

비정상성을 가정한 서울지역 미래 확률강우량 산정

Estimation of the Future Probable Precipitation based on the Assumption of Non-Stationarity in Seoul

정민수* · 이태삼** · 이주현*** · 최현석**** · 윤선권*****

Jeong, Minsu* , Lee, Taesam** , Lee, JooHeon*** , Choi, Hyeonseok**** , and Yoon, Sunkwon*****

Abstract

In this study, an estimation of the future probable rainfall in Seoul, Korea, was performed, using non-stationary frequency analysis according to climate change and it was compared with the current probable rainfall. Hourly rainfall data provided by the Korea Meteorological Administration with durations of 1, 2, 3, 6, 12, 24, and 48-h were used as input. For the future projection of precipitation, the RCP 8.5 scenario was selected with the same durations. Moreover, the future hourly rainfall was extracted from using the daily precipitation from 29 Global Climate Models (GCMs), based on the statistical temporal down-scaling method and their corresponding bias corrections. Subsequently, the annual maximum precipitation was extracted for each year. In this study, both stationary and non-stationary frequency analysis was applied based on the observed and predicted time series data sets. In particular, the non-stationary frequency analysis, the Differential Evolution Markov Chain technique, which combines the Bayesian-based Differential Evolution and Markov chain Monte Carlo methods, was adopted. Finally, the current and future intensity-duration-frequency curves were derived from the optimal probability distribution, and each probable rainfall was estimated. The results of the 29-scenario are presented with quantile estimations. The non-stationary frequency analysis results for Seoul revealed rainfalls of 94.4 mm/h for 30 y, 101.7 mm/h for 50 y, and 111.5 mm/h for 100 y return periods. The average value of the 29-GCM model ensemble was estimated to be approximately 5 mm/h higher than that obtained from the stationary frequency analysis. Considering the changes in hydrological characteristics due to climate change in Seoul, the results of this study could be utilized to pro-actively respond to natural disasters due to such phenomena.

Key words : IDF Curves, Probable Precipitation, Temporal Downscaling, Non-stationary Frequency Analysis, DEMC

요 지

본 연구는 서울지역을 대상으로 하여 기후변화에 따른 정상성 및 비정상성을 가정하여 빈도분석을 수행하였고, 관측 및 예측 자료에 따른 현재와 미래의 지속시간별 확률강우량 산정 및 비교·검토를 수행하고자 하였다. 현재 상태의 확률강우량 산정을 위해 기상청에서 제공되는 지속시간별 강우자료를 수집하였고, 미래 입력 자료 구축을 위해 29개 GCMs 시나리오별 RCP 8.5에 대한 일별 강우량 자료를 이용하여 시간적 상세화(Downscaling) 및 편의보정(Bias correction) 등의 과정을 통해 지속시간별 1, 2, 3, 6, 12, 24, 48시간에 대한 예측자료를 생성하였다. 지속시간별 강우자료를 바탕으로 연최대치 계열을 추출하여 관측치는 정상성을 가정한 빈도분석을 수행하였으며, 최적확률분포형 적용을 통한 확률강우량 산정으로 미래 기간별 강우강도-지속시간-빈도(Intensity-Duration-Frequency, IDF) 곡선을 작성하였다. 또한, RCP 8.5에 대한 비정상성(Non-stationary) 빈도분석을 위해서는 베이지안을 기반으로 샘플링이 이루어지는 DE-MC 기법을 적용하였다. 예측에 활용된 29개 기후변화 시나리오 자료에 대한 각각의 산정 결과는 분위추정을 통해 결과를 제시하였다. 서울지점을 대상으로 비정상성 빈도분석 결과 재현기간 30년은 94.4mm이고, 50년은 101.7 mm, 100년은 111.5 mm로 분석되었으며, 정상성 빈도분석 결과와 비교하였을 때 앙상블 평균값은 약 5mm/hr 정도 높게 산정되었다. 서울지역의 기후변화에 따른 수문특성의 변화를 고려하는 경우 지속시간이 커질수록 경향성 및 변동폭이 증가를 보임에 따라 방재성능목표강우량에 대한 보다 세밀한 검토가 필요한 것으로 판단된다.

핵심용어 : IDF Curves, 확률강우량, 시간 상세화, 비정상성 빈도분석, DEMC

*정회원, (주)Law & Tech 선임연구원(E-mail: jminsoo03@naver.com)

Member, Research Fellow, Law & Tech Co. Ltd.

