

Singular Spectrum Analysis를 이용한 수문 시계열 예측에 관한 연구

A Study of the Forecasting of Hydrologic Time Series Using Singular Spectrum Analysis

권현한* · 문영일**

Kwon, Hyun-Han · Moon, Young-Il

Abstract

We have investigated the properties of the Singular Spectrum Analysis (SSA) coupled with the Linear Recurrent Formula which made it possible to complement the parametric time series model. The SSA has been applied to extract the underlying properties of the principal component of hydrologic time series, which can often be identified as trends, seasonalities and other oscillatory series, or noise components. Generally, the prediction by the SSA method can be applied to hydrologic time series governed (may be approximately) by the linear recurrent formulae. This study has examined the forecasting ability of the SSA-LRF model. These methods were applied to monthly discharge and water surface level data. These models indicated that two of the time series have good abilities of forecasting, particularly showing promising results during the period of one year. Thus, the method presented in this study suggests a competitive methodology for the forecast of hydrologic time series.

Keywords : Hydrologic times forecasting, singular spectrum analysis, Linear recurrent formula

요 지

본 연구에서는 기존 매개변수적 수문시계열 예측모형을 보완하고자 Singular Spectrum Analysis(SSA)와 Linear Recurrent Formula를 결합한 모형을 제안하였다. SSA는 주로 시계열에 내재해 있는 구성성분을 추출하기 위한 목적으로 많이 이용되고 있다. 이러한 관점에서 본 연구에서는 엘니뇨 및 라니냐 등의 기상현상과 수문사상의 상관성 분석에 주로 적용되고 있는 SSA와 시계열 예측을 위해서 Linear Recurrence Formula를 결합한 예측 모형을 월단위의 수위와 유입량 시계열 자료를 대상으로 적용성 및 타당성을 검토해 보았다. 모형을 통해 수문시계열을 모의한 결과 전체적인 통계적인 특성 및 시각적인 검토에서 실측자료와 매우 유사한 모의가 가능하였으며 실측 자료를 바탕으로 Blind Forecasting을 실시한 결과 2가지 예에서 모두 1년 정도의 예측구간에서 합리적인 결과를 제시하여 주었다. 따라서 단기예측을 수문모형으로서 적용이 가능할 것으로 사료된다.

핵심용어 : 수문시계열 예측, Singular spectrum analysis, Linear recurrent formula

1. 서 론

치수 또는 이수의 목적을 위한 수공구조물의 설계 시 수자원계획의 기초자료로써 홍수량, 강수량 등의 수문자료에 대한 시간적, 공간적 변동특성을 해석하는 것은 경제적인 수공구조물의 계획과 설계에 있어서 매우 중요한 요소 중 하나이다. 수문학자들이 관심을 가지는 통계학적인 추정 문제는 주로 공간적인 내삽, 시공간적 경향의 평가, 여러 매개변수들 사이에서 함수적 상관관계, 그리고 유사한 특성을 가진 추계학적 시계열자료에 대한 예측 등이 될 수 있다.

수공학에서 수문시계열을 모의하거나 예측하기 위한 방법

으로 많은 추계학적 모형들이 개발되고 있으며 다수의 연구자들에 의해서 모형의 보완과 검토가 이루어지고 있다. 그러나 자연현상인 수문시계열에 대해서 통계학적인 기법을 통해서 정확하게 수문현상을 예측하는데 무리가 따르며 현재 까지도 매우 어려운 문제로 인식되고 있다. 이러한 수문시계열을 모의하기 위해 어떤 사상의 값과 이전시점의 사상의 값 사이에 상관성이 존재하는 사실로 기술할 수 있는 자기회귀과정(autoregressive process) 또는 Markov 과정(Markov process)이 대표적인 방법으로 주로 사용되고 있다.

최근에 수문시계열분석에서 주된 관심사는 선형 및 비선형 특성을 갖는 시계열의 보다 합리적인 방법을 통한 예측이라

*정희원 · Columbia University, Postdoctoral Research Associate, NY, USA(E-mail: hk2273@columbia.edu)

