Journal of the Korean Society of Civil Engineers
Vol. 39, No. 1: 165-174/ February, 2019
DOI: https://doi.org/10.12652/Ksce.2019.39.1.0165

ISSN 1015-6348 (Print)
ISSN 2287-934X (Online)
www.kscejournal.or.kr

Water Engineering **수공학**

비정상성 빈도해석을 위한 기상인자 선정 및 확률강우량 산정

정태호* · 김한빈** · 김현식*** · 허준행****
Jung, Tae-Ho*, Kim, Hanbeen**, Kim, Hyeonsik***, Heo, Jun-Haeng****

Selection of Climate Indices for Nonstationary Frequency Analysis and Estimation of Rainfall Quantile

ABSTRACT

As a nonstationarity is observed in hydrological data, various studies on nonstationary frequency analysis for hydraulic structure design have been actively conducted. Although the inherent diversity in the atmosphere-ocean system is known to be related to the nonstationary phenomena, a nonstationary frequency analysis is generally performed based on the linear trend. In this study, a nonstationary frequency analysis was performed using climate indices as covariates to consider the climate variability and the long-term trend of the extreme rainfall. For 11 weather stations where the trend was detected, the long-term trend within the annual maximum rainfall data was extracted using the ensemble empirical mode decomposition. Then the correlation between the extracted data and various climate indices was analyzed. As a result, autumn-averaged AMM, autumn-averaged AMO, and summer-averaged NINO4 in the previous year significantly influenced the long-term trend of the annual maximum rainfall data at almost all stations. The selected seasonal climate indices were applied to the generalized extreme value (GEV) model and the best model was selected using the AIC. Using the model diagnosis for the selected model and the nonstationary GEV model with the linear trend, we identified that the selected model could compensate the underestimation of the rainfall quantiles.

Key words : Climate indices, Ensemble empirical mode decomposition, Nonstationary frequency analysis, Rainfall quantile estimate

초 록

수문관측자료에서 비정상성(nonstationarity)이 관측됨에 따라 수공구조물 설계에서 비정상성 빈도해석에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 대기-해양 시스템에 내재된 기후 변동성은 비정상성 현상과 관련이 있는 것으로 알려져 있지만, 비정상성 빈도해석은 일반적으로 선형적 추세를 기반으로 이루어지고 있다. 본 연구에서는 우리나라의 기후 변동성과 극치 강우 사상의 장기 경향성을 고려하기 위하여 기상인자를 활용한 비정상성 빈도해석을 수행하였다. 먼저, 경향성이 나타나는 11개 기상관측지점의 연 최대치 강우자료에 대하여 통계적 분해 방법인 앙상블 경험적 모드분해법을 활용해 자료에 내재된 장기 경향성을 추출하였으며, 계절에 따른 다양한 기상인자와의 상관성 분석을 수행하였다. 그 결과, 연 최대 강우 발생년도를 기준으로 전년도 가을철 AMM과 전년도 가을철 AMO, 그리고 전년도 여름철 NINO4가 10개 이상의 지점에서 연 최대치 강우자료의 장기 경향성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 선정된 기상인자를 일반 극치(generalized extreme value, GEV) 분포모형에 적용하여 비정상성 GEV (NS-GEV) 모형을 구축하고 기존의 선형적 추세를 고려한 NS-GEV 모형과의 AIC값을 비교하여 최적모형을 선정하였다. 선정된 모형과 기존의 선형적 추세를 고려한 NS-GEV 모형에 대한 성능 평가를 통해 기상인자를 활용한 NS-GEV 모형이 극치강우사상을 반영하여 확률강우량의 과소산정 문제를 보완할 수 있음을 확인하였다.

검색어 : 기상인자, 앙상블 경험적 모드분해법, 비정상성 빈도해석, 확률강우량

* 정회원 · 연세대학교 건설환경공학과 석사과정 (Yonsei University · thhydro@yonsei.ac.kr)
** 연세대학교 건설환경공학과 박사후 연구원 (Yonsei University · hbkim8917@yonsei.ac.kr)
*** 종신회원 · 한국수자원공사 통합물관리처 처장 공학박사 (Korea Water Resources Corporation · hyeonsik@kwater.or.kr)
**** 종신회원 · 교신저자 · 연세대학교 건설환경공학과 교수 (**Corresponding Author** · Yonsei University · jhheo@yonsei.ac.kr)

Received November 22, 2018/ **revised** December 17, 2018/ **accepted** January 2, 2019

Copyright ⓒ 2019 by the Korean Society of Civil Engineers
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

최근 기후변화로 인해 장기적인 기후 변동성과 함께 수문 사상의 패턴 변화가 보고되고 있으며, 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)에 의해 설립된 국제 협의 기관인 IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change)는 기후변화 문제를 대비하기 위하여 극치 사상에 대한 재난 위험 관리 조치를 수립하고 있다(IPCC, 2012). 다양한 문헌에서 극치 수문 사상이 증가함에 따라 폭우와 홍수로 인한 피해 규모와 빈도가 증가할 것으로 예측하고 있으며(Solomon et al., 2007; Jung et al., 2011; IPCC, 2014), 이에 따른 피해를 줄이기 위해서는 수공구조물의 적절한 설계가 매우 중요하다. 우리나라 수자원 실무에서 수공구조물의 설계를 위해 필수적으로 수행되는 강우빈도해석은 해당 기상관측지점의 연 최대치 강우자료를 바탕으로 수공구조물의 적정 설계 빈도를 제공한다.

