韓 國 水 資 源 學 會 論 文 集
第41卷 第9號 · 2008年 9月
pp. 959~967

DOI: 10.3741/JKWRA.2008.41.9.959

카오스를 이용한 일 강우자료의 시간적 분해

Chaotic Disaggregation of Daily Rainfall Time Series

경 민 수* / 벨리 시바쿠마르** / 김 형 수*** / 김 병 식****

Kyoung, Min Soo / Sivakumar, Bellie / Kim, Hung Soo / Kim, Byung Sik

Abstract

Disaggregation techniques are widely used to transform observed daily rainfall values into hourly ones, which serve as important inputs for flood forecasting purposes. However, an important limitation with most of the existing disaggregation techniques is that they treat the rainfall process as a realization of a stochastic process, thus raising questions on the lack of connection between the structure of the models on one hand and the underlying physics of the rainfall process on the other. The present study introduces a nonlinear deterministic (and specifically chaotic) framework to study the dynamic characteristics of rainfall distributions across different temporal scales (i.e. weights between scales), and thus the possibility of rainfall disaggregation. Rainfall data from the Seoul station (recorded by the Korea Meteorological Administration) are considered for the present investigation, and weights between only successively doubled resolutions (i.e., 24-hr to 12-hr, 12-hr to 6-hr, 6-hr to 3-hr) are analyzed. The correlation dimension method is employed to investigate the presence of chaotic behavior in the time series of weights, and a local approximation technique is employed for rainfall disaggregation. The results indicate the presence of chaotic behavior in the dynamics of weights between the successively doubled scales studied. The modeled (disaggregated) rainfall values are found to be in good agreement with the observed ones in their overall matching (e.g. correlation coefficient and low mean square error). While the general trend (rainfall amount and time of occurrence) is clearly captured, an underestimation of the maximum values are found.

keywords : rainfall disaggregation, chaos, weights, correlation dimension, local approximation

요 지

분해기법은 일 단위 강수시계열 자료를 시간단위로 분해하는 데 주로 사용되고 있으며, 시단위 자료는 홍수예측을 위하여 주요하게 사용될 수 있다. 그러나 현재까지 제시된 대부분의 분해기술은 강우데이터가 추계학적 특성을 가지고 있다는 기본 가정을 전제로 하고 있기 때문에 모형을 구성하는데 있어서 강우자료의 물리적 특성을 반영하는 데는 한계를 보이고 있다. 이에 본 연구에서는 강우자료를 각기 다른 해상도로 변환하는데 따른 가중치의 동역학적 거동이 카오스 특성을 보이는지와 카오스적 분해가 가능한지를 비선형의 확정론적 방법(카오스이론)을 이용하여 규명

* 인하대학교 사회기반시스템공학부 박사과정
Ph. D. Candidate, Dept. of Civ. Engrg., Inha Univ., Incheon 402-751, Korea
(e-mail: gigatg@inha.ac.kr)
** Associate, Dept. of Land, Air and Water Resources, Univ. of California, CA 95616, USA (e-mail: sbellie@ucdavis.edu);
Senior Researcher, Dept. of Civ. Engrg., Inha Univ., Incheon 402-751, Korea
*** 인하대학교 사회기반시스템공학부 부교수
Associate Prof., Dept. of Civ. Engrg., Inha Univ., Incheon 402-751, Korea
**** 한국건설기술연구원 수자원연구실 선임연구원
Senior Researcher, Water Resources Research Div., Korea Institute of Construction Technology, Gyeonggi-Do, Korea

하는 방안을 소개하였다. 우선, 기상청 산하 서울지점을 대상으로 24h-12h, 12h-6h, 6h-3h으로 해상도를 변환하는데 따른 가중치를 계산하여 사용하였다. 가중치 시계열자료의 카오스 특성을 규명하는 데는 상관차원방법을 이용하였으며, 부분근사화 기법을 이용하여 강우를 분해하였다. 서울 지점의 모든 해상도 변환에 따른 가중치는 저차원의 상관차수를 가지는 카오스 특성을 보임을 확인하였으며, 분해결과 실제 관측치와 유사한 값을 보임을 확인하였다(높은 상관계수와 작은 평균제곱근오차를 보임). 또한 강우의 일반적인 경향성(총량, 강우의 발생 시점)은 보존되나 극값의 경우 대부분 과소 추정됨을 알 수 있었다.

핵심용어 : 강우분해, 카오스, 가중치, 상관차원, 부분근사화기법

1. 서 론

고해상도의 수문시계열자료를 획득하는 것은 수문학 분야에서 중요한 과제중 하나임에 틀림이 없다. 그러나 이러한 고해상도 수문시계열자료를 얻기 위해서는 상당한 비용과 시간이 요구되어지는 단점을 가지고 있다. 따라서 과거부터 현재에 이르기까지 저해상도 수문시계열자료로 부터 고해상도 수문시계열자료를 얻기 위한 기법에 대한 연구가 다양하게 이루어지고 있다. 실제로 수문시계열자료를 다른 해상도로 변환하기위한 연구는 오래전부터 시작되었으며, 최근까지도 활발하게 연구가 진행중이다(Gaume *et al*., 2007; Gyasi-Agyei *et al*., 2007; Segond *et al*., 2006; Gyasi-Agyei, 2005; Kottegoda *et al*., 2003; Koutsoyiannis and Onof, 2001).