**정희원 · 교신저자 · 서울시립대학교 토목공학과 부교수(E-mail: ymoon@uos.ac.kr)

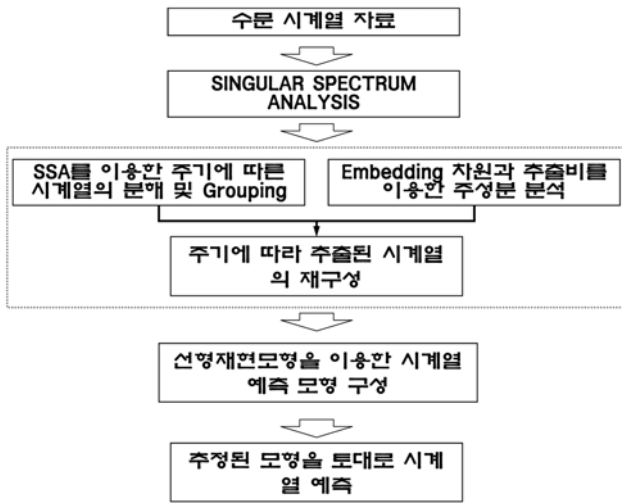


그림 1. SSA를 이용한 수문시계열 예측

할 수 있다. 유량이나 저수지 수위 등의 시계열분석에서 단기 예측은 다양한 방법들에 의해서 수행되고 있으며 수자원계획 및 조정을 위해서 주로 이용되고 있다. 최근에 Abarbanel 등 (1996), Kember 등(1993), Smith(1991), Yakowitz와 Karlsson (1987)은 비매개변수적 회귀모형을 이용한 수문시계열의 예측기법을 제안하였다. 문영일(1997)은 수문 시계열자료의 비선형 상관관계를 검토하기 위해서 Mutual Information(MI)을 이용하여 예측하였다. 박무종과 윤용남(1989)은 Multiplicative ARIMA 모형을 사용하여 주기성과 경향성을 가지는 월유량계열을 예측하였으며 안상진과 이제경(2000)은 ARIMA 모형과 상태공간모형을 이론적 토대로 하여 계절별 월 유출량을 모의 하였다. 문영일(2000)은 지역가중다항식을 이용하여 수문시계열 예측을 위한 모형을 구성하였으며 김형수 등(2002)은 퍼지이론을 이용하여 강우량을 예측하였다. 윤강훈 등(2004)은 신경망 모형을 사용하여 담유입량 예측모형을 개발하였다.

그러나 기존의 수문시계열 모형은 대부분 매개변수적 모형으로서 매개변수 추정 및 모형 선택 등의 많은 어려움이 따르며 특히 시계열 예측 능력에 있어서는 많은 문제점을 내재하고 있다. 또한 대부분의 수문시계열은 경향성과 계절성이 매우 큰 특성이 있다. 이러한 시계열에 내재해 있는 구성성분을 추출하기 위한 목적으로 Singular Spectrum Analysis(SSA)기법이 많이 이용되고 있으며 다수의 연구에서 시계열의 내재된 주기를 검토하는데 있어서 유용성이 검증된 바 있다. 이러한 관점에서 본 연구에서는 엘니뇨 및 라니냐 등의 기상현상과 수문사상의 상관성 분석에 주로 적용되고 있는 SSA와 Linear Recurrence Formula(LRF)를 결합한 예측 모형을 월단위의 수위와 유입량 시계열 자료를 대상으로 적용성 및 타당성을 검토해 보았다. 그림 1은 본 연구에서 적용한 모형의 적용과정을 나타낸다.

2. 본 론

2.1 Singular Spectrum Analysis

SSA는 시계열상에서 주기적 변동과 관련된 지연 상관관계를 고려하여 상관행렬을 만들고 이를 고유치 문제를 이용하

여 그 해를 구하게 되며, 원 시계열에 내재되어 있는 서로 독립적인 모드의 주기적 변동 및 변화 경향들을 지배적인 모드 순으로 추출하여 내는 분석 방법이다. 독립적인 변동 특성을 지배적인 모드 순으로 추출하여 내는 고유 분석의 하나라는 점에서 경험적 직교함수(Empirical Orthogonal Functions : EOF)와 유사하나, EOF가 공간내 각 지점과의 동시상관에 분석기능이 집중되어 있는 반면에 SSA는 어느 한 지점에서 지연 상관까지 고려한, 시간에 따른 변화 경향 및 주기적 변동에 분석기능이 집중되어 있다는 점에서 차이가 있다.

SSA는 Principal Component Analysis(PCA)에서 파생된 기법으로, SSA기법의 기본적인 배경은 원자료의 잡음들로부터 비조화성분을 제거함으로써 중요한 성분들(principal component : PC)만 분리하여 원자료에서 얻지 못하는 주기성과 경향성을 쉽게 파악할 수 있는 방법이다(Moon과 Lall, 1996). 즉, SSA는 주어진 임의의 시계열자료를 여러 개의 조화성분(대략 자료 개수의)으로 나누어 자료가 갖고 있는 주기성과 경향성을 파악할 수 있다. 여기서 파악된 자료의 경향성을 통하여 앞으로 발생할 사상에 대해 예측하는 능력 또한 다른 기법들에 비해 우수하다.

Karhunen-Loeve(K-L) Expansion이라고도 알려진 SSA기법은 PCA기법에서 단변량을 적용시켜 사용하는데 최근의 Vautard와 Ghil(1989), Rasmusson 등(1990), Vautard 등(1992)에 의해 특히 기상학 분야의 연구에 많이 사용되는 기법이다. Colebrook(1989)에 의해 해양생물학에 처음으로 사용되었으며, 80년대의 Broomhead와 King(1986), Fraedrich (1986)을 거쳐 90년대의 Rasmusson 등(1990), Vautard와 Ghil(1989), Moon과 Lall(1996), 문영일 등(1999)이 엘니뇨 현상을 연구하기 위해 사용하였다.

이 기법은 EOF에 기초를 두고 이를 단변량의 시계열에 적용시킨 것이며, 시간적 분포가 길고 추출비(sampling rate)가 높을 때 특히 사용이 용이하다(Vautard 등, 1992). 원자료에 대해 필터링하여 잡음을 제거하는 연구는 Vautard 등(1992)에 의해 정리된 바 있다.

SSA는 다른 신호에 비하여 특수한 빈도의 구간의 신호를 선택한다거나 어떤 지배적인 변동성을 파악할 때 이용된다. Vautard 등(1992)의 연구에 의하면 재구성성분은 주성분의 최적의 선형조합임을 알 수 있다. 또한 SSA를 사용하여 비조화성분을 제거함으로써 원자료에서 얻지 못하는 진동의 모드와 경향성을 쉽게 파악할 수 있다(Moon과 Lall, 1996).