현재 수공구조물 설계에 사용되고 있는 빈도해석은 통계적 특성이 시간에 따라 변하지 않는다는 정상성 가정 하에 수행되어 왔다. 하지만 최근 기후변화로 인하여 수문자료에 비정상성이 관측되고 있으며, 기존의 정상성 빈도해석은 확률강우량을 과소산정한다는 문제가 제기되고 있다(Li and Tan, 2015). 우리나라의 경우 기상관측지점의 강우량 분석 결과 1998년 이후 강우강도 50 mm/h 이상의 강우사상 발생 횟수가 연 평균 2.37배 증가하는 것으로 나타났으며(Oh et al., 2007), 기상청에서 발간된 '한국 기후변화 평가보고서 2014'에 따르면 한반도의 극한강우 발생빈도와 강우강도가 증가하고 있는 것으로 나타났다. 실제로 2016년 10월에는 울산에 태화강 하천기본계획의 설계빈도를 초과하는 200년 이상 빈도의 폭우로 막대한 피해가 발생하였다. 2017년 여름철에도 설계빈도를 초과하는 강우가 빈발함에 따라 수리시설의 설계빈도를 상향 조정할 필요성이 대두되고 있는 상황이다. 따라서 이러한 수문자료의 비정상성을 고려할 수 있는 비정상성 빈도해석에 대한 연구가 전 세계적으로 활발하게 수행되고 있다(Nogaj et al., 2007; Tramblay et al., 2011; Vasiliades et al., 2015; Hounkpe et al., 2015). 수문자료에서 나타나는 비정상성의 주된 원인은 대기-해양 시스템에 내재된 다양성과 인간 활동으로 인한 인위적인 영향으로 보고되고 있으며, 현재까지 비정상성 빈도해석은 주로 시간을 공변량으로 한 선형 추세를 고려한 비정상성 확률분포모형을 바탕으로 개발되어 왔다(Coles, 2001; Khaliq et al., 2006; Milly et al., 2008; Katz, 2013). 국내 비정상성 빈도해석 모형 적용의 경우, 극치강우사상에 대한 빈도해석의 대표 모형으로 적용되고 있는 일반 극치(generalized extreme value, GEV) 분포모형을 기반으로 선형 추세의 시간항을 공변량으로 한 비정상성 GEV 모형의 연구가 활발하게 진행되어 왔다(Lee et al., 2010; Kim et al., 2011; Shin et al., 2013; Wi et al., 2016). 하지만 이러한 비정상성 모형은 해당 지역의 극한 강우에 영향을 줄 수 있는 물리적인 기후 변동성을 충분히 고려하지 않기 때문에 장기적인 기후 변동성의 변화를 고려할 수 있는 비정상성 모형의 개발이 필요하다. Kwon and Lee(2011)는 낙동강 유역의 여름철 총 강수량에 대하여 기상인자를 활용한 Bayesian 비정상성 빈도해석을 수행함으로써, 강수량 단기예측 모형을 구축하고 여름 강수량에 대한 극치값을 전망한 바 있다. 하지만 수공구조물 설계를 위해서는 계절 강수량보다 더 작은 시간적 규모를 가지는 연 최대치 강우자료에 대한 빈도해석의 수행이 필요하다.

미국 해양대기관리처의 지구시스템연구소(NOAA/ESRL)에서 제공하는 월 단위 기상인자는 전 세계 기후 시스템의 광범위한 기후 모드를 간단한 진단량으로 나타내는 대표적인 인자로 지구물리학적 시스템에서의 기후 변동성을 특징짓기 때문에 광범위한 연구 분야에서 사용되고 있다. 이러한 기상인자는 월 단위로 제공되기 때문에 연구 목적에 맞게 월 단위의 기상인자를 연 단위로 변환하여 사용되고 있다. Ihara et al.(2007)은 인도 여름철 몬순 기후 강우에 영향을 미치는 것으로 알려진 EQWIN (equatorial indian ocean oscillation zonal wind index)과 NINO3 등의 인자에 대한 다중회귀분석을 통해 인도 여름철 몬순 기후 강우가 EQWIN 및 NINO3와 실제로 관련이 있다는 것을 입증하였다. 이 때 월 단위 기상인자의 여름철 평균을 연 단위 기상인자로 사용하였다. Silva et al.(2016)은 NINO34를 generalized Pareto 분포형의 매개변수에 공변량으로 활용하여 남브라질 유역에 대한 비정상성 홍수빈도해석을 수행하였으며, 기존의 정상성 홍수빈도해석 결과와 비교하여 기상인자를 활용한 비정상성 빈도해석이 더 우수한 성능을 보인다는 것을 확인하였다. 이 때, 월 단위로 관측된 NINO34의 12월-2월 평균을 연 단위 기상인자로 사용하였다. Thiombiano et al.(2018)은 강우빈도해석을 위해 AO (Arctic Oscillation)와 PNA (Pacific North American)의 1월-12월 평균 및 3개월 이동평균을 연 단위 기상인자로 고려한 비정상성 Poisson-generalized Pareto 분포모형을 제안하고 비정상성 빈도해석에서 기상인자의 활용에 대한 중요성을 강조하였다. 그러나 Ihara et al.(2007)와 Silva et al.(2016)은 단일 계절 기상인자만을 이용하였으므로, Thiombiano et al.(2018)과 같이 다양한 기간에 대한 기상인자를 고려할 필요가 있다. 또한 단순 관측자료와 기상인자간의 상관성 분석 외에도 다양한 통계적 기법들을 활용하여 관측자료에 내재된 장기적인 경향성을 고려할 수 있는 추가적인 분석 기법이 필요하다.

본 연구에서는 연 최대치 강우자료를 이용한 비정상성 빈도해석에서 기상인자를 적용을 위해 연 단위의 다양한 계절별 기상인자를 추출하였다. 극치강우자료에서 분해된 잔여값과의 상관성 분석을

통해 우리나라 극치강우사상의 장기 경향성에 영향을 미치는 기상인자를 선정하였다. 선정된 기상인자를 활용하여 비정상성 GEV 모형을 구축하고 최적 모형 선정을 통해 확률강우량을 산정하였으며, 기존의 비정상성 모형 결과와의 비교를 통해 그 적용성을 확인하였다.