일 단위 강우자료를 시단위로 분해하는데 가장 일반적으로 알려진 모형은 Rodriguez-Iturbe *et al*.(1987, 1988)이 제안한 BLRPM (Bartlett-Lewis Rectangular Pulse Model)을 이용해 Bo *et al*. (1994)이 개발한 분해모형이다. 또한 Glasbey *et al*.(1995)은 BLRPM을 수정하여 관측 일 자료를 이용해서 시 자료를 모의하는 기법을 개발하기도 하였다. 하지만 이런 연구들은 대부분 추계학적 모형을 기반으로 하고 있어 강우가 가지는 물리적 특성을 반영하는 데는 한계를 가지고 있다. 이러한 한계를 극복하고자 Sivakumar *et al*.(2001)는 비선형 카오스 이론을 이용하여 강우자료를 분해하는 기법을 제안하였다. 그러나 Sivakumar *et al*.(2001)는 무강우인 경우를 제외하고 분해를 진행하여 실제로 강우가 가지고 있는 물리적 특성을 모두 반영하지는 못 하였다. 이에 본 연구에서는 무강우 기간을 포함하여 국내지점을 대상으로 분해를 진행함으로써 국내 강우시계열 자료가 가지는 물리적 특성을 최대한 보존하면서 분해를 진행하는 방안의 적용성을 검토하였다.

카오스 이론에 따르면 자연현상은 무질서하고 불규칙적으로 보이지만 자연현상 자료를 위상공간(phase space)상에 도시하면 일정한 형태의 거동을 보이는 특성을 가지고 있다고 알려져 있다. 이러한 카오스 이론은 자연현상을 규명하는 방법 중에 하나로 자연현상이 비선형의 확정론적 특성을 보일 경우에 적용이 가능하다. 비록 자연현상이 비선형의 확정론적 특성을 보인다 할지라도 자연현상을 설명하는데 필요한 지배적인 변수의 개수와 어떠한 변수가 영향을 주는지에 대해서는 규명하기가 매우 어렵다. 또한 그 값의 변화는 초기값에 상당한 영향을 받는 것으로 알려져 있어 카오스 이론은 주로 단기예측에 사용되며, 국내에서도 김형수 등(1998), 박대규와 조원철 (2003)에서 카오스 특성을 이용하여 일 유출량 자료를 예측한 사례가 있다. 또한 카오스 특성을 분석하는 연구를 보면, 김형수 등(1998)에서는 BDS통계를 이용하여 카오스 시스템의 비선형성을 판단하는 것이 비모수 통계기법을 사용하는 것에 비하여 우수함을 보였으며, 김형수와 윤용남(1999)에서는 수문시계열자료의 지체시간(delay time)과 지체시간창(delay time window)을 구하기 위하여 C-C방법을 이용하고 이를 통하여 수문시계열 자료의 선형, 비선형성을 분석한 사례가 있다.

본 연구에서는 이러한 카오스 특성을 기반으로 강우를 분해하기 위하여 우선, 강우자료의 해상도 변환에 따른 가중치를 계산하였다. 이러한 가중치들을 이용하여 새로운 시계열 자료를 구성하고 상관차원(correaltion dimension) 분석을 통하여 가중치가 카오스 특성을 가지고 있는지 확인하였다. 확인결과 지점의 가중치가 카오스 특성을 보일 경우, 부분근사화 방법(local linear approximation)을 이용하여 분해를 진행하였다. 분해를 진행하는 과정에서 부분근사화 기법에 사용되는 벡터의 개수(number of nearest neighbor)를 1, 2, 5, 10, 20, 50, 100, 200개로 변화시키고, 위상공간차원(embedding dimension)도 1~10까지 변화시켰다. 이를 통해서 얻어진 분해결과를 평가함수를 통해서 평가함으로써 최적의 nearest neighbor의 개수와 상태공간 차원을 분해 해상도별로 제시하였다. 마지막으로 최적의 Y_j 벡터의 개수의 확인과 역접근법(Inverse Approach

Method, IAM)을 적용함으로써 분석에 사용된 강우자료가 카오스 특성을 보임을 한번 더 확인하였다.

제시된 분해기법은 일 자료를 시 자료로 변환하는데 주로 활용할 수 있다. 적용범위를 확장하면 기후변화모형의 결과인 저해상도 수문시계열자료를 고해상도로 전환하는데 활용이 가능할 것으로 생각되며, 홍수해석시 좀 더 세밀한 수문곡선을 얻고자 할 때 또는 비슷한 특성을 가지는 다양한 지점들을 대상으로 수문시스템을 연구하는데 활용할 수 있을 것으로 생각된다.

2. 카오스 분해이론

카오스이론은 아직까지 생소한 학문으로 특히 시계열자료에서 카오스 특성을 확인하는 연구는 아직까지 초기단계이다. 그럼에도 불구하고 카오스 이론은 자연과학이나 물리학분야에서 다양하게 적용이 되고 있다. 일반적으로 카오스 특성을 분석하는데 사용되는 방법은 상관차원(correlation dimension) 방법으로 수문현상을 연구하는 경우에도 폭넓게 사용되고 있다. 수문시계열자료에 카오스 특성을 규명하는데 가장 큰 문제점은 자료의 개수, 지체시간, 잡음(noise) 문제이다. 그러나 지체시간의 경우, 자기상관함수를 이용해서 구할 수 있고, 자료의 개수는 최대로 가용한 자료를 모두 사용하는 것이 바람직하다고 알려져 있다. 마지막으로 잡음 문제의 경우, Sivakumar(1999, 2000)에 의하면 잡음은 상관차원에 크게 영향을 주지 않는다는 연구결과를 확인하였다. 따라서 상관차원을 이용하여 카오스적 분해를 적용할 경우, 잡음으로 인한 영향은 배제할 수 있다.

2.1 카오스 특성 확인

카오스 동역학적 시스템은 그 시스템 내부가 어떻게 구성되어있고, 어떠한 변수들이 영향을 주는지에 대하여 쉽게 예측할 수 없는 복잡성이 존재하지만 그 계만이 가지고 있는 특정한 비선형 확정론적 특성을 가지게 된다. 또한 이러한 시스템은 초기값에 상당한 영향을 받게 된다. 이러한 비선형 확정론적 특성으로 구별되는 카오스 특성을 찾기 위한 방법으로는 상관차원방법, Lyapunov 지수, 위상학적 방법(topological method)이 있으며, 일반적으로 상관차원방법이 가장 많이 사용되고 있다. 따라서, 본 연구에서도 상관차원법을 이용하여 카오스 특성을 확인하였다.