시간영역에서의 EOF를 알아보기 전에 먼저 공간적 EOF에 대해 살펴보면, 이는 지수 i 와 j 가 $-1 \leq i \leq M$ 이고, $1 \leq j \leq N$ 이며, 각각 공간과 시간에 대한 방향을 나타낼 때, x_{ij} 를 EOF와 PC의 집합들에 대입하게 된다. 이 때 SSA는 공간적 방향인 i 가 시간지체로 대체되며 즉, $x_{ij} = x_{i+j}$ 로 대체되고, M 이 지체의 수가 된다. 그러므로 수식상으로는 똑같은 형식을 취하게 되지만 시간적 주성분(Temporal Principal Component: T-PC)은 $M-1$ 만큼 원시계열보다 적게 된다(Keppenne 등, 1992). 이 때 M 을 선택하는 것은 얻고자 하는 정보의 양과 필요로 하는 통계학적 신뢰도의 정도에 따라 좌우된다.

SSA를 통하여 EOF와 PC들은 자료에 대한 분산을 나타

내게 되는데, 이러한 각각의 EOF와 PC들은 재구축되어 N 길이의 시계열을 가지게 된다. 그러므로 재구축된 성분을 전부 합하게 되면 원 시계열의 값을 얻는 것이다. 이렇게 SSA를 거쳐 나타난 EOF에서의 고유치는 이에 상응하는 PC들의 분산값을 나타내며, 이 고유치의 제곱근 값을 Singular Value를 나타낸다.

만일 주어진 시계열의 값이 $x_i(1 \leq i \leq N)$ 라고 하면 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$x_{i+(j-1)\tau} = \sum_{k=1}^M x_{i+(j-1)\tau+1} E_j^k, 2 \leq j \leq M, 1 \leq i \leq N-M+1 \quad (1)$$

여기서 a_i^k 는 주성분이라고 불리는 투영계수이다. E^k 는 EOF ($1 \leq k \leq M$)이며, M 은 M 차의 공간(smoothing window)을 의미하고, τ 는 추출비이다. k 번째 주성분은 k 번째 경험적 직교 함수(EOF)에 대하여 시계열의 정투영(orthogonal projection)으로 정의된다.

$$a_i^k = \sum_{k=1}^M x_{i+(j-1)\tau+1} E_j^k \quad 0 \leq i \leq N-M \quad (2)$$

따라서 고유치(eigenvalue)의 크기에 따라 자료의 비조화성분을 제거하여 필요한 조화성분을 분리할 수 있고 아래의 식과 같이 원 자료를 재구성할 수 있으며 이를 재구성성분(Reconstructed Component, RC)이라 한다. 여기서 $R_A x$ 는 재구성성분을 나타낸다. 따라서 M 개의 재구성성분들을 전부 합하면 원 시계열로 재구성할 수 있다.

$$(R_A x)_i = \frac{1}{i} \sum_{j=1}^i \sum_{k \in A} a_{i-j}^k E_j^k, 1 \leq i \leq M-1 \quad (3)$$

$$(R_A x)_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{k \in A} a_{i-j}^k E_j^k, M \leq i \leq N-M+1 \quad (4)$$

$$(R_A x)_i = \frac{1}{N-i+1} \sum_{j=1-N+Mk \in A}^M a_{i-j}^k E_j^k, N-M+2 \leq i \leq N \quad (5)$$

그림 2는 SSA를 이용한 시계열의 주성분 분석을 이용한

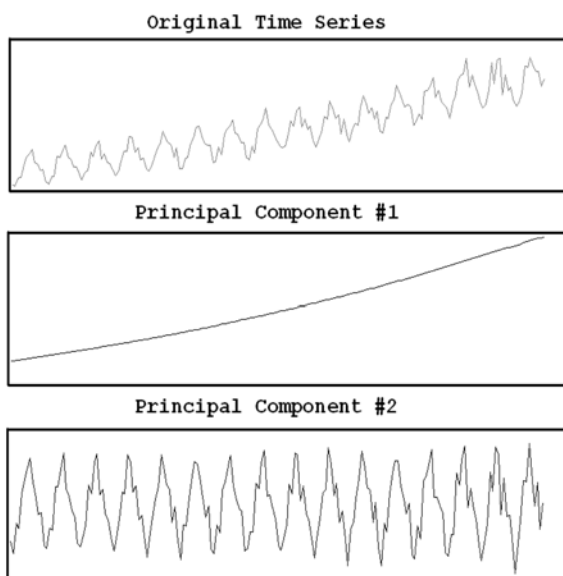
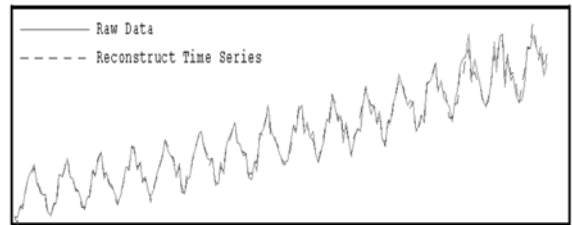