2. 연구방법

2.1 앙상블 경험적 모드분해법

일반적으로 수문 시계열은 자연 현상의 대표적인 집합이며 추세, 순환, 계절, 불규칙한 변동과 같은 규칙적인 변동의 조합으로 구성된다. 이러한 수문 시계열을 분석하고 예측하기 위해 하나의 시계열이 다양한 요소로 구성되어 있다고 가정한다. 푸리에 변환(Fourier transform)과 웨이블릿 변환(Wavelet transform) 등의 방법은 자료 분해를 위한 분석에 사용되고 있지만, 시계열의 정상성과 선형성을 기본 가정으로 하며 초기조건을 통해 설정된 분석함수가 자료 분해 과정에서 변하지 않으므로 다양한 요인들과 복잡한 인과관계를 가지는 자연 현상을 분석하는 것에는 한계가 있다(Lei et al., 2009; Zhang et al., 2010; Peel et al., 2011). 한편, Huang et al.(1998)에 의해 개발된 경험적 모드분해법(empirical mode decomposition, EMD)은 자료가 비선형적, 비정상성인 경우에도 효과적으로 분해할 수 있기 때문에 기존의 분해분석법보다 수문자료에 효율적으로 적용할 수 있다는 장점이 있다. EMD 방법은 체거름 알고리즘(sifting algorithm)을 통해 주어진 시계열 자료를 하나로 이어주는 내재모드함수(intrinsic mode function, IMF)와 장기 경향성을 나타내는 잔여값(residue)으로 분해한다. 내재모드함수는 전체자료 계열에서 극값(국소 최댓값 및 국소 최솟값)의 개수와 부호변화점(zero crossing)의 개수는 같거나 최소 1이며, 어느 지점에서도 상위선과 하위선의 평균은 0이어야 한다는 두 가지 조건을 만족해야 한다(Kim et al., 2017b). 적용하고자 하는 시계열 자료를 $y(t),\ t=1,2,3,\cdots,n$이라 할 때, 시계열을 분해하는 체거름 과정은 아래와 같다(Huang et al., 1998; Wu and Huang, 2004; Kim et al., 2015).

(1) 주어진 시계열의 극값(국소 최댓값 및 국소 최솟값)을 식별한 후 3차 스플라인(cubic spline) 보간법을 이용하여 각각 상위선(upper envelope, $y_u(t)$)과 하위선(lower envelope, $y_l(t)$)을 구한다.

(2) 상위선과 하위선의 평균선(mean envelope, $y_m(t)=(y_u(t)+y_l(t))/2$)을 구한다.

(3) 원자료 계열 $y(t)$에서 평균선을 공제한 후, $(y(t)-y_m(t))$의 자료계열이 위에서 언급한 내재모드함수 조건을 만족할 경우 이를 추출된 내재모드함수 IMF_i라 정의한다.

(4) (3)에서 추출된 내재모드함수를 제거한 시계열을 원자료 계열 $y(t)$로 재설정 후, 남은 자료계열이 단조함수 또는 하나의 극값만 존재하여 더 이상 새로운 계열이 추출되지 않을 때까지 (1)-(3)의 과정을 반복한다.

(5) 최종적으로 원자료 계열 $y(t)$는 Eq. (1)과 같이 분해된 내재모드함수(IMF)와 잔여값(Residue)의 합으로 나타낼 수 있다.

$$y(t)=\sum_{i=1}^{N} IMF_i + Residue \tag{1}$$

여기서, N은 추출된 내재모드함수의 개수를 나타낸다.

EMD를 수행할 때 발생되는 mode-mixing의 문제를 해결하기 위해 주어진 자료에 인위적으로 백색잡음을 추가하여 자료를 분해한 후, 앙상블의 평균을 사용하는 앙상블 경험적 모드분해법(ensemble empirical mode decomposition; EEMD)이 개발되었다(Wu and Huang, 2009). EEMD 방법은 주어진 시계열에 백색잡음을 추가한 후 위의 체거름 알고리즘과 동일하게 시행된다(Kim et al., 2018).

2.2 Spearman 상관 분석

Spearman 상관 분석은 순위 기반의 비모수적 척도로 두 변수 사이의 상관성을 평가하는 대표적인 방법이다. 일반적으로 널리 사용되는 Pearson 상관 분석은 정규 분포에서 가장 효율적이지만, Spearman 상관 분석은 Pearson 상관 분석과 비교하여 모든 가능 변수들에 대하여 70 % 이상의 통계적 효율성을 가지므로 강건성과 효율성을 모두 고려한 좋은 대안이 될 수 있다(Croux and Dehon, 2010). 변수 X와 Y에 대한 Spearman 상관계수(γ_s)는 Eq. (2)와 같다.

$$\gamma_s=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}}=1-\frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{2}$$

여기서, n은 자료의 개수, x_i는 변수 X에서 i번째 자료의 순위, y_i는 변수 Y에서 i번째 자료의 순위, $\bar{x}$, $\bar{y}$는 각각 x_i, y_i의 평균, $d_i=x_i-y_i$을 의미한다.

2.3 비정상성 GEV 모형

GEV 모형은 극치값의 비정상성 빈도해석에서 널리 이용되

는 확률분포모형으로 위치, 규모, 형상 매개변수를 포함한다(Lettenmaier and Burges, 1982). 정상성 GEV 모형의 누가분포함수(cumulative distribution function, CDF)는 Eq. (3)과 같다.

$$F(x)=\exp\left[-\left\{1+\beta\frac{x-\epsilon}{\alpha}\right\}^{-1/\beta}\right] \quad (3)$$

여기서 ϵ, α, β는 각각 위치, 규모, 형상 매개변수이다. 비정상성 GEV 모형의 경우 각각의 매개변수를 공변량에 대한 함수로 고려할 수 있으며, 공변량으로는 단순 시간항, 기상인자 등이 활용될 수 있다. 본 연구에서는 GEV 모형에서 자료의 장기적인 경향성을 고려하기 위하여 위치 매개변수를 Eq. (4)와 같이 공변량($c(t)$)에 대한 함수로 정의하였다.

$$\epsilon(t)=\epsilon_0+\epsilon_1\times c(t) \quad (4)$$

2.4 최적 확률분포모형 선정

비정상성 빈도해석에서의 최적 확률분포모형 선정방법으로는 Akaike information criterion (AIC)이 널리 이용되고 있다(Laio et al., 2009; Katz, 2013; Kim et al., 2017a). AIC는 기존의 정상성 지점빈도해석에서 최적 확률분포모형 선정을 위해 이용되는 적합도 검정 방법인 χ^2-검정, Kolmogorov-Smirnov 검정, probability plot correlation coefficient 검정과 달리 Kullback-Leibler information과 Fisher의 우도함수의 관계를 이용해 유도되며 Eq. (5)와 같이 나타낸다(Akaike, 1992).

$$AIC=-2\log(ML)+2k \quad (5)$$

여기서 $\log(ML)$은 최대화된 대수우도함수, k는 모형의 매개변수의 개수이다. 다양한 비정상성 확률분포모형을 적용하고 각 모형에 대한 AIC값을 산정할 수 있으며, 가장 작은 AIC값을 가지는 모형을 최적 확률분포모형으로 선정한다.