**정회원, 경상대학교 공과대학 토목공학과 부교수(E-mail: tae3lee@gnu.ac.kr)

Member, Associate Professor, Department of Civil Engineering, Gyeongsang National University

***정회원, 중부대학교 공과대학 토목공학과 교수(E-mail: leejh@joongbu.ac.kr)

Member, Professor, Department of Civil Engineering, Joongbu University

****서울기술연구원 안전방재연구실 선임연구원(E-mail: hschoi@sit.re.kr)

Research Specialist, Department of Disasters Prevention Research, Seoul Institute of Technology

*****교신저자, 정회원, 서울기술연구원 안전방재연구실 연구위원(Tel: +82-2-6912-0909, Fax: +82-2-380-3515, E-mail: skyoon@sit.re.kr)

Corresponding Author, Member, Research Fellow, Department of Disasters Prevention Research, Seoul Institute of Technology

1. 서론

기후변화는 대기의 수분 강화에 따른 강수량의 증가를 가져올 수 있으며, 이에 따라 어떤 지역의 강수량, 유출량 등 극대치 수문사상의 규모 또는 빈도 증가로 이어질 수 있다(Kite, 1993; Boorman and Sefton, 1997; Mirza et al., 1998). 이러한 극대치 수문특성 변화는 도심지의 침수 및 홍수 등의 수해 발생 및 막대한 경제적 손실로 이어질 수 있다. 서울시의 경우에도 지난 2010년 9월과 2011년 7월 내린 집중호우로 많은 피해를 경험한 바 있으며, 2018년 8월에는 도봉(187 mm), 강북(182.5 mm), 은평(172.5 mm) 등에서 발생한 집중호우로 인하여 1,450여 주택 및 상가 침수 및 인명피해가 발생한 바 있다. 따라서 기후변화와 관련한 여러 인자들의 전망 및 불확실성 분석 등을 통해 관측자료 기반의 강수량 변동특성 파악과 미래 기후변화 예측에 따른 확률강우량 산정 등 선제적 대응책을 마련할 필요성이 있다.

수문특성이 정상성을 가정하는 것은 장기간에 걸친 기후의 변화가 크지 않다는 가정이며, 이에 따른 익숙한 수문환경에 적절한 수공구조물 설계가 이루어져 왔다. 반면에 기후변화는 이러한 수문특성에 변화를 의미하는 것으로 다양한 극치사상 발생 및 그로 인한 수해의 변동특성과 영향력이 다른 자연재해보다 발생 범위가 넓고 피해의 강도가 보다 커질 수 있음을 시사하고 있다(e.g., Wood et al., 2011; IPCC, 2013; Sillmann et al., 2013). 따라서 여러 대응책 마련이 제시되고 있으며, 기후변화에 따른 장래 기후자료를 분석 및 예측과 함께 수문 시계열의 비정상성을 가정한 빈도분석 등의 연구가 이루어지고 있다.

기후변화에 따른 수문특성의 변화는 전 지구적인 문제로 Kingston et al. (2009)은 수문순환 변화에 따라 21세기에 평균 잠재증발산량이 열대지역 및 동아시아지역이 각각 14.1%, 15.4% 증가를 보인 바 있다. 국내의 경우에도 Kwon et al. (2007)은 과거 10년간(1996-2005년) 한반도 평균기온이 0.6 °C 상승 및 전체와 여름철 강수량이 각각 11% 및 18% 증가를 제시했고, Oh and Moon (2009)은 일 단위 강우에 따른 강우사상의 변동이 10년간 증가되는 반면에 강우 일수는 감소를 제시 한 바 있다.

이러한 수문상태는 미래에도 지속적인 발생을 예견하고 있으며, 미래 강수량 변화 분석을 위하여 전지구 기후모델(Global Climate Models, GCMs)을 이용한 연구가 이루어지고 있다. Villarini et al. (2013)은 결합모델 상호비교 프로젝트 5(Coupled Model Intercomparison Project, CMIP5)에 따른 RCP4.5 및 8.5의 계절적인 강수량의 변화 분석에 관한 연구를 수행한 바 있고, 국내에서도 Jeung et al. (2014)은 HadGEM3-RA에 따른 10개 강수관련 극한기후지수 분석을 통해 지역적 극치 강수 변동특성 및 증가패턴 연구를 수행하였고, Rim and Kim (2014)은 RCP 4.5 및 RCP 8.5에 따른 미래 기간별

강수량, 평균기온, 잠재증발산량의 비교를 통해 서울지역 건조 및 습윤 특성 변화를 보인 바 있다. 다만 기후변화 시나리오와 연관된 GCMs는 기존 정상성과 달리 매개변수 변동의 고려가 필요하다(Partal and Kahya, 2006). Adamowski and Bougadis (2003)는 비매개변수적 경향 분석인 Mann-Kendall 검정을 통해 Ontrio의 44개소 관측지점의 강우 지속시간별 및 연별 최대치계열의 변화를 확인한 바 있다.

따라서 매개변수 변동을 고려하여 다양성 있는 비정상성 빈도분석이 이루어지고 있다. Kwon et al. (2009)과 Jeong et al. (2018)은 자료 이동에 따른 평균과 매개변수 간의 선형적인 관계 추정을 통해 비정상성 강우빈도분석 및 확률 강우량에 대한 연구를 수행한 바 있다. 다만 선형추세 함수의 직접적인 적용에 따라 미래에 발생가능한 불확실성의 평가에는 어려움이 나타날 수 있다.