그림 2. SSA를 이용한 시계열 자료의 성분 분석

Original Time Series & Reconstruct Time Series



Residuals

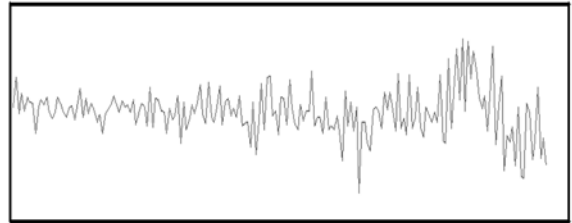


그림 3. SSA를 이용하여 재구성한 시계열

시계열의 분해 과정을 주기성이 강한 자료에 대해서 예를 들어 설명하였다. 첫 번째 그림은 시계열의 원자료를 나타낸다. 그림에서 보듯이 직감적으로 일정하게 증가하는 성분과 주기적으로 변동하는 성분을 확인할 수 있다. 이를 SSA를 이용해서 경향성분, 계절성분 등으로 분해할 수 있으며 가운데 그림이 증가경향을 나타내는 가장 큰 주성분을 나타내며 (98.939%) 마지막 그림은 주기적으로 진동하는 2번째 주성분의 합(0.99%)를 나타낸다. 그림 3은 주성분 분석을 통해서 추출된 2가지 주성분을 가지고 재구성한 시계열과 실측 자료와의 잔차를 나타내며 그림에서 보듯이 실측자료와 거의 일치하는 결과를 얻을 수 있으며 SSA 기법의 주성분 분석의 타당성을 나타낸다 할 수 있다.

2.2 Linear Recurrent Formula를 이용한 시계열 예측

Linear Recurrent Formula와 특성다항식(characteristic polynomial)의 이론은 Gelfond(1967), Buchstaber(1994), Gantmacher(1998)에 의해서 제안되고 수정되었다.

SSA를 이용한 시계열 분해의 중요한 성질은 원자료 x_t 가 차수(order) d 와 계수 a_1, \dots, a_d 를 가지는 Linear Recurrent Formula(LRF)의 형태를 갖는 다음 식 (6)을 만족한다면

$$x_t = a_1 x_{t-1} + \dots + a_d x_{t-d} \quad (6)$$

어떤 N 과 M 에 대해서 Trajectory 행렬(행렬의 대각선을 따라 $i+j$ 의 값이 일정한 행렬) X 의 Singular Value Decomposition(SVD)에서 차수 d 에 해당하는 영(zero)이 아닌 Singular Value가 존재하게 된다는 것이다. 그러므로 $M > d$ 가 만족한다면 단지 차원 d 를 갖는 X 행렬만으로 시계열을 재구성할 수 있다. 시계열 x_t 가 LRF를 만족한다는 것은 지수함수(exponential), 다항식(polynomial), 조화성분(harmonic) 등의 곱으로서 시계열의 대표성을 표현할 수 있다는 것을 의미한다. 즉

$$x_t = \sum_{k=1}^q \alpha_k(t) e^{\mu_k t} \sin(2\pi\omega_k t + \varphi_k) \quad (7)$$

여기서, $\alpha_k(t)$ 는 시간 t 에서의 다항식을 의미하며 μ_k, ω_k 와

ϕ 는 매개변수를 나타낸다. 선형적인 독립 항 q 는 차수 d 와 같거나 작아야 한다. N 의 길이를 갖는 시계열에 비해 상대적으로 작은 차수 d 의 LRF에 의해서 시계열이 표현될 수 있다면 시계열 $x_1, \dots, x_N (N \leq \infty)$ 은 동질성을 나타낸다고 할 수 있다.

물론, 실제 시계열 자료 중에서 LRF에 의해서 표현이 가능한 동질성을 갖는 순수시계열은 극히 드물다. 그러나, LRF와 작은 차수를 갖는 형태의 확장론적 시계열들에 의해서 추정될 수 있는 시계열들의 종류는 의외로 많다고 할 수 있다. 즉 원시계열자료로부터 주기성과 경향성을 갖는 요소들을 중심으로 시계열 자료를 검토해보면 이러한 주성분을 제외한 잡음과 진동성분은 시계열 분석에서 제거될 수 있으며 따라서 주성분만을 가지고 시계열을 예측할 수 있다.

한 쌍의 켈레복소수 근은 지수(exponent)에 의해서 조정되는 사인함수의 형태를 나타낸다. 이 요소의 주기는 $2p/\phi$ 와 같으며, 여기서 ϕ 는 극좌표에서의 양의 각을 나타낸다. 지수의 감쇠율은 $LN(R)$ 로 나타낼 수 있으며 여기서 R 은 근의 절대값을 나타낸다. 그러므로 R 이 1과 같다면 이 요소는 순수한 사인함수적인 거동을 나타내며 R 이 1보다 작은 경우는 감소하는 경향을 이완하는 반대로 이 1보다 큰 경우에는 지수함수적으로 증가하는 사인함수의 거동을 나타내게 된다. 양의 실근은 경향성을 나타낸다. 여기서 차수 1의 근 R 을 갖

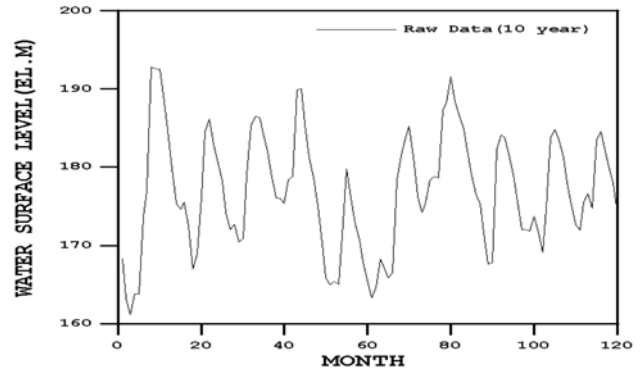


그림 4. 소양강댐의 1985년-1994년 수위 시계열자료

는다면 감쇠율 $LN(R)$ 을 가지는 지수적인(exponential) 요소를 발생시키며 1과 같은 이증근은 선형적인 요소를 나타내는 항으로 작용한다.