3. 적용 및 결과

3.1 대상 지점 및 자료

본 연구에서는 기상청에서 제공하는 강우자료의 기간이 30년 이상이며 결측년도가 없는 우리나라 64개 기상관측지점의 강우자료에 대해 지속기간 24시간에 대한 연 최대치 강우자료를 추출하였다. 비정상성 빈도해석을 수행하기에 앞서 Mann-Kendall 분석을

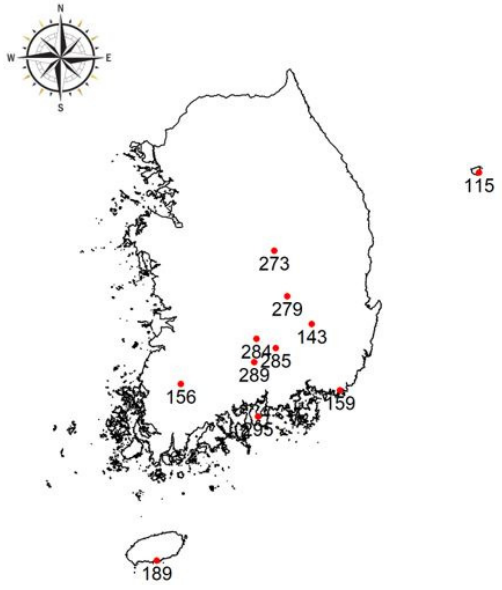

Fig. 1. Location of 11 Rainfall Gauging Sites Having Significant Trends at 10 % Significance Level

Table 1. General Information of 11 Rainfall Gauging Sites Operated by Korea Meteorological Administration (KMA)

Site	Latitude	Longitude	Name	Start/End year	Record length
115	37.5	130.9	Ulleungdo	1956-2016	61
143	35.8	128.7	Daegu	1916-2016	101
156	35.2	126.9	Gwangju	1939-2016	78
159	35.1	129.0	Busan	1948-2016	69
189	33.2	126.6	Seogwipo	1961-2016	56
273	36.6	128.1	Mungyeong	1972-2016	45
279	36.1	128.3	Gumi	1972-2016	45
284	35.7	127.9	Geochang	1971-2016	46
285	35.6	128.2	Hapcheon	1972-2016	45
289	35.4	127.9	Sancheong	1972-2016	45
295	34.8	127.9	Namhae	1971-2016	46

Table 2. General Information of the 10 Climate Indices by NOAA/ESRL

Division	Climate index	Abbreviation	Period of data
Sea Surface Temperature Atlantic	Atlantic Meridional Mode	AMM	Jan. 1948-Dec. 2016
	Atlantic Multidecadal Oscillation	AMO	Jan. 1948-Dec. 2016
Atmosphere	Artic Oscillation	AO	Jan. 1950-Dec. 2016
	Southern Oscillation Index	SOI	Jan. 1951-Dec. 2016
Teleconnection	North Atlantic Oscillation	NAO	Jan. 1950-Dec. 2016
	Pacific Decadal Oscillation	PDO	Jan. 1948-Dec. 2016
	Pacific North American Index	PNA	Jan. 1950-Dec. 2016
ENSO	NINO3.4	NINO34	Jan. 1950-Dec. 2016
	NINO4	NINO4	Jan. 1950-Dec. 2016
	NINO 1+2	NINO12	Jan. 1950-Dec. 2016

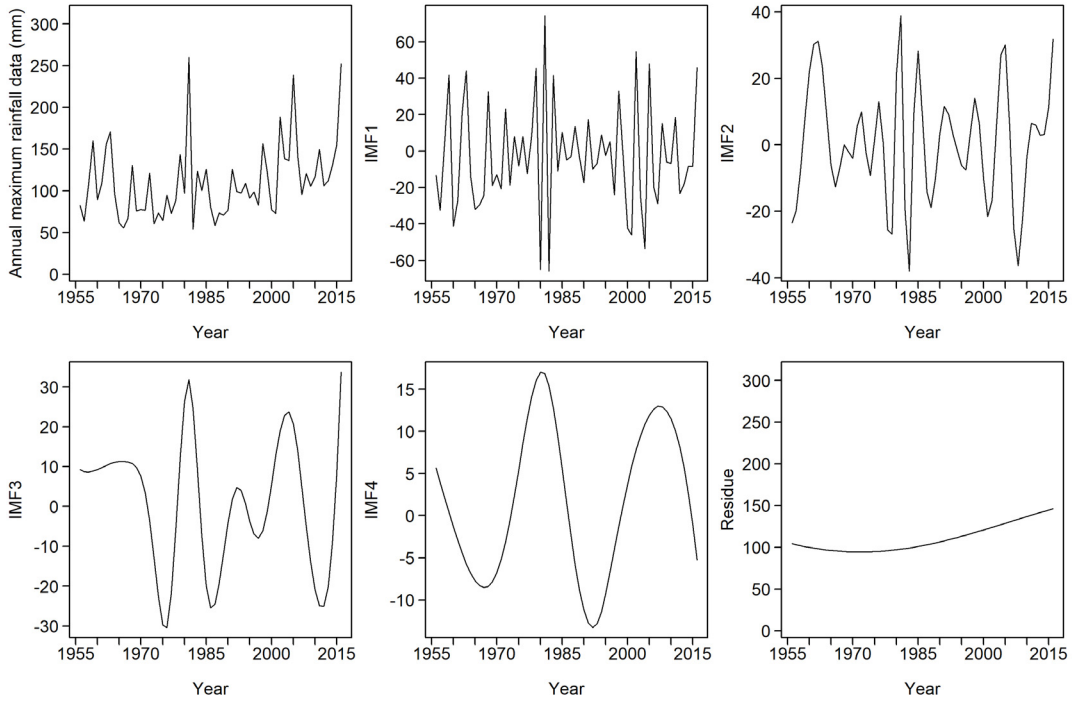

Fig. 2. Decomposed Components by EEMD at Ulleungdo (115)

통해 10 % 유의수준에서 증가 경향성이 나타나는 11개 지점을 대상 지점으로 선정하였다. Fig. 1과 Table 1은 각각 본 연구에서 적용 대상지점으로 선정된 11개의 기상관측지점의 위치와 정보를 나타낸다. 기상인자의 경우 현재 NOAA/ESRL에서 월 단위로 제공하고 있는 10개의 기상인자 자료를 활용하였다. Table 2는 본 연구에서 사용된 10개의 기상인자에 관한 정보를 나타낸다.