2.1.1 위상공간재건

상관차원을 산정하기 위해서는 특정한 차원을 가지는 위상공간을 재건(phase space reconstruction)해야 한다. 이를 위해서는 위상공간차원, m과 지체시간, τ에 대한 고려가 필요하다. 위상공간재건을 위해서 지체시간을 쓰는 방법은 Packard *et al*(1980)에 의해서 제안되었으며, Takens(1980)에 의해서 증명되었다. 주어진 시계열 자료를 X_i , $i=1,2,3,\ldots\ldots,N$ 라고 하면 위상공간상의 점으로 표현되는 벡터 Y_j는 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$Y_j = (X_j, X_{j+\tau}, X_{j+2\tau}, \ldots\ldots, X_{j+(m-1)\tau})$$
$$j \rightarrow 1, 2, \ldots\ldots, N-(m-1)\tau \quad (1)$$

여기서 m은 위상공간차원이고 τ는 지체시간을 나타내며 N은 사용된 시계열자료의 개수이다.

2.1.2 상관함수

위상공간상에 Y_j벡터가 결정되면, 이를 이용하여 상관함수(correlation function)를 계산할 수 있다. 상관함수는 C_r로 표현되며, C_r을 계산하는 식은 다음과 같다.

$$C_r = \lim_{N\rightarrow\infty} \frac{2}{N(N-1)} \sum_{(1 \le i < j \le N)} H(r-|Y_i - Y_j|) \quad (2)$$

여기서 H 는 Heaviside step function 으로 $u>0$ 이면 $H(u)=1$ 이고, $u \le 0$ 이면, $H(u)$는 0이 된다. 즉, 점으로 표시되는 각각의 벡터를 중심으로 반경(거리) r안에 있는 벡터들의 개수를 계산한 후, 모든 벡터에 대하여 반경에 따른 평균을 계산하면 상관함수값이 되며 이 과정을 상관적분(correlation integral)이라 한다.

2.1.3 상관차원

상관차원을 계산하기 위해서는 임의의 반경 r에 로그를 취한 값과 상관함수의 값에 로그를 취한 값을 산정해야 한다. 상관함수 C_r 값은 임의의 거리 r과 다음과 같은 관계를 가지며, 여기서 v는 상관지수(correlation coefficient)를 나타낸다.

$$C_r \approx \alpha r^v \ (r\rightarrow 0, N\rightarrow\infty), \ v = \lim_{r\rightarrow 0, N\rightarrow\infty} \frac{\log C(r)}{\log r} \quad (3)$$

상관적분결과 중 선형부분에 대하여 위상공간차원에 따른 상관지수값을 나타냈을때, 수렴하는 값이 상관차원값이 된다.

2.2 분해이론

카오스를 이용해서 강우자료를 분해할 경우, 강우자료를 직접 이용하지 않고 강우자료의 해상도를 변경하는 데 따른 가중치(weights)를 이용하게 된다. 가중치에 대한 기본 개념은 Fig. 1과 같다. 가중치를 산정하기

위하여 1h 단위로 관측된 강우자료를 이용하여, 3h, 6h, 12h, 24h에 해당하는 관측자료를 합성(aggregation)하여 생성하였다. 이를 다시 24h-12h, 12h-6h, 6h-3h으로 각각 변환하는데 따른 가중치를 계산하였다.

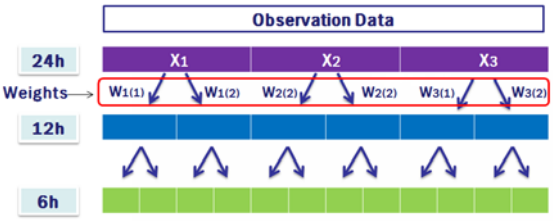


Fig. 1. Concept of The Weights

각각의 해상도 별로(24h-12h, 12h-6h, 6h-3h) 구해진 가중치를 이용하여 시계열 자료를 생성한 후 상관차원을 산정하여 가중치가 카오스 특성을 보이는지를 검토하게 된다. 가중치가 카오스 특성을 보이는 것으로 확인되면, 마지막으로 분해를 하게 된다.

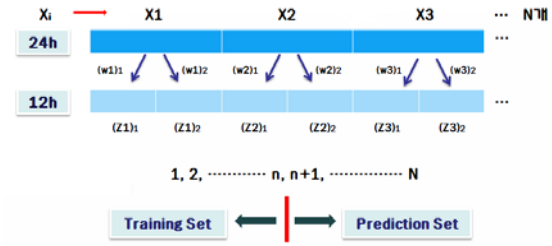


Fig. 2. Chaotic Disaggregation

Fig. 2는 카오스적 분해의 기본개념을 보여준다. 우선, 저해상도 T_1을 가지는 강우 시계열자료를 X_i, $i=1,2,3 \ldots\ldots ,N$ 이라고 하면, $(Z_i)_k$를 구하는 과정이 분해과정이다. 여기서 고해상도 강우자료를 T_2라고 가정하면, $k=1,2, \ldots\ldots ,p$ 이고 $p=T_1/T_2$ 이 된다. 다음으로 저해상도 자료 X_i 는 $(W_i)_k X_i$에 의해서 고해상도 자료인 $(Z_i)_k$로 나누어지며 다음과 같은 식을 만족하게 된다.

$$\sum_{k=1}^{p}(W_i)_k = 1 \tag{4}$$

본 연구에서 적용한 카오스적 분해이론의 핵심은 관측 자료인 훈련집단(trainning set)을 통하여 계산된 $(W_i)_k$ 또는 X_i 와 $(Z_i)_k$, $i=1,2,\ldots\ldots,n$ 을 알고 있다고 가정한 후에, 예측하고자 하는 예측집단(prediction set)에 이와 유사한 동역학적 거동을 보이는 훈련집단의 가중치를 적용하는 것이다.