2.3 SSA를 이용한 시계열 예측

SSA를 이용한 시계열 예측을 위해서 비교적 양질의 장기간 자료가 축적되어 있는 소양강댐 월단위 수위를 대상으로 모의를 실시하였다. 1985년부터 1994년 자료를 대상으로 모의를 실시하였으며 이중 1985년부터 1993년 자료를 바탕으로 모형을 구성하고 12개월 대한 Blind Forecasting을 실시하였

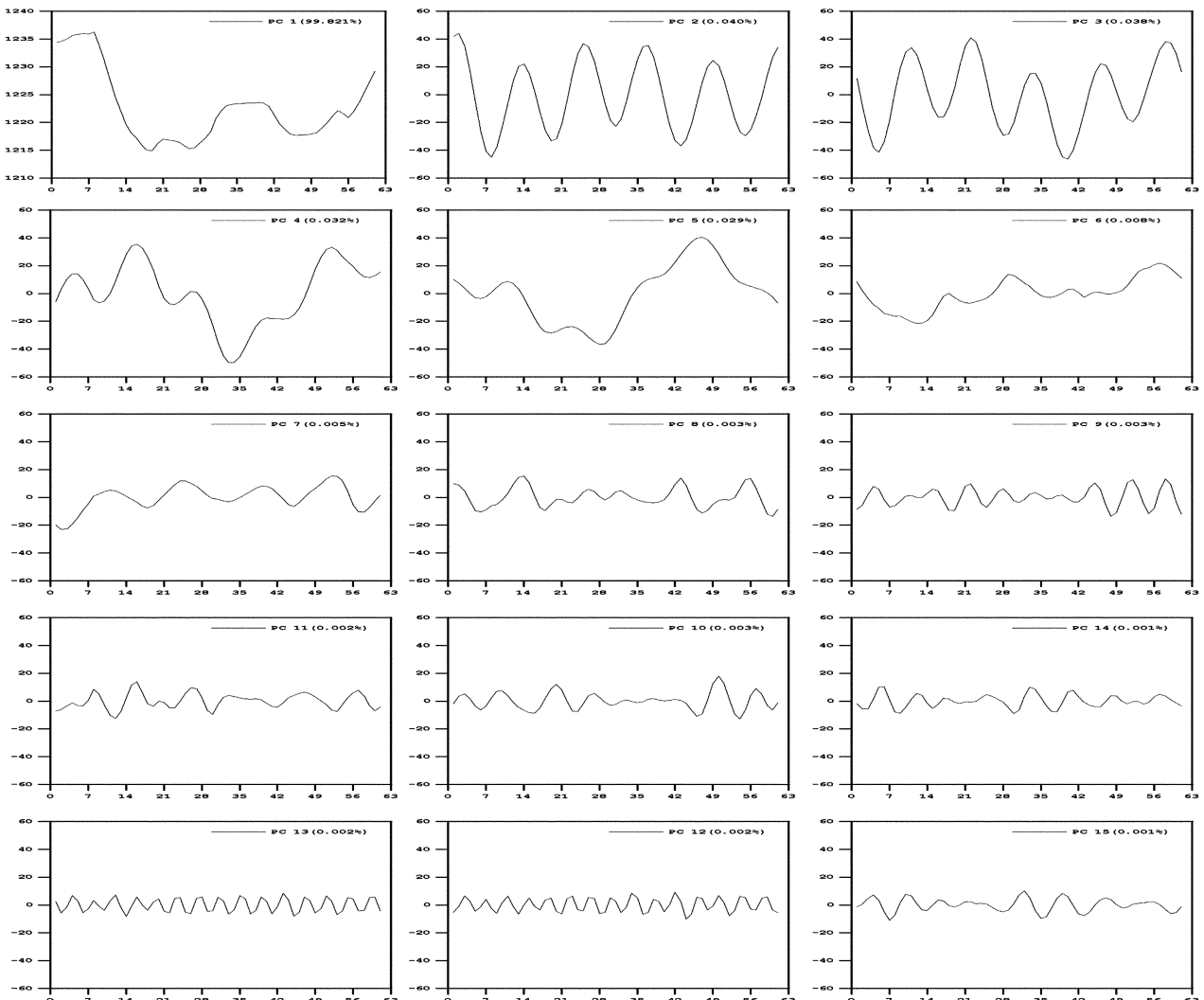


그림 5. SSA 분석을 통한 시계열의 조화성분 추출

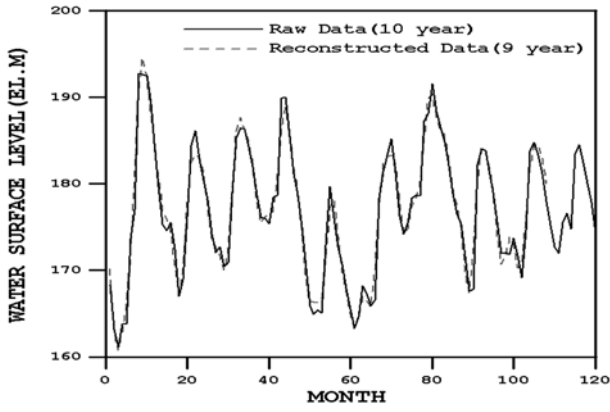


그림 6. 재구성된 시계열자료(PC 1-15)