3.2 앙상블 경험적 모드분해법

대상 지점들의 지속기간 24시간 연 최대치 강우자료를 EEMD 방법을 이용하여 자료에 내재된 주기성을 나타내는 내재모드함수와 장기 경향성을 나타내는 잔여값으로 분해하였다. Fig. 2는 울릉도(115) 지점의 연 최대치 강우자료를 EEMD를 통해 총 4개의 내재모드함수(IMF1 - IMF4)와 잔여값으로 분해한 결과를 대표적으로 나타낸 것이다. 잔여값을 통해 해당 지점의 연 최대치 강우자료가 점차적으로 증가하는 경향을 보이는 것을 확인할 수 있다.

3.3 Spearman 상관 분석을 이용한 연 단위 기상인자 선택

연 최대치 강우자료의 장기 경향성에 가장 큰 영향을 미치는 기상인자를 알아보기 위하여 Spearman 상관 분석을 수행하였다. 우리나라의 경우 연 강수량의 대부분이 6월에서 9월 사이에 집중되

는 강우특성을 가지므로(Oh and Moon, 2009), 이에 영향을 미치는 계절 별 기상인자를 알아보기 위해 연 최대치 강우 발생년도를 기준으로 전년도의 봄철(3-5월, MAM(-1)), 여름철(6-8월, JJA(-1)), 가을철(9-11월, SON(-1))과 전년도에서 발생년도로 넘어가는 겨울철(12-2월, DJF), 발생년도의 봄철(3-5월, MAM)에 대한 월 단위 기상인자의 3개월 평균값과 전년도 여름철부터 발생년도 봄철까지에 대한 월 단위 기상인자의 12개월 평균(AVE)의 총 6가지 연 단위 기상인자를 연 최대치 강우량의 잔여값과의 상관 분석 후보로 결정하였다. Table 3은 각 기상인자 별 상관 분석을 수행하기 위한 계절별 후보 기상인자를 나타낸 것이다.

각 기상인자 별 총 6개의 계절별 후보 기상인자들과 연 최대치 강우자료의 잔여값 사이에서 5 % 유의수준으로 Spearman 상관분석을 수행하였다. 대상 지점에 전반적으로 영향을 미치는 계절 기상인자를 선정하기 위하여 총 11개의 지점 중에서 10개 이상의 지점에서 유의한 상관관계가 나타나는 계절 기상인자를 선정하였다. 그 결과, 전년도 가을철의 AMM (AMM_SON(-1))과 AMO (AMO_SON(-1))가 10개 지점의 연 최대치 강우자료의 잔여값과 유의한 상관성이 있는 것으로 나타났으며, 전년도 여름철의 NINO4 (NINO4_JJA(-1))가 모든 지점에서 상관성이 있는 것으로 나타났다. Table 4는 선정된 계절 기상인자와 유의한 상관성이 나타나는 지점의 개수, 그리고 해당 지점들에서 산정된 상관계수의 평균을 나타낸 것이다. AMM_SON(-1)과 AMO_SON(-1)의 경우 10개 지점 상관계수의 평균은 0.63이었으며, NINO4_JJA(-1)의 경우 11개 지점 상관계수의 평균은 0.35로 나타났다. Oh and Moon (2009)에 의하면 상관계수의 유의성 검정은 유의수준 5 %에서 0.323 이상일 때 통계적 의미성을 가지므로, AMM_SON(-1), AMO_SON(-1), NINO4_JJA(-1)을 우리나라 연 최대치 강우자료의 장기 경향성에 전반적인 영향을 미치는 기상인자로 최종 선정하였다. Fig. 3은 최종 선정된 연 단위 계절기상인자를 나타낸 것이다.

3.4 기상인자를 활용한 비정상성 GEV 모형 구축

자료의 평균적인 추세를 고려할 수 있는 비정상성 GEV 모형을 구축하는 경우, Eq. (4)와 같이 위치 매개변수를 공변량에 대한 함수로 정의한다. 이 때 Table 4에서 최종적으로 선정된 기상인자를 공변량으로 활용함으로써 연 최대치 강우자료의 장기 경향성을 고려한 비정상성 GEV 모형을 구축할 수 있다. 따라서 GEV 모형의 위치 매개변수를 각각 AMM_SON(-1), AMO_SON(-1), NINO4_JJA(-1)에 대한 함수로 정의한 후, 비정상성 확률분포모형의 매개변수 추정방법으로 가장 널리 사용되고 있는 최우도 방법(maximum likelihood method)을 적용하여 각 기상인자 별 비정상성 GEV 모형을 구축하였다. 또한, 기존 방법과의 비교를 위해 시간항을 공변량으로 가지는 비정상성 GEV 모형(NS-GEV Time)을 추가적으로 구축하였다. 구축된 총 4개의 비정상성 GEV

Table 3. Candidates of Seasonal Climate Indices for Spearman Correlation Analysis

Abbreviation	MAM(-1)	JJA(-1)	SON(-1)	DJF	MAM	AVE
Period	Mar.-May in the previous year	Jun.-Aug. in the previous year	Sep.-Nov. in the previous year	Dec.-Feb.	Mar.-May	From Jun. in the previous year to May

Table 4. Information of Selected Seasonal Climate Indices

Selected seasonal climate index	The number of sites with significance correlation	Averaged correlation coefficient
AMM_SON(-1)	10	0.63
AMO_SON(-1)	10	0.63
NINO4_JJA(-1)	11	0.35