이러한 불확실성 극복을 목적으로 Sillmann et al. (2013)은 27개 기후모형을 이용한 극한 기후지수 분류 및 GCMs 앙상블을 통해 시나리오 불확실성의 정량화를 수행 한 바 있으며, Lee et al. (2010)은 베이저안 모형을 구성 및 몬테카를로(Monte Carlo) 시뮬레이션을 통한 비정상성 빈도분석을 수행한 바 있다.

특히, Lee et al. (2010)에서는 시뮬레이션 적용이 극치자료의 변동성에 대한 확률적 추론의 용이성 및 극치수문량 전망을 위한 기후변화 시나리오의 적합성을 제시하였고, 사후분포 매개변수의 추정을 위해 몬테카를로와 마르코프 체인(Markov chain)을 결합한 Markov Chain Monte Carlo(MCMC)와 Bayesian 모형을 이용하여 극치 수문자료에 대한 비정상성 강우 빈도분석을 수행하였다.

다만 MCMC에서 사용되는 일반적인 알고리즘은 메트로폴리스-헤스팅(Metropolis-Hastings), 깁스표본법(Gibbs Sampling) 등이며, 상대적으로 복잡성이 크거나 다중 최적화 등과 관련한 문제에서는 한계를 보일 수 있는 것으로 알려져 있다(Sherri et al., 2019). 따라서 Vrugt et al. (2009)는 이러한 문제의 극복을 위해 유전자 알고리즘과 유사성을 갖는 Differential Evolution (DE)와 MCMC의 결합을 통해 Differential Evolution Markov Chain (DE-MC)를 제안 한 바 있다.

본 연구는 기후변화에 따른 서울지역을 대상으로 정상성 및 비정상성을 가정한 빈도분석의 수행 및 현재와 미래의 확률강우량 산정 및 비교·검토를 수행하였다. 확률강우량 산정을 위한 입력자료 구축을 위해 기상청에서 제공되는 1961~2018년의 장기 관측 자료와 CMIP5에서 제공하는 29개 GCMs의 RCP 8.5에 대한 예측 자료의 일 단위 강우량 자료를 수집하였다. 또한 시공간적 상세화(Downscaling) 및 편이보정(Bias Correction) 등의 과정을 통해 지속시간별 1, 2, 3, 6, 12, 24, 48 시간 강우자료를 생산 및 적용하였다. 또한 지속시간별 연 단위 시계열 자료의 극치 강수량을 추출 및 변동성과 경향성을 분석하였고, 분포형의 선정은 극단치를 고려한 GEV를 채택하였다. 기후변화에 따른 비정상성

빈도분석을 위해 강우를 입력 인자로 샘플링 기법인 DE-MC 기법을 적용하였다. 관측자료는 정상성으로 가정하고, RCP 8.5는 비정상성으로 가정하여 각각의 정상성 및 비정상성 빈도분석이 이루어졌으며, 이에 따른 강우강도-지속시간-빈도(Intensity Duration Frequency, IDF) 곡선을 작성 및 확률강우량을 산정하여 결과에 대한 비교·검토를 수행하였다.

2. 분석 자료

2.1 Input Data

본 연구는 기후변화를 고려한 서울지역의 IDF 곡선을 작성하고 미래 확률강우량을 산정하고자 하였다. 이를 위해 주요 관측강우 자료와 기후변화 시나리오에 따른 예측 수문 자료를 주요인자로 하였다. 현재의 확률강우량 산정을 위해 강우자료는 기상청 중관기상관측시스템(Automated Synoptic Observing System, ASOS)에서 제공되는 시간 단위 강우자료(1961~2018년)를 수집하였고, 예측 자료는 기후변화에 따른 RCP 8.5의 기후모델을 선택 및 일 단위 강우량을 적용하였다.

2.2 Temporal Downscaling of Precipitation Data

제시된 29개 GCM을 대상으로 Current (1976~2005): Base Period, RCP 4.5 and RCP 8.5 (2006~2099) 기간에 대하여 추출된 연최대강우를 바탕으로 일 강수량을 시간 단위의 지속 시간별 강수량 자료로 시간적 상세화(Temporal Downscaling) 하였다. Table 1은 본 연구에서 선정한 29개 GCM 모델을 나타내고 있다.

GCM별 격자 강수량 자료 추출은 Cho et al. (2018) 이 개발한 APCC Integrated Modeling Solution (AIMS, <http://aims.apcc21.org/>)를 사용하였고, GCM별 편이보정은 Simple Quantile Mapping (SQM)을 적용하였다. 또한, 시간단위 강수량의 상세화를 위해 Lee and Ouarda (2011)의 k-nearest neighbor resampling (KNNR) 기법과 유전 알고리즘 (Genetic Algorithm, GA)를 혼합한 비모수 통계적 시간상세화모형을 적용하였다. 제시된 시간 상세화를 위한 여러 과정을 통해지속시간별 1, 2, 3, 6, 12, 24, 48시간에 대한 연도별 최대 강우자료를 추출이 이루어졌다.