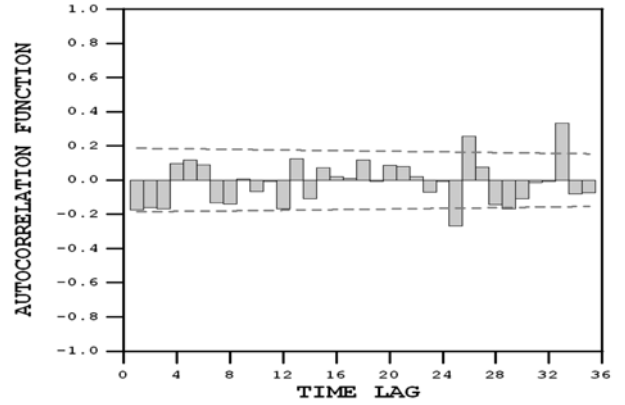


그림 8. 재구성된 자료의 잔차의 자기상관함수

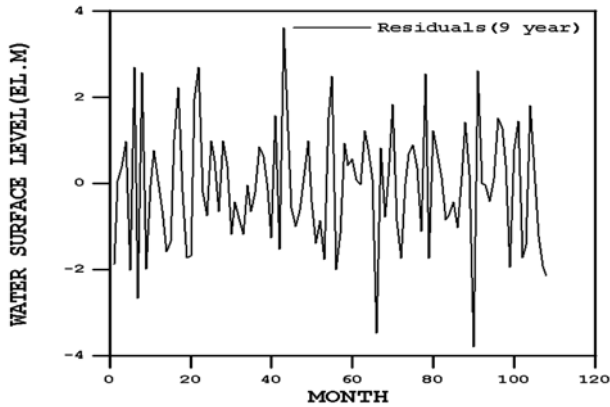


그림 7. 재구성된 시계열자료의 잔차

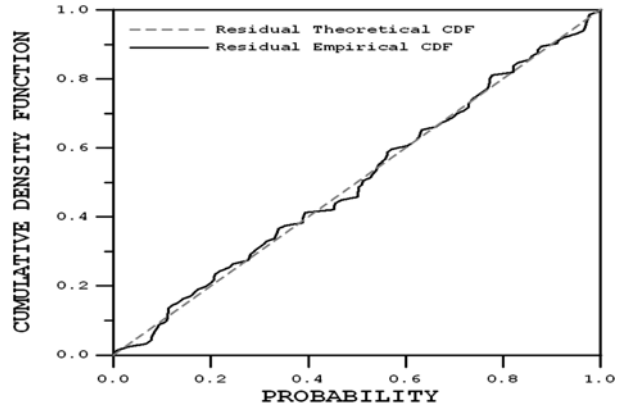


그림 9. 재구성된 자료의 잔차의 정규성 검토

다. 그림 4는 소양강댐 수위의 원시계열 자료를 나타낸다.

그림 5에서 나타냈듯이 그림 4의 시계열을 총 15개의 주성분으로 분리가 가능하며 총 99%의 성분을 표현해 주고 있다. 15개의 주성분을 이용해 추정된 재구성성분과 나머지 잔차와의 상관성을 검토한 결과 상관계수가 0.003의 매우 작은 값으로 추정되었으며 따라서, SSA를 이용한 주성분의 분석과 시계열의 재구성 과정이 합리적인 것으로 판단되었다. 분리된 주성분을 대상으로 시계열을 구성할 수 있으며 그림 6에서 보듯이 원자료와 거의 일치하는 결과를 나타내고 있다. 그림 7은 재구성된 자료와 원자료와의 차이를 나타낸다.

SSA에 의해서 재구성된 자료와 LRF에 의해서 추정된 시계열 자료의 적합성을 평가하기 위해서 잔차분석(residual analysis)을 실시하였으며 자기상관함수(autocorrelation function)와 정규성 검토를 실시하였다. 그림 8-9는 SSA를 통해 재구성된 시계열의 자기상관함수와 정규성 검토 결과를 나타내며 그림 8에서 보듯이 상관성이 존재하지 않으며 잔차의 정규성을 그림 9로부터 확인할 수 있다. 표 1은 모의된 자료와(108개월) 실측자료와의 통계치를 나타내며 대부분의 통계치가 실측치와 유사하며 특히 상관계수가 0.984로 실제 시계열의 거동을 잘 표현해 주고 있다.

그림 10-11은 LRF를 통해 추정된 시계열의 자기상관함수와 정규성 검토 결과를 나타내며 그림 10에서 보듯이 상관성이 존재하지 않으며 잔차의 정규성을 그림 11로부터 확인할 수 있다.