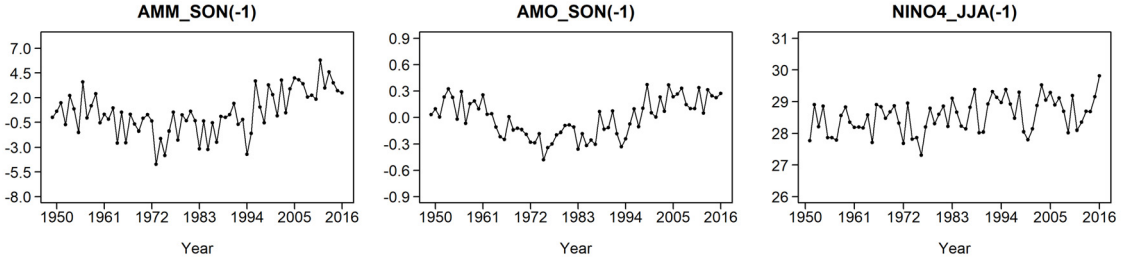

Fig. 3. Selected Seasonal Climate Indices

Table 5. Results of AIC Value for Nonstationary GEV Model

Site	NS-GEV Time	NS-GEV AMM_SON(-1)	NS-GEV AMO_SON(-1)	NS-GEV NINO4_JJA(-1)
115	610.26	607.93	**604.80**	620.76
143	**682.49**	682.54	684.96	686.85
156	**708.32**	710.93	710.59	710.96
159	**734.96**	743.24	743.55	743.59
189	629.35	**629.03**	629.71	629.92
273	450.62	450.23	**449.87**	451.70
279	450.26	450.36	**450.16**	450.33
284	**479.07**	480.32	480.62	482.87
285	**494.50**	495.52	494.56	498.07
289	**519.87**	521.93	520.90	523.44
295	**532.46**	534.27	534.36	535.34

Table 6. Quantile Estimation Results of the NS-GEV Time and Selected NS-GEV Model Considering Climate Index

Site	Return period (T)					
	20-year		50-year		100-year	
	NS-GEV Time	NS-GEV Climate index	NS-GEV Time	NS-GEV Climate index	NS-GEV Time	NS-GEV Climate index
115	216.6	209.1	264.9	254.3	307.6	294.1
189	318.6	321.6	373.5	402.2	415.8	471.6
273	194.6	194.3	214.8	212.6	228.8	225.0
279	193.8	193.6	229.5	228.4	258.7	256.8

모형 중 최적 모형 선정을 위해 각 모형에 대한 AIC값을 Eq. (5)를 이용하여 산정하였다. Table 5는 지점 별로 구축된 4개의 비정상성 GEV 모형의 AIC 값을 나타낸 것이다. 11개의 지점 중 7개의 지점(대구(143), 광주(156), 부산(159), 거창(284), 합천(285), 산청(289), 남해(295))은 기존의 비정상성 지점빈도해석에서 사용되는 모형인 NS-GEV Time이 최적 모형으로 선정되었다. 3개 지점(울릉도(115), 문경(273), 구미(279))에서는 AMO_SON(-1)을 적용한 비정상성 GEV 모형(NS-GEV AMO_SON(-1))이 가장 적합한 것으로 나타났으며, 서귀포(189) 지점의 경우 AMM_SON(-1)을 적용한 비정상성 GEV 모형(NS-GEV AMM_SON(-1))이 가장 적합한 것으로 나타났다.

3.5 확률강우량 산정 결과 및 비교

기상인자를 적용한 비정상성 GEV 모형이 최적 모형으로 선정된 4개 지점에 대하여 기존의 비정상성 빈도해석에서 일반적으로 사용되는 NS-GEV Time과 3.4절에서 최종적으로 선정된 기상인자를 활용한 비정상성 GEV 모형(NS-GEV Climate index)을 적용하여 자료의 최종 보유년도인 2016년을 기준으로 확률강우량을 산정하였다. Table 6은 각 모형 별 재현기간 20, 50, 100년에 대하여 산정된 확률강우량을 나타낸 것이다.

NS-GEV AMO_SON(-1)가 최적 모형으로 선정된 울릉도(115), 문경(273), 구미(279) 지점의 경우 기존의 NS-GEV Time의 결과와 비교하여 모든 재현기간에서 확률강우량이 감소하였으며, 그 변화율은 기존의 NS-GEV Time의 결과 대비 5 % 이내로 크지 않은 것으로 나타났다. 한편, NS-GEV AMM_SON(-1)가 최적 모형으로 선정된 서귀포(189) 지점의 경우 기존의 NS-GEV Time의 결과와 비교하여 모든 재현기간에서 확률강우량이 증가하였으며, 특히 100년 빈도 확률강우량의 경우 그 변화율이 기존의 NS-GEV Time의 결과 대비 약 13.4 % 증가하는 것으로 나타났다. 따라서 이에 대한 모형진단을 위해 두 비정상성 GEV 모형의 확률강우량 산정결과에 대한 중앙값 및 2.5, 97.5 백분위수와 Q-Q 플롯을 Fig. 4와 같이 도시하였다. 여기서 회색 실선과 회색 점선은 각각 NS-GEV Time의 확률강우량 산정에 대한 중앙값과 2.5, 97.5 백분위수를 나타내며, 빨간 실선과 빨간 점선은 각각 NS-GEV AMM_SON(-1)에 대한 중앙값과 2.5, 97.5 백분위수를 나타낸다.

NS-GEV Time의 경우 1994, 1995년에 관측된 극치강우사상이 확률강우량의 2.5와 97.5 백분위수의 범위에서 벗어난 반면, NS-GEV AMM_SON(-1)의 결과에서는 해당 범위에 포함되는

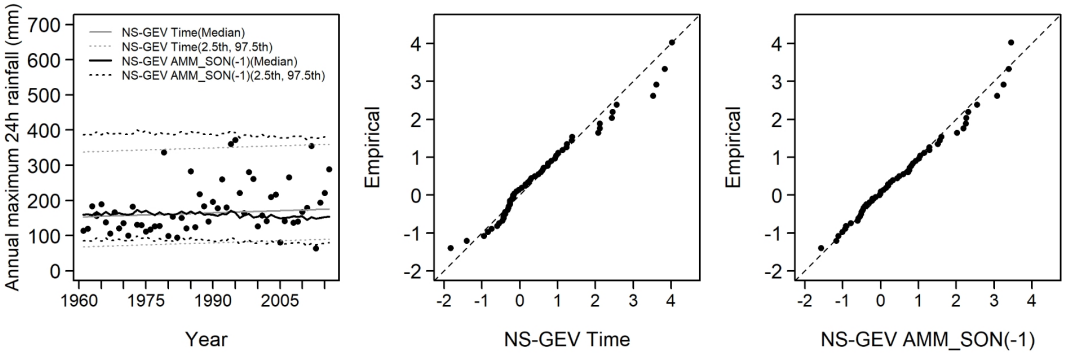

Fig. 4. Model Diagnostic Results of NS-GEV Time and NS-GEV AMM_SON(-1) at Seogwipo (189) Site