분해를 위해서는 우선 저해상도 시계열 자료(T_1)인 X_i , $i=1,2, \ldots\ldots , n+1$, 에 대한 위상공간상의 벡터를 다음과 같이 재구성해야 한다.

$$Y_j = (X_j, X_{j+\tau}, X_{j+2\tau}, \ldots\ldots , X_{j+(m-1)\tau}) \tag{5}$$

여기서, $j=1,2, \ldots\ldots,(n+1)-(m-1)\tau/\triangle t$ 이다. 다음으로는 예측하고자 하는 시계열자료(T_2)의 위상공간의 벡터(Y_j') 역시 재구성되어야 한다. 재구성된 벡터 Y_j 와 Y_j' 의 동역학적 거동의 유사성을 알아보기 위하여 두 벡터 사이의 거리 즉, $\| Y_j - Y_j' \|$ 를 모두 계산한다. 계산된 거리 중 예측하고자 하는 Y_j'벡터와 가장 가까운 거리를 가지는 Y_j벡터의 가중치를 Y_j'에 적용하는 방법을 부분근사화기법(local approximation method)이라고 한다. 그러나 하나의 Y_j 벡터만을 사용하는 부분근사화기법은 강우를 분해하는데 좋은 결과를 얻을 수 없다. 왜냐하면, 하나의 Y_j벡터만을 사용하는 것은 시계열 구조상의 중요한 동역학적 특성을 반영할 수 없기 때문이다(Sivakumar *et al.*, 2001). 이에 본 연구에서도 위상공간차원(m)을 변화시켜 가면서 Y_j'와 유사한 Y_j 벡터(nearest neighbors)를 순위별로 1개, 2개, 5개, 10개, 20개, 50개, 100개, 200개를 선정 한 후, 각각의 가중치들의 평균을 계산하여 Y_j'에 적용하여 분해를 진행하였다. 본 연구에서 분해에 적용한 부분근사화기법은 분해하고자 하는 강우와 가장 유사한 패턴의 강우를 훈련집단에서 찾아내기 위한 패턴인식방법 중에 하나이며, 이러한 패턴인식 방법을 이용해서 선정된 카오스 특성을 가지는 훈련집단의 가중치를 분해하고자 하는 강우집단에 적용하였다. 즉, 카오스 특성으로 나타나는 확정론적 특성을 보이는 가중치를 이용하여 분해를 진행하는 것이 본 연구의 주요내용이다. 또한 카오스적 특성을 보이는 가중치를 이용하여 분해된 결과로부터 제시된 최적의 Y_j벡터의 개수가 총 벡터의 15 % 미만일 경우, 분해에 사용된 강우가 카오스적 특성을 가진다고 볼 수 있다. 이를 통해서 강우의 가중치뿐만 아니라 강우자체도 카오스 특성을 보임을 확인 할 수 있다. 이러한 최적의 Y_j벡터의 개수와 최적의 위상공간차원(m_{opt})은 상관계수(Correlation Exponent)와 평균제곱오차(Root Mean Square Error, RMSE)를 통해서 모형의 분해결과를 평가함으로써 알 수 있다. 강우자료의 카오스적 특성을 확인하는 방법에는 최적의 Y_j벡터의 개수를 이용하는 방법 외에 역접근법을 통해서도 확인할 수 있다.

2.3 역접근법을 통한 검증

앞 절에서 상관차원을 이용하여 강우자료의 가중치의 카오스 특성을 확인하고 분해를 진행한 후, 최적의 Y_j벡터의 개수를 통해서 카오스 특성을 확인할 수 있다고 하였다. 이러한 강우자료의 카오스 특성은 역접근법(IAM)을 통해서도 확인할 수 있다. 우선, 분해결과를 통하여 모형의 효율이 가장 좋은 최적의 Y_j 벡터의 개수를 선정할 경우, 이를 Y_j 벡터의 개수를 기준으로 위상공간차원에 따른 모형의 효율을 나타낼 수 있다. 이때 모형의 효율은 위상공간차원이 증가함에 따라 증가하다가 일정한 값으로 수렴하게 되는데 이때의 위상공간차원값을 최적의 위상공간차원값으로 볼 수 있고 m_{opt}로 나타낼 수 있다. Takens(1980)는 최적의 위상공간차원을 가질 경우, 그 값은 $2d+1$(d: 상관차원)과 유사한 값을 가지게 된다고 하였다. 이를 본 연구에 활용하면, 상관차원법에 의해서 산정된 상관차원과 최적 위상공간차원(m_{opt})은 일정한 관계를 가지며, 이 관계를 통해서 카오스적 특성을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서도 최적 위상공간차원과 $2d+1$의 값을 비교함으로써 자료가 카오스 특성을 보임을 한번 더 확인하였다.

3. 적용 및 결과 분석

본 연구에서는 기상청산하 서울지점의 1988년부터 1995년까지 1시간 단위자료를 이용하여 카오스적 분해의 적용성을 평가하였다. 1시간 단위자료를 각각 3시간, 6시간, 12시간, 24시간으로 변환한 후, 1988년~1991년까지의 자료를 훈련집단으로 하고 1992년~1995년까지를 예측집단으로 설정하여 분해를 진행하였다. 분해결과는 1992~1995년까지의 관측치와 비교함으로써 모형의 적용성을 평가하였다. 우선, 분해를 위하여 사용되는 해상도 전환에 따른 가중치(Fig. 1)로 구성된 시계열자료를 대상으로 상관차원방법을 적용함으로써 카오스특성을 확인하였다.

3.1 대상지점 및 강우자료의 특성

기상청의 서울기상관측소는 종로구 송월동에 위치하고 있으며, 1961년부터 현재까지의 강우자료를 제공하고 있다. 본 연구에서는 1988년~1991년까지의 자료를 이용하여 산정된 가중치를 이용하여 카오스 특성을 분석하였으며, 각각의 해상도별 강우자료의 특성은 다음의 Table 1과 같다.