표 2에서는 실측자료(9년)를 바탕으로 본 논문에서 제시한 방법론을 적용하여 12개월에 대해서 Blind Forecasting을 실

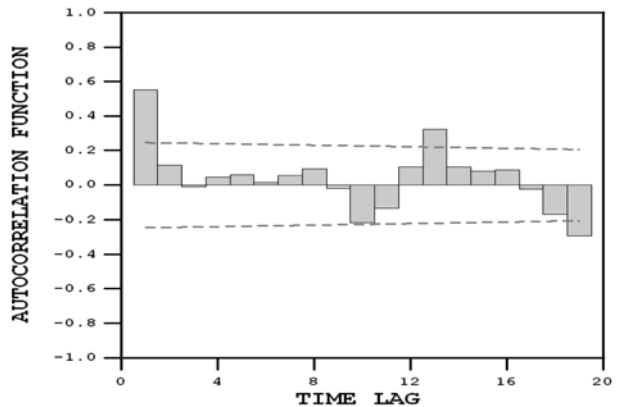


그림 10. LRF에 의해서 추정된 잔차의 자기상관함수

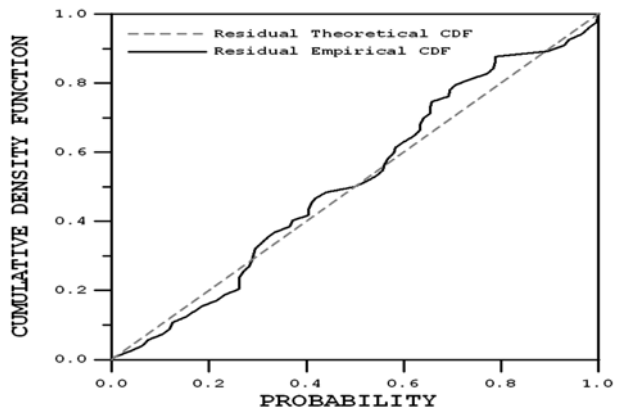


그림 11. LRF에 의해서 추정된 잔차의 정규성 검토

시한 결과와 실측자료의 통계치를 비교하였다. 표에서 보듯이 실측자료와 예측자료에서 평균 등의 일반적인 통계치 뿐

표 1. 소양강 수위 실측자료와 모의자료의 통계치 비교(El.m)

	실측자료	모의자료
평균	176.900	176.950
표준편차	7.711	7.549
상관계수	0.984	
왜곡도	0.028	-0.011
첨도	-0.753	-0.736
최대값	192.783	194.589

표 2. 소양강 수위 실측자료와 예측자료의 통계치 비교(El.m)

통계치	실측자료	모의자료
평균	177.497	179.937
표준편차	4.048	4.778
상관계수	0.879	
왜곡도	0.509	0.627
첨도	-0.859	-0.945
최대값	184.497	187.957

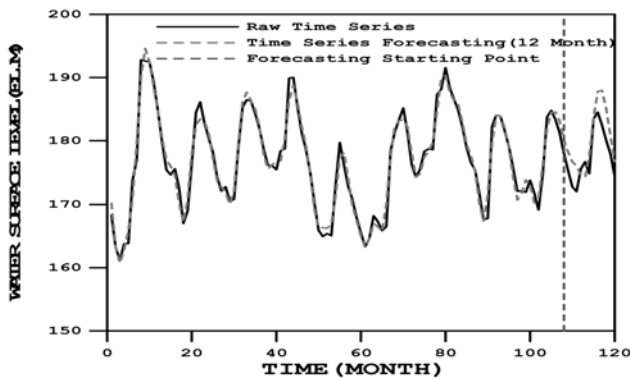


그림 12. 소양강댐 월 수위 자료의 12개월 예측 결과

만 아니라 상관계수가 0.879로서 예측에 있어서 실측치와 유사한 거동을 보이고 있다.

그림 12는 실측치와 예측치를 비교한 그림으로서 예측시점인 108개월 이후에서 보듯이 실측치와 거의 유사한 거동을 보이고 있으며 1년 정도의 수문시계열 예측에 있어서 통계치 및 시계열의 거동을 바탕으로 추정해보면 예측 모형으로서 타당성이 입증될 수 있다고 사료된다. 본 논문에서 제시한 방법론의 검증은 위해서 앞서 제시한 예와 더불어 비교적 장기간 자료인 황성댐 유역의 1971년부터 1994년의 24년 월 유입량 자료를 이용하여 모의를 실시하였으며 이중 22년 자료를 바탕으로 2년 동안의 유입량을 예측하였다. 앞서 제시한 소양강 댐 수위와 같은 과정을 통해 모의를 실시하였으며 자세한 모의 과정은 중복되는 관계로 제외하였다.

표 3은 황성댐 월 유입량의 예측 결과를 12개월과 24개월로 나누어서 비교 검토하였다. 표 3에서 보듯이 12개월 동안의 유입량을 예측한 결과 비교적 실측유입량 자료와 유사한 통계적 특성을 나타내고 있으며 상관계수도 0.832 정도의 높은 적합성을 나타내고 있다. 그러나 24개월의 경우 12개월 예측 결과에 비해 정도가 떨어지는 결과를 나타내고 있다.

그림 13에서 보듯이 그래프의 전체적인 경향성은 잘 표현

표 3. 황성댐 유입량 실측자료와 예측자료의 통계치 비교(CMS)

통계치	1년 예측		2년 예측	
	실측자료	모의자료	실측자료	모의자료
평균	79.593	71.950	66.684	111.690
표준편차	71.508	72.721	61.501	131.291
상관계수	0.831614		0.608019	
왜곡도	0.807	1.770	1.1476	2.245
첨도	-1.652	2.821	-0.463	5.426
최대값	197.750	255.188	197.749	562.843

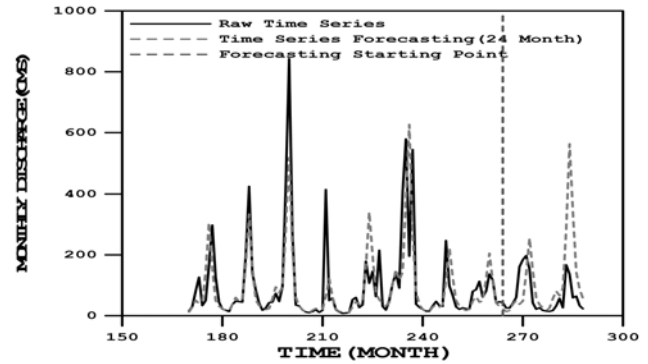


그림 13. 황성댐 월 유입량 자료의 24개월 예측 결과

해주고 있으나 18개월을 넘어서면서 실측치에 비해 매우 큰 값으로 모의가 이루어지고 있다. 그림에서 보듯이 유입량의 특성상 매우 큰 변동폭을 나타내고 있으며 이러한 원인으로 인해서 1년을 넘는 비교적 장기간의 모의 시에는 정도가 떨어지는 것으로 사료된다.

