공간 모형과 Nearest Neighbor 방법을 통한 수문시계열 예측에 관한 연구.” **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제25권, 제4B호, pp. 275-283.
- 권현한, 문영일 (2006). “비선형 자기회귀모형을 이용한 남방진동지수 시계열 분석.” **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제39권, 제12호, pp. 997-1012.
- 김형수, 안재현, 윤용남, 박무중 (1999). “엘니뇨/남방진동지수의 비선형성 검출.” **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제19권, 제II-2호, pp. 149-157.
- 문영일 (1997). “시계열 수문자료의 비선형 상관관계.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제30권, 제6호, pp. 641-648.
- 문영일 (2000). “지역가중다항식을 이용한 예측모형.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제33권, 제1호, pp. 31-38.
- 배덕효, 정일원, 강태호, 노준우 (2003). “유출성분을 고려한 TANK모형의 매개변수 자동추정.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제36권, 제3호, pp. 423-436.
- 박무중, 윤용남 (1989). “Multiplicative ARIMA 모형에 의한 월 유량의 추계학적 모의예측”, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제22권, 제3호, pp. 331-339.
- 박상우, 전병호 (1995). “월유출량계열의 확장 예측을 위한 추계학적 다중 입출력모형.” **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제28권, 제1호, pp. 81-89.
- 박유성, 김기환 (2005). SAS/ETS를 이용한 시계열 자료분석 I. 자유아카데미, pp. 127.
- 안상진, 이재경 (2000). “추계학적 모의발생기법을 이용한 월 유출예측.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제33권, 제2호, pp. 159-167.
- 윤강훈, 서봉철, 신현석 (2004). “신경망을 이용한 낙동강 유역 홍수기 댐유입량 예측.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권, 제1호, pp. 67-75.
- 윤용남, 전시영 (1985). “ARMA(1,1) 다계절모형에 의한 하천유량의 모의발생.” **한국수자원학회논문**

- 집, 한국수자원학회, 제18권, 제1호, pp. 75-83.
- Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1976). "Time Series Analysis." *Forecasting and Control*, 2nd ed. San Francisco: Holden-Day.
- Ljung, G.M., Box, G.E.P. (1978). "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models." *Biometrika*, Vol. 65, No. 2, pp. 297-303.
- Montanari, A., and A. Brath. (2004). "A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations." *Water Resour. Res.*, 40, W01106, doi:10.1029/2003WR002540.
- Kember, G., Flower, A.C., and Holubeshen, J. (1993). "Forecasting river flow using nonlinear dynamics." *Stoch. Hydrol. Hydraul.*, Vol. 7, pp. 205-212.
- Nash, J.E., and Sutcliffe, J.V. (1970). "River flow forecasting through conceptual models; Part 1-A discussion of principles." *Journal of Hydrology*, Vol. 10, No. 3, pp. 282-290.
- Sugawara, M. (1995). "TANK Model." *Computer Models of Watershed Hydrology*, Singh, V.J., ed., Water Resources Publications, Highlands Ranch, CO.
- Tsay, Ruey S., Tiao, George C. (1984). "Consistent Estimates of Autoregressive Parameters and Extended Sample Autocorrelation Function for Stationary and Nonstationary ARMA Models." *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 79, pp. 84-96.
- Yakowiz, S., and Karlsson, M. (1987). "Nearest neighbor methods with application to rainfall/runoff prediction." *Stochastic hydrology*, Edited by Macneil, J.B., and Humphres, G.J., D. Reidel, Hingham, MA, pp. 149-160.
- Yokoo, T., Kazama, S., Sawamoto, M., and Nishimura, H. (2001). "Regionalization of lumped water balance model parameters based on multiple regression." *Journal of Hydrology*, Vol. 246, No. 1-4, pp. 209-222.

논문번호: 09-029	집수: 2009.03.11
수정일자: 2009.07.20/08.26	심사완료: 2009.08.26