3.2 상관차원

서울지점의 해상도 변환에 따른 가중치별 상관적분결과를 Figs. 3 ~ 5와 같이 나타내었다.

상관적분결과 중에서 선형부분에 대한 기울기를 위상공간차원에 따라서 Fig. 6에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 가중치는 각 해상도별로 저차원의 상관지수 값으로 수렴하는 것을 알 수 있으며, 서울지점의 해상도별 가중치는 저차원의 상관차원을 가지는 카오스 특성을 보임을 확인하였다.

3.2 카오스적 분해

서울지점의 해상도별 가중치가 카오스 특성을 보임을 확인한 후, 카오스적 분해를 진행하였다. 위상공간차원별로 분해하고자 하는 Y_j'벡터와 유사한 Y_j벡터를 순위별로 1개, 2개, 5개, 10개, 20개, 50개, 100개, 200개를 선정한 후, 각각의 가중치들의 평균을 계산하여 Y_j'에 적용함으로써 분해를 진행하였다. 분해결과에 따른 효용성을 상관지수와 평균제곱근오차(RMSE)를 이용해 평가함으로써(Tables 2~3, Fig. 7), 최적의 Y_j벡터의 개수를 산정하였다.

최적의 Y_j벡터의 개수는 상관지수와 평균제곱근오차가 최소가 되는 10개로 결정하였으며, 이때의 상관지수 값을 위상공간차원에 따라서 나타내면 다음 Fig. 8과 같다.

Table 1. Characteristics of Rainfall Data with Different Resolution

Resolution	24h	12h	6h	3h
Number of data	1461	2922	5844	11688
Mean	3.64	1.82	0.91	0.46
Standard Deviation	13.31	8.33	4.98	2.86
Variance	177.27	69.35	24.80	8.15
Maximum value	233.8	203.1	112.3	69
Minimum value	0	0	0	0

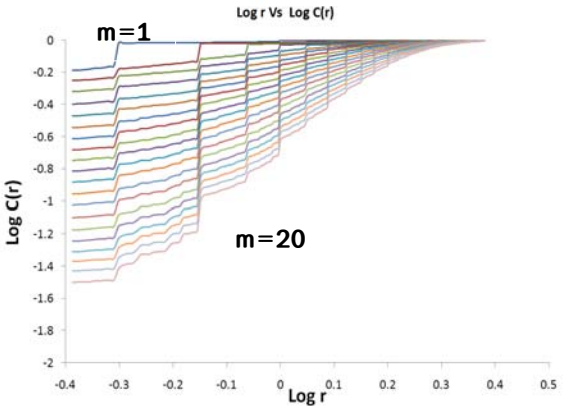


Fig. 3. Correlation Integral (Seoul, 24h→12h)

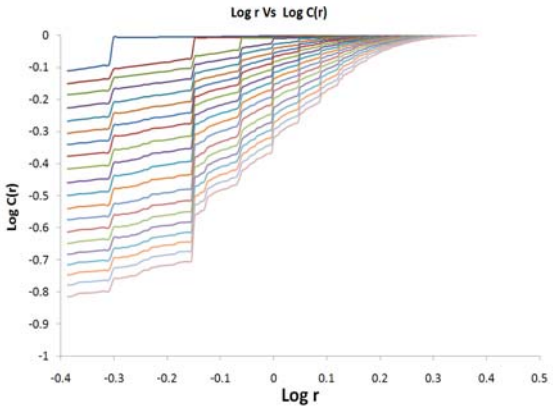


Fig. 4. Correlation Integral (Seoul, 12h→6h)

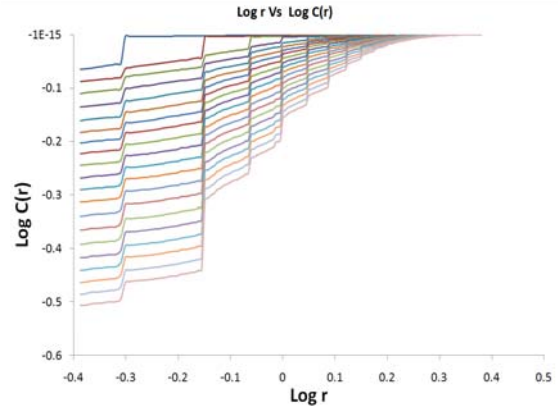


Fig. 5. Correlation Integral (Seoul, 6h→3h)

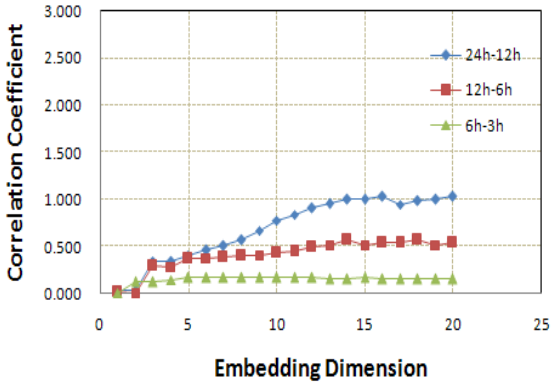


Fig. 6. Correlation Dimension (Seoul)

Table 2. Correaltion Coefficient(Seoul, 1992~1995, 24h-12h)