Fig. 1은 시간 상세화 결과를 예시로 여러 GCM 중에서 GCM-1 (CCMS4)의 지속시간별 1, 2, 6, 24시간의 연 최대 강우자료 추출 결과다. 그림에서 파란 실선은 관측 시간강우량의 연별 최대치 계열, 붉은 실선은 관측기간(Current)에서 상세화된 연별 최대 강우량 계열, 녹색과 검은색 실선은 RCP 4.5, RCP 8.5 시나리오별 시간적 상세화이다. 상세화 결과 Current 기간에서 발생된 최대 강우량을 제외하면 전반적으로 연도별 증가 추세가 나타났다. 미래 전망에서도 관측 기간에 비해 강수량 크기와 변동성이 점차 증가되는 것으로 나타났다.

Table 1. Selected GCM Models (Yoon et al., 2017)

No	GCMs	Resolution	
		Latitude (°)	Longitude (°)
1	CCSM4	0.9420	1.2500
2	CESM1-BGC	0.9420	1.2500
3	CESM1-CAM5	0.9420	1.2500
4	CMCC-CM	0.7480	0.7500
5	CMCC-CMS	1.8650	1.8750
6	CNRM-CM5	1.4010	1.4060
7	CSIRO-Mk3-6-0	1.9000	1.9000
8	CanESM2	2.7910	2.8130
9	FGOALS-g2	1.6590	2.8130
10	FGOALS-s2	1.6590	2.8130
11	GFDL-CM3	2.0230	2.5000
12	GFDL-ESM2G	2.0230	2.5000
13	GFDL-ESM2M	2.0230	2.5000
14	HadGEM2-AO	1.2500	1.8750
15	HadGEM2-CC	1.2500	1.8750
16	HadGEM2-ES	1.2500	1.8750
17	IPSL-CM5A-LR	1.8950	3.7500
18	IPSL-CM5A-MR	1.2680	2.5000
19	IPSL-CM5B-LR	1.8950	3.7500
20	MIROC-ESM	2.7910	2.8130
21	MIROC-ESM-CHEM	2.7910	2.8130
22	MIROC5	1.4010	1.4060
23	MPI-ESM-LR	1.8650	1.8750
24	MPI-ESM-MR	1.8650	1.8750
25	MRI-CGCM3	1.1220	1.1250
26	NorESM1-M	1.8950	2.5000
27	BCC-CSM1-1	2.7910	2.8130
28	BCC-CSM1-1-M	1.1220	1.1250
29	INM-CM4	1.5000	2.0000

3. 분석 방법

본 연구는 기후변화를 고려한 미래 확률강우량 산정이며, 적절한 분석기법을 제시하고자 하였다. 일반적인 기후변화 특성의 파악을 위해 경향성 및 변동성에 대한 분석이 이루어지고 있으며, 특히, 경향성 파악을 통해 기존의 수문 분석에 있어 정상성과 비정상성에 대한 구분 적용이 이루어지고 있다. 정상성을 가정한 빈도분석의 일반적인 절차는 통계적 과정에 따른 적합도 검정 및 최적 확률분포형 선정이 이루어