것을 볼 수 있다. 또한, Q-Q 플롯을 통해 NS-GEV Time의 경우 극치강우사상을 전반적으로 과소산정하는 반면, NS-GEV AMM_SON(-1)은 이를 잘 반영한다는 것을 알 수 있다. 따라서 단순 시간항을 공변량으로 사용하는 것 보다 해당 지점에 유의한 영향을 미치는 기상인자를 공변량으로 사용하는 경우 극치강우사상을 반영할 수 있는 비정상성 GEV 모형을 구축할 수 있으며 보다 정확한 확률강우량을 산정할 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 우리나라 극한 강우 사상의 장기 경향성에 영향을 미치는 것으로 나타나는 기상인자를 활용하여 비정상성 빈도해석을 수행하고 확률강우량 산정 결과를 기존의 비정상성 빈도해석 결과와 비교하였다. 이를 위해 먼저 경향성이 나타나는 우리나라 11개 지점의 지속기간 24시간 연 최대치 강우자료를 EEMD로 분해한 잔여값과의 상관성 분석을 통해 전년도 가을철 AMM (AMM_SON(-1)), 전년도 가을철 AMO (AMO_SON(-1)), 전년도 여름철 NINO4 (NINO4_JJA(-1))이 11개 지점의 우리나라 극한 강우 사상에 대한 장기 경향성과 전반적으로 유의한 상관관계가 있다는 것을 확인하였다. 선정된 각 기상인자를 GEV 모형의 위치 매개변수에 대한 공변량으로 활용한 비정상성 GEV 모형을 구축하고 기존의 시간항을 적용한 비정상성 GEV 모형과의 AIC값을 비교하여 최적 GEV 모형을 선정하였다. 그 결과, AMM_SON(-1)을 적용한 비정상성 GEV 모형이 서귀포(189) 지점에서, AMO_SON(-1)을 적용한 비정상성 GEV 모형이 대구(143), 광주(156), 부산(159) 지점에서 최적 모형으로 선정되었다. 해당 지점에서의 확률강우량 산정 결과 서귀포(189)지점에서 확률강우량이 기존 방법 대비 증가한 것을 확인하였으며, 모형진단을 통해 본 연구에서 제시한 모형이 극치강우사상을 반영하여 보다 정확한 확률강우량을 산정할 수 있다는 것을 확인하였다. 비정상성 GEV 모형에 활용된 기상인자의 종류에 따른 확률강우량의 기존 방법 대비 증감에 대한 원인을 규명하기 위해서는 추후 기상인자와 극치강우사상과의 물리적 영향력에 대한 추가적인 분석이 필요할 것으로 생각된다.

본 연구를 통해 수공구조물 설계를 위한 비정상성 빈도해석 시에 기후변동성과 우리나라 극한 강우 사상의 장기 경향성을 고려할 수 있는 기상인자를 활용할 수 있을 것으로 생각되며, 추후 연구에서는 EEMD를 통해 분해된 극한 강우 사상의 내재모드함수를 활용하여 주기성을 대표할 수 있는 기상인자를 찾아내고 함께 고려하여 보다 정확한 비정상성 확률분포모형을 제시할 수 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 한국수자원공사 연구과제 장기 유량 예측기술 개발 및 용수공급 분석체계 구축 용역(2차년도)에 의해 수행되었습니다. 또한 이 논문은 2018년도 연세대학교 연구비의 지원을 받아 수행되었습니다(2018-22-0070).

본 논문은 2018 CONVENTION 논문을 수정·보완하여 작성되었습니다.

References

Akaike, H. (1992). “Information theory and an extension of the maximum likelihood principle.” *Breakthroughs in Statistics*, S. Kotz and N.L. Johnson, eds., Vol. 1, Springer, New York, N.Y., pp. 610-624.

Coles, S. (2001). *An introduction to statistical modeling of extreme values*, Springer, London.

Croux, C. and Dehon, C. (2010). “Influence functions of the spearman and kendall correlation measures.” *Statistical Methods and Applications*, Vol. 19, No. 4, pp. 497-515.

Hounkpè, J., Diekkrüger, B., Badou, D. F. and Afouda, A. A. (2015). “Non-stationary flood frequency analysis in the Ouémé river basin.” *Benin Republic. Hydrology*, Vol. 2, No. 4, pp. 210-229.

Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N. C., Tung, C. C. and Liu, H. H. (1998). "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis." *Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 454, pp. 903-995.

Ihara, C., Kushnir, Y., Cane, M. A. and De la Peña, V. H. (2007). "Indian summer monsoon rainfall and its link with ENSO and Indian Ocean climate indices." *International Journal of Climatology*, Vol. 27, No. 2, pp. 179-187.

Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (2012). *Managing the risk of extreme events and disasters to advance climate change adaptation*, A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Field, C. B., Barros, V., Stocker T.F., Qin, D., Dokken, D.J., Ebi, K.L., Mastrandrea, M.D., Mach, K.J., Plattner, G.-K., Allen, S.K., Tignor, M., Midgley, P.M., eds., Cambridge University Press, Cambridge, UK, and New York, N.Y., USA.

Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (2014). *Climate change 2014: Synthesis Report*, Contribution of Working Groups I, II, and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, Pachauri, R.K., and Meyer, L.A., eds.].. IPCC, Geneva, Switzerland, p. 151.

Jung, I. W., Bae, D. H. and Kim, G. (2011) "Recent trends of mean and extreme precipitation in Korea." *International Journal of Climatology*, Vol. 31, pp. 359-370.