		Embedding Dimension									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Number of Nearest Neighbor	1	0.6606	0.692	0.7175	0.7411	0.733	0.729	0.7192	0.7333	0.7393	0.7639
	2	0.7384	0.7598	0.7922	0.77	0.7711	0.7799	0.7739	0.77	0.7697	0.7869
	5	0.7971	0.795	0.8131	0.8248	0.8343	0.8355	0.8381	0.8339	0.8363	0.8328
	10	0.8133	0.8217	0.8298	0.8373	0.8368	0.8369	0.8317	0.8297	0.8305	0.8317
	20	0.8135	0.8249	0.8214	0.8253	0.8253	0.8264	0.8258	0.8252	0.8251	0.8263
	50	0.8214	0.8247	0.8254	0.8263	0.8262	0.8245	0.8231	0.8217	0.8219	0.8213
	100	0.8213	0.8263	0.8231	0.8241	0.8246	0.8245	0.8256	0.8256	0.8241	0.8239
	200	0.8118	0.8181	0.8201	0.8178	0.8193	0.8178	0.8179	0.8175	0.817	0.8172

Table 3. Root Mean Square Error (Seoul, 1992~1995, 24h-12h)

		Embedding Dimension									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Number of Nearest Neighbor	1	6.6622	6.1927	5.9509	5.6837	5.7376	5.7521	5.846	5.6962	5.6386	5.3794
	2	5.719	5.441	5.0732	5.3145	5.2957	5.1985	5.2646	5.3071	5.3076	5.1198
	5	5.0225	5.0435	4.8249	4.6826	4.5668	4.5532	4.5203	4.5721	4.5424	4.5862
	10	4.8202	4.7196	4.6221	4.5316	4.538	4.5371	4.6003	4.6247	4.6153	4.6004
	20	4.817	4.6822	4.7243	4.6794	4.6802	4.6675	4.6754	4.6829	4.6836	4.6706
	50	4.7241	4.6849	4.6773	4.6674	4.6696	4.6897	4.7062	4.7235	4.721	4.7283
	100	4.7246	4.6677	4.7061	4.6948	4.6888	4.6904	4.6781	4.6777	4.6959	4.6986
	200	4.8383	4.7676	4.7444	4.7705	4.7535	4.7706	4.7706	4.7749	4.7799	4.7778

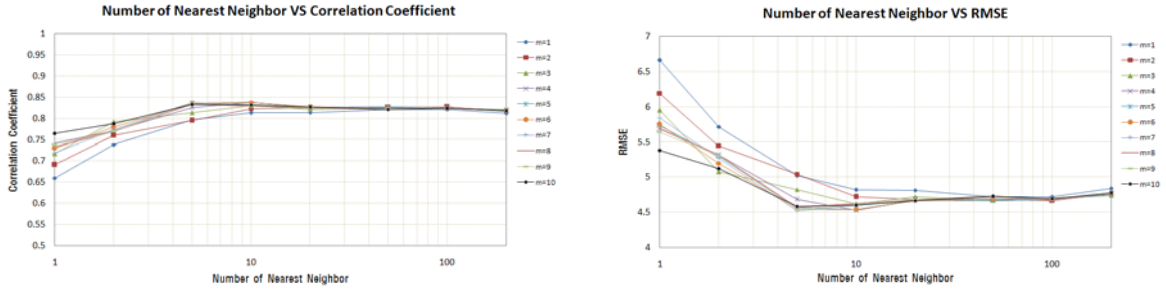


Fig. 7. Optimal Number of Nearest Neighbor (Seoul, 24h→12h)

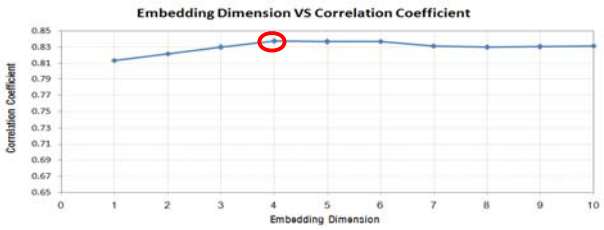
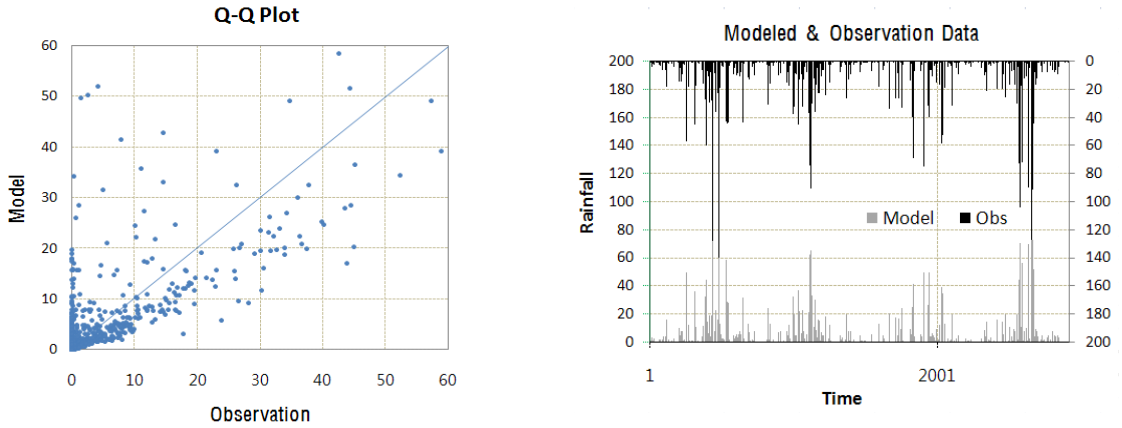


Fig. 8. Optimal Embedding Dimension (Seoul, 24h→12h)

Fig. 8에 의하면 최적의 위상공간차원은 4가 됨을 알 수 있다. 선정된 최적의 Y_j벡터의 개수와 위상공간차원에 해당하는 분해결과를 Fig. 9에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 카오스적 분해를 적용했을 경우, 강우의 양을 재현하는 데는 일정부분 오차가 있음을 알 수 있었으나(Fig. 9 (a)) 강우의 발생시점은 보존됨을 알 수 있다(Fig. 9 (b)).