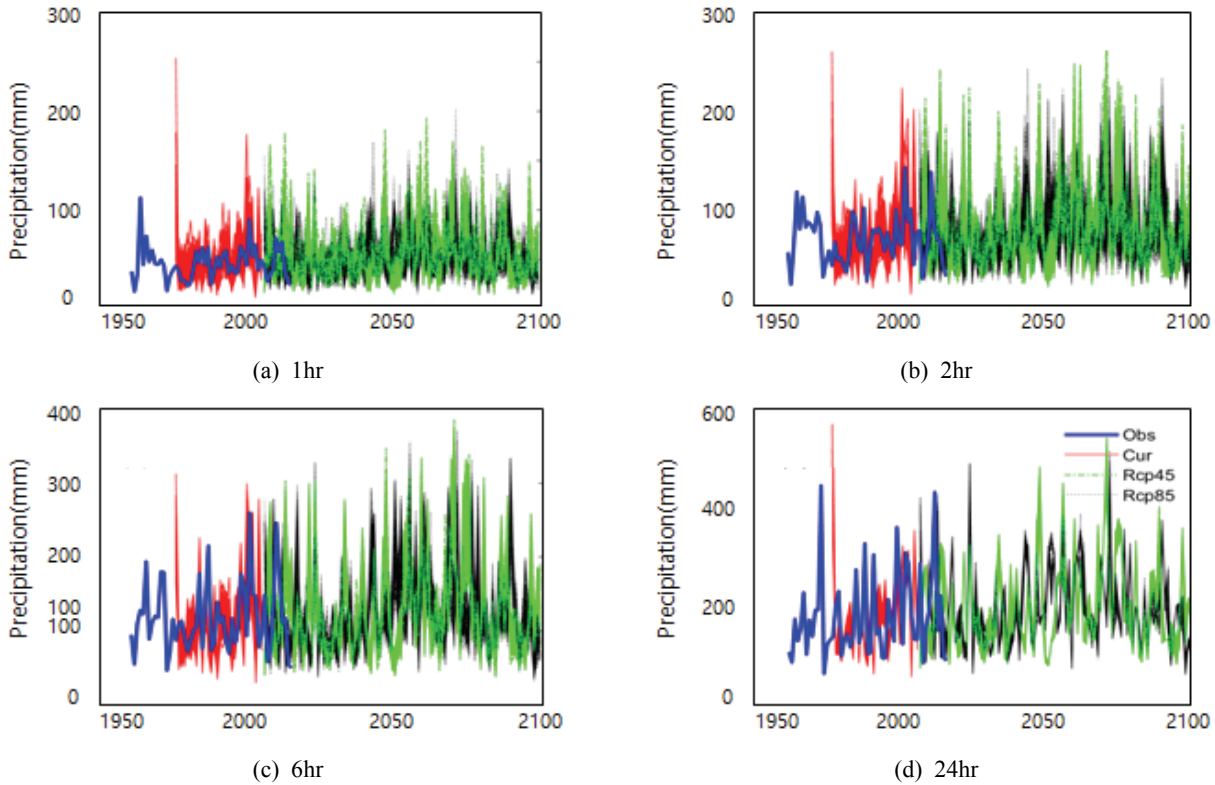


Fig. 1. Temporal Downscaling of Precipitation and its Annual Maximum Series (GCM-1: CCSM4). (a) to (d) indicate rainfall duration of 1-hr, 2-hr, 6-hr, and 24-hr, respectively

진다(Park et al., 2015). 이와 달리 최근 기후변화의 발생 및 장래 추이의 관찰을 통해 비정상성 접근에 대한 문제가 제기되고 있으며, 본 연구에서도 비정상성 빈도분석 기법을 적용하고자 하였다.

3.1 Trend Analysis of Rainfall

수문시계열자료 변화 추정을 위해 변동성과 경향성이 적용되고 있다. 변동성은 시계열 자료의 매개변수인 평균 및 분산 등이 편차 변화를 살핌으로서 변동 시점을 파악하고, 변동 전·후의 매개변수에 대한 통계적 유의성을 검정이 이루어진다. 관련한 여러 분석기법이 제시되고 있으며, 본 연구는 자료수가 다른 경우에도 적용할 수 있도록 Wilcoxon 식의 변형을 통해 2개 자료군 분포의 동일성을 검정하는 Mann-Whitney u 기법을 적용하였으며, 다음 Eq. (1)과 같다 (Mann and Whitney, 1947).

$$u_c = \frac{U - \frac{mn}{2}}{\frac{1}{12}[mn(m+n+1)]^{1/2}} \quad (1)$$

여기서, m과 n은 각각 표본의 자료크기이고, $U_1 = mn + \frac{m}{2}(m+1) - R_m$, $U_2 = mn - U_1$ 이며, R_m 은 x_i 를 순서

대로 나열한 순위 값의 합이다.

또한 경향성 분석에는 자료의 증감경향을 매개변수/비매개변수에 의해 통계적 유의성을 검정하고, 수문분야에 많은 적용성을 갖는 Mann-Kendall을 적용하였다(Mann, 1945; Kendall, 1975).

3.2 Probable Rainfall Estimation

정상성을 가정한 확률강우량 산정의 일반절차는 실측 강우량을 이용하여 연 최대치, 또는 연초과치 강우량 추출 및 평균, 표준편차, 왜곡도 및 첨예도 계수 등의 산정이다. 또한 대상 자료 도서를 통해 시간별 크기 및 변화추이 파악이 이루어지고, 예비해석 과정인 변동성, 경향성 및 무작위성 검정(Randomness Test) 등이 이루어진다. 빈도해석을 위해 적합한 확률분포형을 선택 및 매개변수 추정이 이루어지며, 매개변수 추정 값의 적합도 검정을 통해 최적 확률분포형 선정 및 지속시간, 재현기간별 확률강우량을 산정이 이루어진다. 국내의 경우 한국확률강우량도에서 제시되고 있는 분포형에 따라 Gumbel 분포를 채택하였다.

3.3 Non-Stationary Frequency Analysis

기후변화에 따른 다양한 시나리오와 시나리오별 해상도에 따른 여러 GCMs가 제공되고 있어 어떤 지역의 미래 예측 결과를 선정에는 많은 어려움이 있다. 따라서 여러

GCMs의 비정상성 빈도분석을 수행하고, 분위추정으로 확률강우량을 산정하였다. 매개변수는 시간흐름에 따른 고정 및 변동성 고려를 위해 다음 Eq. (2)로 제시된 선형 추세를 고려하였다(Renard et al., 2013; Meehl and Arblaster, 2003).

$$f(\theta) = \theta_1 t + \theta_0 \quad (2)$$

여기서, $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$ 이고, t 는 시간이다. 또한, 비정상성을 가정한 분포형은 극단값 이론과 맥락을 같이하는 GEV 분포를 채택하였으며, 다음 Eq. (3)과 같다(Gumbel, 1958; Katz, 2013).