3. 결 론

본 연구에서는 시계열에 내재해 있는 구성성분을 추출하기 위한 목적으로 주로 이용되고 있는 Singular Spectrum Analysis(SSA)기법과 Linear Recurrence Formula(LRF)를 결합한 예측 모형을 국내 월단위의 수위와 유입량 시계열 자료를 대상으로 적용성 및 타당성을 검토해 보았다.

모형을 통해 수문시계열을 모의한 결과 전체적인 통계적인 특성 및 시계열의 거동을 평가해본 결과 실측자료와 매우 유사한 모의가 가능하였으며 실측 자료를 바탕으로 Blind Forecasting을 실시한 결과 2가지 예에서 모두 1년 정도의 예측구간에서 합리적인 결과를 제시하여 주었다. 그러나 1년을 넘는 예측에 있어서는 유입량 자료의 경우 비교적 변동폭이 매우 큰 특성으로 예측값의 정도가 떨어지는 결과를 나타내었다. 그러나 전체적으로 예측구간동안 실측치와 거의 같은 거동을 보이고 있으며 매개변수 추정 및 모형의 선택 등에 유리하다. 따라서 본 연구에서 제시한 방법론은 수문시계열 예측을 위한 모형으로서 적용 가능한 대안으로서 고려할 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

- 김형수, 나창진, 김중훈, 강인주(2002) 퍼지론에 의한 강수 예측 I, II. 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회, 제35권, pp.619-629, pp.631-638.

- 문영일(1997) 시계열 수문자료의 비선형 상관관계. **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제30권, pp. 641-648.
- 문영일, 박대형, 황성환(1999) Singular Spectrum Analysis를 이용한 필터링된 자료로부터의 엘니뇨/라니냐 빈도분석. **한국수자원학회 학술발표회논문집**, 한국수자원학회, pp. 171-176.
- 문영일(2000) 지역기중다항식을 이용한 예측모형, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제33권, pp. 31-38.
- 박무중, 윤용남(1989) Multiplicative ARIMA 모형에 의한 월유량의 추계학적 모의 예측. **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제22권, pp. 331-339.
- 윤강훈, 서봉철, 신현석(2004) 신경망을 이용한 낙동강 유역 홍수기 댐유입량 예측. **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제37권, pp. 67-75.
- 안상진, 이재경(2000) 추계학적 모의발생기법을 이용한 월 유출 예측, **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제33권, pp. 159-167.
- Abarbanel, H.D.I., Lall, U., Moon, Young-II, Mann, M., and Sangoyomi, T. (1996) Nonlinear dynamic of the great salt lake: a predictable indicator of regional climate, *Energy*, vol. 21(7/8), pp. 655-665.
- Broomhead, D.S., and King G.P. (1986) Extracting qualitative dynamics from experimental data, *Phys. D Amsterdam*, vol. 20, pp. 217-236.
- Buchstaber, V.M. (1994) Time series analysis and grassmannians. In S Gindikin (Ed.), *Applies problems of Radon transform*, vol 162. pp. 1-17.
- Colebrook, J.M. (1989) Continuous plankton records: zooplankton and environment, Cline. Optimal kernel estimation of densities.
- Fraedrich, K. (1986) Estimating the dimensions of weather and climate attractors, *J. Atmos. Sci.*, vol. 43, pp. 419-432.
- Gantmacher, F.R. (1998) *The theory of Matrices*, Chelsea, Providence, RI.
- Gelfond, A.O. (1967) *Finite Difference Calculus*, Moscow, Nauka.
- Kember, G., Flower, A.C., and Holubeshen, J. (1993) Forecasting river flow using nonlinear dynamics, *Sthoch. Hydrol. Hydraul.*, vol. 7, pp. 205-212.
- Keppenne C.L., and Ghil, M. (1992) Adaptive filtering and prediction of the southern oscillation index, *Journal of Geophysical Research*, vol. 97, No. D18, pp. 20449-20454.
- Moon, Young-II and Lall, U. (1996) Atmospheric flow indices and interannual great salt lake variability, *Journal of Hydrologic Engineering*, vol. 1, pp. 55-62.
- Rasmusson, E.M., Wang, X., and Ropelewski, C.F. (1990) The biennial component of ENSO variability, *J. Mar. Sys.*, vol. 1, pp. 71-96.
- Smith, J.A. (1991) Long-range streamflow forecasting using non-parametric regression, *Water Resour. Bull.*, vol. 27, No. 1, pp. 39-46.
- Vautard, R., and Ghil, M. (1989) Singular spectrum analysis in nonlinear dynamics, with applications to paleoclimatic time series, *Phys. D, Amsterdam*, vol. 35, pp. 395-424.
- Vautard R., Yiou, S., and Ghil, M. (1992) Singular Spectrum Analysis: A Toolkit for Short, Noisy Chaotic Signals, *Physica D*, vol. 58, pp. 95-126.
- Yakowitz, S., and Karlsson, M. (1987) Nearest neighbor methods with application to rainfall/runoff prediction, *Stochastic hydrology*, Edited by Macneil, J.B., and Humphries, G.J., D. Reidel, Hingham, MA, pp. 149-160.

(접수일:2004.9.1/심사일:2005.6.2/심사완료일:2005.6.2)