서울지점의 다른 해상도(12h-6h, 6h-3h)에 대해서도 같은 분석 방법을 적용하였으며, 최종적인 결과 및 분석내용을 Table 4에 정리하였다.

서울지점을 대상으로 24시간 자료를 12시간으로 카오스적 분해를 진행한 결과 최적의 Y_j벡터(nearest neighbors)의 개수가 총 벡터수(147, $N-(m-1)\tau$)의 15%인 218개 보다 작은 10개로 분해에 사용된 강우가



(a) Q-Q Plot

(b) Modeled and Observation Data

Fig. 9 Disaggregation Result (Seoul, 24h→12h)

Table 4. Disaggregation Results (Seoul)

	12h(24h→12h)	6h(12h→6h)	3h(6h→3h)
Delay Time (τ)	1	1	1
Correlation Dimension	1.01	0.5	0.16
$2d+1$(d:Correlation Exponent)	3.02	2	1.32
Optimal Embedding Dimension(m_{opt})	4	2	2
Optimal Number of Nearest Neighbor	10	50	100
Maximum Value of Observation(a)	139.8	116.4	90.3
Maximum Value of Model(b)	91.9	76.38	63.2
b/a(%)	65.71%	65.62%	70.00%

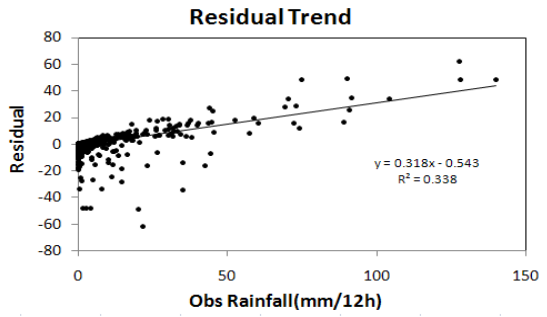


Fig. 10 Residual Trend (Seoul, 12h, 24h→12h)

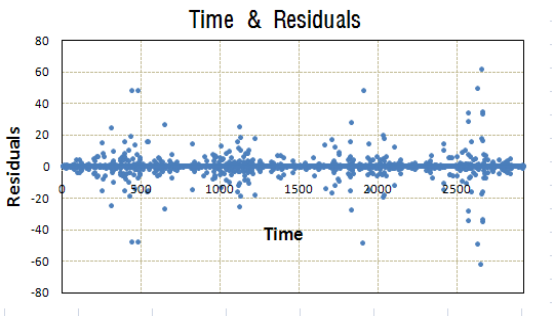


Fig. 11 Residuals (Seoul, 12h, 24h→12h)

카오스적 특성을 보임을 확인하였다. 12h-6h, 6h-3h의 분해결과 역시 최적의 Y_j벡터(nearest neighbors)의 개수와 총 벡터수를 고려할 때 분해된 강우가 카오스적 특성을 보임을 알 수 있었다. 또한 강우의 발생시점과 강우의 총량은 보존되나 극치 재현능력은 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 한 개 이상의 Y_j벡터를 사용할 때 훈련집단의 가중치의 평균을 사용하기 때문이다. 이러한 모의값이 과소 추정되는 문제는 강우의 변화에 따른 모의값의 잔차의 변화(Fig. 10)를 통해서 보정할 수 있다. Fig. 10에 의하면 잔차(관측강우-모의강우, 1992~1995)가 관측강우의 증가에 따라 일정정도 경향성을 보임을 알 수 있으며, 이를 통해서 극치가 중요할 경우, 보정이 가능할 것으로 생각된다. 실제로 24시간 자료로부터 12시간으로 분해된 관측최대값은 139.8 $mm/12h$이고 모의 최대값은 91.9 $mm/12h$임을 알 수 있다. 이중 관측최대값인 139.8 $mm/12h$를 Fig. 10에서 얻어진 회귀식($0.318x-0.543$)에 대입하여 구한 잔차보정값은 43.9 $mm/12h$이 된다. 이를 모의최대값인 91.9 $mm/12h$에 대입 해주면 개선된 모의최대값인 135.8 $mm/12h$를 얻을 수 있다. 그러나 이러한 방법은 시 단위 자료의 관측년수가 짧은 지점 등을 대상으로 시 단위 자료가 없는 시점에서 일 단위 자료를 시 단위로 분해할 경우 등에만 한정적으로 검증과정을 거쳐서 사용할 수 있을 것으로 생각되며, 회귀식을 통한 접근 방법 역시 잔차의 특성을 더 잘 고려할 수 있는 방안에 대한 검토가 이루어져야 할 것으로 생각된다.