$$\psi(x) = \exp\left\{-\left(1 + \xi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right)^{-\frac{1}{\xi}}\right\}, \quad (3)$$

$$\left(1 + \xi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right) > 0$$

여기서, μ 는 위치매개변수, σ 는 축척매개변수, ξ 는 형상 매개변수이며, 특히, ξ 는 분포의 꼬리 거동을 지배한다. 한편으로는 개별적 GCM을 이용한 장래 예측에 있어서도 근본적인 불확실성이 있다. 따라서 샘플링 기법에 따른 비정상성 빈도분석 절차를 수행하고자 하였다. 샘플링 적용에 앞서 예측 가능한 최적의 미래 상태 탐지를 위해 통계적 접근을 통한 사후확률의 추론으로 알려진 베이즈 정리를 적용하였으며, 다음 Eq. (4)는 GEV 분포 매개변수 추정을 위한 베이즈 정리를 나타낸 것으로 관측치 사이에 독립성을 가정하였다 (Coles, 2001; Renard et al., 2013).

$$p(\vec{\beta}|\vec{y}, x) \propto (\vec{y}|\beta, x)p(\beta|x) \quad (4)$$

여기서, β 는 GEV 분포의 매개변수, \vec{y} 는 자료, $p(\beta|x)$ 는 사전분포, $(\vec{y}|\beta, x)$ 는 우도 함수, $p(\beta|\vec{y}, x)$ 는 사후분포이다.

또한, 사후분포 함수 추정을 위해 베이저안 추론에서는 모수를 확률적 규칙에 따른 변수로 가정하여 다음 Eq. (5)로 제시될 수 있다.

$$p(\vec{y}|\beta, x) = \prod_{t=1}^{N_t} p(y_t|\beta, x(t)) \prod_{t=1}^{N_t} p(y_t|\mu(t), \sigma, \xi) \quad (5)$$

여기서, $x(t)$ 는 비정상성을 가정한 모든 공변량 값의 집합 이고, $\beta = (\mu_1, \mu_0, \sigma, \xi)$ 와 $\theta = (\mu, \sigma, \xi)$ 는 각각 비정상성 및 정상성에 따른 매개변수이다.

다음으로 베이저안 정리와 샘플링 기법의 적용에 따른 사후분포의 추정이 이루어진다. 이 경우 몬테카를로와 마르코프 체인을 결합한 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 기법이 많이 적용되고 있지만 Sheri et al. (2019)은 상대적으로 복잡성이 크거나 다중 최적화 등과 관련된 문제에서 MCMC 기법이 한계를 제시한 바 있다. 교차

(Crossover)와 변이(Mutation) 측면에서 유전자 알고리즘과 유사성을 갖는 Differential evolution (DE)와 MCMC를 결합 및 베이저안에 따른 조건부적인 샘플링 기법인 Differential Evolution Markov Chain (DE-MC)을 적용하였다. 다음 Eq. (6)은 DE의 i 번째 구성원 x_i 에 대한 식을 나타내었다(Storn and Price, 1997).

$$\mathbf{x}_p = \mathbf{x}_{R0} + \gamma(\mathbf{x}_{R1} - \mathbf{x}_{R2}) \quad (6)$$

여기서 \mathbf{x}_{R0} , \mathbf{x}_{R1} , \mathbf{x}_{R2} 는 모집단 X_{-1} 로부터 무작위 선택된다. 또한 Eq. (6)은 다음의 Eq. (7)로 대체되어진다.

$$\mathbf{x}_p = \mathbf{x}_i + \gamma(\mathbf{x}_{R1} - \mathbf{x}_{R2}) + \epsilon \quad (7)$$

여기서, \mathbf{x}_p 는 생성되는 벡터이며, \mathbf{x}_i 는 연쇄의 i 번째이고, \mathbf{x}_{R1} 와 \mathbf{x}_{R2} 는 연쇄 내에서 랜덤하게 선택되는 것들이다 ($i \neq R1 \neq R2$). 또한 ϵ 은 가우시안 분포의 오차로 생성되는 벡터의 퇴화(Degeneracy)를 해소한다. DE에서 확률적인 수용 규칙은 $\min(1, r)$, $r = \pi(\mathbf{x}_p)/\pi(\mathbf{x}_i)$ 를 따르며, DE-MC는 이러한 일련의 알고리즘으로 정의될 수 있다.