Katz, R. W. (2013). "Statistical methods for nonstationary extremes." *Extremes in a Changing Climate*, A., AghaKouchak, D. Easterling, K. Hsu, S. Schubert, and S. Sorooshian, eds, Vol. 65, Springer, Dordrecht.

Khaliq, M. N., Ouarda, T. B. M. J., Ondo, J. C., Gachon, P. and Bobée, B. (2006). "Frequency analysis of a sequence of dependent and/or non-stationary hydro-meteorological observations: A review." *Journal of Hydrology*, Vol. 329, pp. 534-552.

Kim, B. S., Lee, J. K., Kim, H. S. and Lee, J. W. (2011). "Non-stationary frequency analysis with climate variability using conditional generalized extreme value distribution." *Journal of Wetlands Research*, Vol. 13, No. 3, pp. 499-514.

Kim, H., Kim, S., Shin, H. and Heo, J. H. (2017a). "Appropriate model selection methods for nonstationary generalized extreme value models." *Journal of Hydrology*, Vol. 547, pp. 557-574.

Kim, H., Kim, T., Shin, H. and Heo, J. H. (2017b). "A study on a tendency of parameters for nonstationary distribution using ensemble empirical mode decomposition method." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 50, No. 4, pp. 253-261 (in Korean).

Kim, T., Shin, H., Nam, W. and Heo, J. H. (2015). "A study on the predictive power improvement of time series model using empirical mode decomposition method." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 48, No. 12, pp. 981-993 (in Korean).

Kim, T., Shin, J. Y., Kim, S. and Heo, J. H. (2018). "Identification of relationships between climate indices and long-term precipitation in South Korea using ensemble empirical mode decomposition." *Journal of Hydrology*, Vol. 557, pp. 726-739.

Kwon, H. H. and Lee, J. J. (2011). "Seasonal rainfall outlook of nakdong river basin using nonstationary frequency analysis model and climate information." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 44, No. 5, pp. 339-350 (in Korean).

Laio, F., Baldassarre, G. D. and Montanari, A. (2009). "Model selection techniques for the frequency analysis of hydrological extremes." *Water Resources Research*, Vol. 45, No. 7, p. W07416.

Lee, J. J., Kwon, H. H. and Hwang, K. N. (2010). "Concept of seasonality analysis of hydrologic extreme variables and design rainfall estimation using nonstationary frequency analysis." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 50, No. 4, pp. 253-261 (in Korean).

Lei, Y., He, Z. and Zi, Y. (2009). "Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery." *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, pp. 1327-1338.

Lettenmaier and Burges (1982). "Gumbel's extreme value I distribution: A new look." *Journal of the Hydraulics Division*, Vol. 108, No. 4, pp. 502-514.

Li, J. and Tan, S. (2015). "Nonstationary flood frequency analysis for annual flood peak series, adopting climate indices and check dam index as covariates." *Water Resources Management*, Vol. 29, No. 15, pp. 5533-5550.

Milly, P. C. D. Betancourt, J., Falkenmark, M., Hirsch, R. M., Kundzewicz, Z. W., Lettenmaier, D. P. and Stouffer, R. J. (2008). "Stationarity is dead: whither water management?" *Science*, Vol. 319, pp. 573-574.

Nogaj, M., Parey, S. and Dacunha-Castelle, D. (2007). "Non-stationary extreme models and a climatic application." *Nonlinear Processes in Geophysics*, Vol. 14, pp. 305-316.

Oh, J. S., Kim, C. Y. and Kim, W. (2007). "Analysis on the shift characteristic of the rainfall." *Proceedings of the Korea Water Resources Association Conference Korea*, pp. 1602-1607 (in Korean).

Oh, T. S. and Moon, Y. I. (2009). "Evaluation of probability precipitation using climatic indices in Korea." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 42, No. 9, pp. 681-690 (in Korean).

Peel, M. C., Srikanthan, R., McMahon, T. A. and Karoly, D. J. (2011). "Ensemble empirical mode decomposition of monthly climatic indices relevant to Australian hydrolicmatology." *In Proceedings of the 19th International Congress on Modelling and Simulation*, Pert, WA, Australia, 12-16 December 2011, pp. 3615-3621.

Shin, J., Park, Y. and Kim, T. W. (2013). "Estimation of future design rainfalls in administrative districts using nonstationary GEV Model." *Journal of KOSHAM*, Vol. 13, No. 3, pp. 147-159 (in Korean).

Silva, A. T., Naghettini, M. and Portela, M. M. (2016). "On some aspects of peaks-over-threshold modeling of floods under nonstationarity using climate covariates." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 30, No. 1, pp. 207-224.

Solomon, S., Qin, D., Manning, M., Averyt, K. and Marquis, M. (Eds.). (2007). *Climate change 2007: The physical science basis*, Working group I contribution to the fourth assessment report of the IPCC, Cambridge university press.

Thiombiano, A. N., St-Hilaire, A., El Adlouni, S. and Ouarda, T. B.

M. J. (2018). “Nonlinear response of precipitation to climate indices using a non-stationary Poisson-generalized Pareto model: case study of southeastern Canada.” *International Journal of Climatology*, Vol. 38, No. 1, pp. 878-888.

Tramblay, Y., Neppel, L. and Carreau, J. (2011). “Climatic covariates for the frequency analysis of heavy rainfall in the Mediterranean region.” *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 11, pp. 2463-2468.

Vasiliades, L., Galiatsatou, P. and Loukas, A. (2015). “Nonstationary frequency analysis of annual maximum rainfall using climate covariates.” *Water Resources Management*, Vol. 29, pp. 339-358.

Wi, S., Valdés, J. B., Steinschneider, S. and Kim, T. W. (2016). “Non-stationary frequency analysis of extreme precipitation in South Korea using peaks-over-threshold and annual maxima.” *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 30, No. 2, pp. 583-606.

Wu, Z. and Huang, N. E. (2004). “A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method.” *Proceedings of the Royal Society of London. Series A*, Vol. 460, pp. 1597-1611.

Wu, Z. and Huang, N. E. (2009). “Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method.” *Advances in Adaptive Data Analysis*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-41.

Zhang, J., Yan, R., Gao, R. X. and Feng, Z. (2010). “Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition.” *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 24, pp. 2104-2123.