3.3 역접근법을 통한 분해 검정

Takens(1980)은 시계열 자료가 카오스 특성을 보일 경우, 상관차원(d)과 최적 위상공간차원은 $m_{opt}=2d+1$ 의 관계를 가지게 된다고 하였다. 따라서 본 연구에서도 최적의 위상공간 차원과 $2d+1$의 값을 비교함으로써 상관차원법의 적용을 통해서 가정한 카오스 특성을 분해결과를 통해서 한번 더 확인하였다. 해상도별 $2d+1$의 값(Table 4)은 각각 3.02, 2, 1.32로 산정되었으며, 해상도별 최적 위상공간차원도 각각 4, 2, 2로 유사하게 산정되었다. 따라서 상관차원법을 통해서 가정한 카오스 특성은 적합하며, 이러한 가정을 이용한 분해결과 역시 적정함을 알 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 카오스 분석방법을 이용하여 일 단위 강우자료를 12h, 6h, 3h으로 분해하는 방안에 대하여 연구를 진행하였다. 우선 관측자료를 대상으로 해상도 전환에 따른 가중치의 카오스 특성을 상관차원법을 이용하여 확인하였다. 확인결과 서울지점의 경우, 24-12h, 12h-6h. 6h-3h의 전환에 따른 가중치는 각각 1.01, 0.5, 0.16의 저차원의 상관차원을 가지는 카오스 특성을 보임을 확인하였다. 가중치의 카오스특성을 바탕으로 위상공간차원별(m=1~10), 예측하고자 하는 Y_j'벡터와 유사한 Y_j벡터의 개수별(1개, 2개, 5개, 10개, 20개, 50개, 100개, 200개)로 분해를 진행한 후, 결과의 효용성을 판단하여 최적의 위상공간차원과 Y_j벡터의 개수를 선정하였다. 또한 최적의 Y_j벡터의 개수를 통한 방법과 최적의 위상공간차원값 및 상관차원값을 Takens(1980)가 제시한 식에 의해서 비교함으로써 분석에 사용된 가중치와 강우가 카오스 특성을 보이고 있음을 한번 더 확인 하였다. 분해한 결과를 살펴보면, 기존 강우의 총량과 발생시기는 분해시에도 유지되나 극값의 재현력은 떨어지는 것을 알 수 있었다. 이러한 극값은 관측값에 따른 관측치와 모의치의 차이인 잔차의 변화특성을 이용하여 미계측 시 자료가 있는 지점 등에 분해기법을 적용할 경우에 한정적으로 보정이 가능할 것으로 생각된다. 본 연구에서 제시된 카오스적 분해방법은 국내에 처음으로 적용되었으며, 이러한 연구성과는 일 단위 기후변화 모형의 모의 결과를 고해상도 자료로 변환하거나 계측유역과 동역학적 특성이 유사한 미계측유역의 일 단위 자료를 고해상도 자료로 분해하는데 활용할 수

있을 것으로 생각된다.

감사의 글

본 연구는 건설교통부 한국건설교통기술평가원의 이상기후대비시설기준강화 연구단에 의해 수행되는 2005 건설기술기반구축사업(05-기반구축-D03-01)에 의해 지원되었습니다.

참 고 문 헌

김형수, 강두선, 김종우, 김중훈 (1998). “BDS 통계: 수문자료에의 응용.” **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제31권, 제6호, pp. 169-777

김형수, 윤용남 (1999). “자기상관함수의 비선형 유추해석.” **한국수자원학회논문집**, 한국수자원학회, 제32권, 제6호, pp.731-740

김형수, 최시중, 김중훈 (1998). “DVS 알고리즘을 이용한 일 유량자료의 예측.” **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제18권, 제II-6호, pp. 563-570.

박대규, 조원철 (2003). “카오스 특성을 갖는 일 유출량 자료의 비선형 예측.” **대한토목학회 논문집**, 대한토목학회, 제23권, 제6B호, pp. 479-487.

Bo, Z., Islam, S., and Eltahir, E. A. B. (1994). "Aggregation-disaggregation properties of a stochastic rainfall model." *Water Resources Research*, Vol. 30, No. 12, pp. 3423-3435.

Gaume, E., Mouhous, N., and Andrieu, H. (2007). "Rainfall stochastic disaggregation models: Calibration and validation of a multiplicative cascade model." *Advances in Water Resources*, Vol. 30, Issue 5, pp. 1301-1319.

Glasbey, C. A., Cooper, G., and McGechan, M. B. (1995). "Disaggregation of daily rainfall by conditional simulation from a point-process model." *Journal of Hydrology*, Vol. 165, pp. 1-9.

Gyasi-Agyei, Y. (2005). "Stochastic disaggregation of daily rainfall into one-hour time scale," *Journal of Hydrology,* Vol. 309, Issues 1-4, pp. 178-190.

Gyasi-Agyei, Y., Mahbub, S. M., and Parvez Bin (2007). "A stochastic model for daily rainfall disaggregation into fine time scale for a large region" *Journal of Hydrology*, Vol. 347, Issues 3-4, pp. 358-370.

Kottegoda, N. T., Natale, L., Raiteri, E. (2003). "A parsimonious approach to stochastic multisite modelling and disaggregation of daily rainfall" *Journal of Hydrology*, Vol. 274, Issues 1-4, pp. 47-61.

Koutsoyiannis, D., and Onof, C. (2001). "Rainfall disaggregation using adjusting procedures on a Poisson cluster model." *Journal of Hydrology*, Vol. 246, Issues 1-4, pp. 109-122.

Packard, N. H., Crutchfield, J. P., Farmer, J. D., and Shaw, R. S. (1980). "Geometry from a time series." *Physical Review Letters*, Vol. 45, Issue 9, pp.712-716.

Rodriguez-Iturbe, I., Cox, D. R., and Isham, V. (1987). "Some models for rainfall based on stochastic point processes." *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, Vol. 410, Issue 1839, pp. 269-288.

Rodriguez-Iturbe, I., Cox, D. R., and Isham, V. (1988). "A point process model for rainfall: Further developments." *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, Vol. 417, No. 1853, pp. 283-298.

Segond, M.-L., Onof, C., and Wheater, H. S. (2006). "Spatial‐temporal disaggregation of daily rainfall from a generalized linear model." *Journal of Hydrology*, Vol. 331, Issues 3-4, pp. 674-689.

Sivakumar, B., (1999). *Identification of chaos and influence of noise on prediction: Singapore rainfall.* Ph.D. dissertation, National University of Singapore, Singapore.

Sivakumar, B. (2000). “Chaos theory in hydrology: Important issues and interpretations.” *Journal of Hydrology*, Vol. 227, Issues 1‐4, pp. 1-20.

Sivakumar, B., Sorooshian, S., Gupta, H. V., and Gao, X. (2001). "A chaotic approach to rainfall disaggregation." *Water Resources Research*, Vol. 37, No. 1, pp. 61-72.

Takens, F. (1980). *Detecting strange attractors in turbulence, in dynamical, systems and turbulence.* Lecture Notes in Mathematics 898, Edited by D. A. Rand and L. S. Young, Springer-Verlag, New York, pp. 366‐381.

(논문번호:08-74/접수:2008.06.16/심사완료:2008.07.21)