4. 분석결과

4.1 Stationary Frequency Analysis with Obs

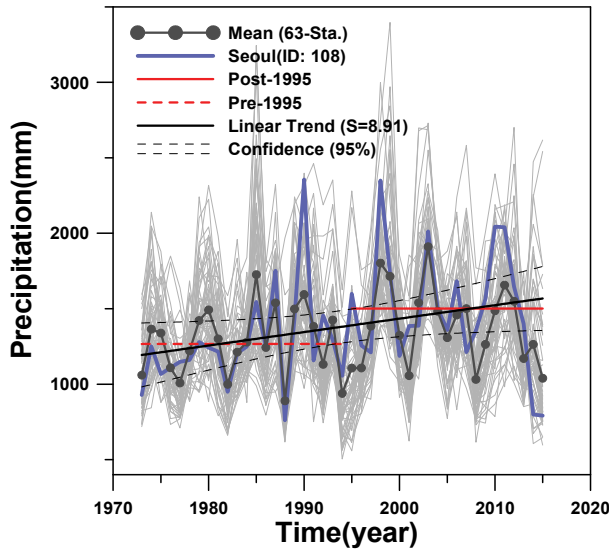
기후변화 영향에 따른 서울지역 수문특성 검토를 위해 변동성 및 경향성 검토를 수행하였다. 서울지역 변동성을 분석에 앞서 한반도 이남의 63개 지점에 대한 변동성 분석을 수행하였으며, 그 결과 1995년을 기준으로 신뢰구간 95% (유의수준 5%) 이내에서 유의한 강수량 증가 경향을 보임에 따라 서울지점에도 동일한 기준을 적용하였다.

다음 Fig. 2는 서울지역의 연도별 및 우기에 해당하는 강우 총량의 변동성 분석결과를 전국 63개 지점 결과와 비교하여 나타내었다. Fig. 2(a)의 서울지점 연평균 강수량은 1995년을 기준으로 1,266 mm에서 1,500 mm로 234 mm 증가를 보였다.

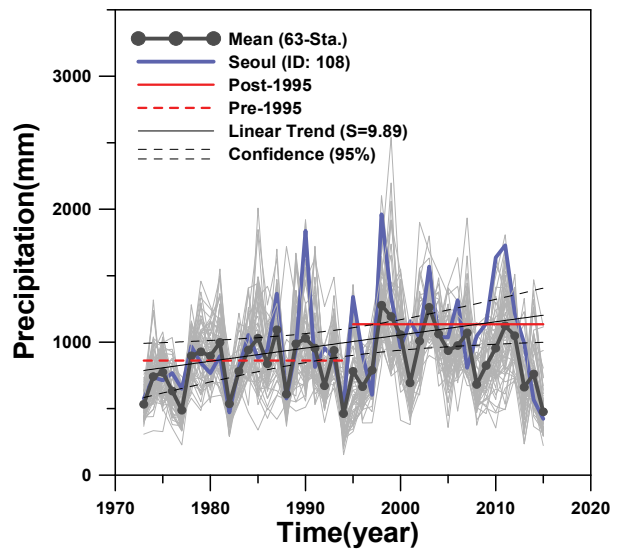
Fig. 2(b)의 여름철(JJAS)에는 862 mm에서 1,134 mm로 272 mm 증가로 나타났다.

다음으로 서울지역 경향성 분석을 수행하였다. 경향성 분석에는 강수량 및 강우발생 시간에 대한 검토도 함께 수행하였다. 두 인자가 강우와 관련 인자이지만 속성은 상이함에 따라 강수량은 지속시간별로 추세를 검토하였고, 강우 발생 시간은 연도별 및 분기별(1~4분기)로 구분하여 검토하였으며, 그 결과는 다음 Fig. 3으로 나타내었다.

경향성 분석결과 Fig. 3(a)는 지속시간별 최대 강수량 및 추세를 나타내었다. 결과적으로 지속시간이 1시간에서는 추세 증가가 적은 반면에 지속시간이 길어질수록 확연한 증가 추세를 나타냈다.



(a) Annual Precipitation



(b) JJAS Precipitation

Fig. 2. Results on Trend and Change Analysis of (a) Annual Total Precipitation and (b) JJAS Precipitation over Seoul

Fig. 3(b)는 분기별 1~4분기, 우기(6~9월) 및 연도별 강우 발생 시간을 나타내었다. 이 경우 1분기 강우 발생시간은 증가하는 반면에 2, 3분기 및 연도별 강우 발생시간의 증감이 보이지 않았으며, 우기 및 3분기에는 강우 발생 시간 감소로 나타났다.

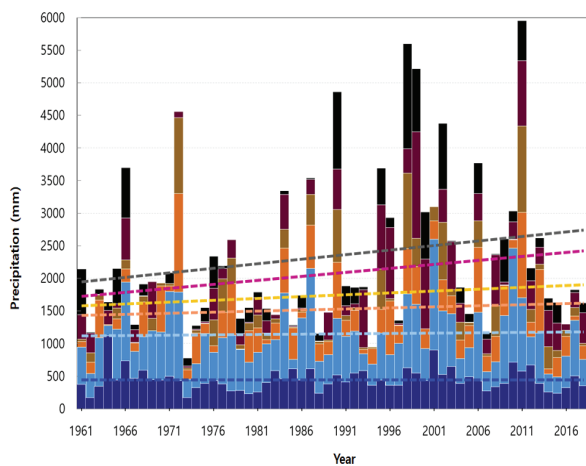
다음의 Fig. 4는 서울지점의 과거부터 현재까지의 관측 자료를 기반으로 IDF 곡선을 작성한 결과이다.

또한, Table 2는 재현기간별 확률강우량을 산정한 결과이다. 산정결과 지속시간 1시간에 대한 10년, 50년, 100년 빈도에 대한 확률강우량은 각각 74.7 mm/hr, 98.6 mm/hr, 108.7 mm/hr 인 것으로 분석되었다. 또한, 현재 행정안전부에서 제시되고 있는 서울지점의 지속시간별 1, 2, 3시간별 30년 빈도에 대한 방재성능목표 강우량인 94.3 mm, 136.0 mm, 173.1 mm와

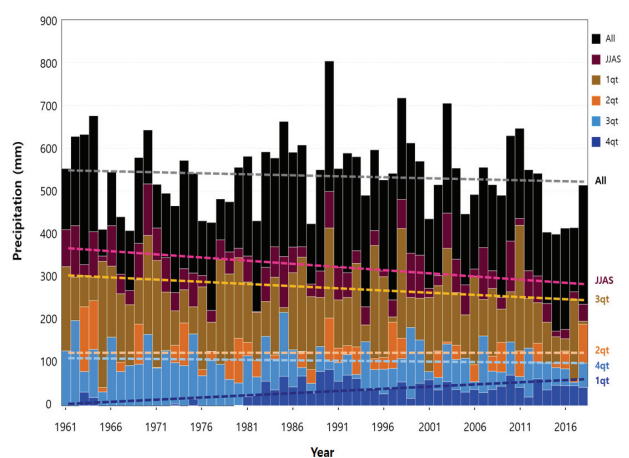
비교하는 경우 각각 91.1 mm, 135.6 mm, 172.4 mm로 30년 빈도 1시간에서는 3.2 mm만큼 감소를 보인 반면에 2시간 및 3시간에서는 다소 감소되는 결과로 나타났다.

4.2 Nonstationary Frequency Analysis with RCP 8.5

다음 Fig. 5는 RCP 8.5 시나리오에 따른 29개 GCMs를 이용하여 비정상성 빈도분석을 수행하고, 그 결과를 지속시간별 및 빈도별 10, 20, 30, 50, 100, 200년 각각에 대해 분위 추정하여 나타낸 결과이다. 그림에서 붉은색 실선은 29 GCMs의 평균치인 분위수 50% (Quantile 50%)를 의미하며, 붉은색 점선과 파선은 각각 분위수 5%와 95% 값을 나타내었다.



(a) Trends of AMS



(b) Annual total & Quarter (1~4) Rainy hours

Fig. 3. Trends of Annual Maximum Precipitation in Each Rainfall Duration and the Sum of Rainy Hours in Each Season in Seoul

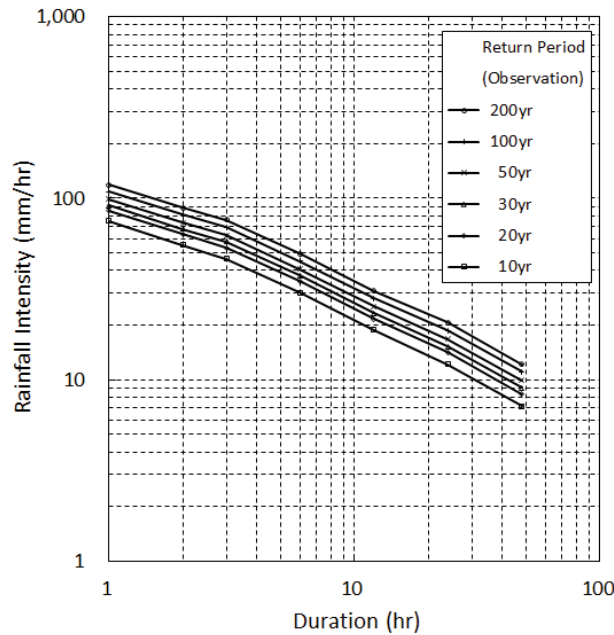


Fig. 4. Stationary IDF Curves Based on the Observed Data in Seoul

Table 2. Current state Probable Rainfall based on the Stationary Frequency Analysis in Seoul

Return Period	Duration (hr)						
	1	2	3	6	12	24	48
10 yr	74.7	110.6	139.1	181.4	225.4	290.7	344
20 yr	85.2	126.5	160.2	208.8	259.3	338.9	400.8
30 yr	91.1	135.6	172.4	224.6	278.9	366.6	433.5
50 yr	98.6	146.9	187.5	244.3	303.3	401.2	474.4
100 yr	108.7	162.3	208	270.9	336.3	447.9	529.4
200 yr	118.8	177.6	228.3	297.4	369.2	494.5	584.3

또한, 다음 Fig. 6은 Fig. 5에서 제시된 분위수 50%에 대한 IDF 곡선을 작성한 결과이다.

Table 3은 RCP 8.5 시나리오를 바탕으로 비정상성을 가정한 빈도분석을 수행하여 재현기간별 확률강우량을 산정한 결과이다. 분석결과 지속시간 1시간에 대한 10년, 50년, 100년 빈도에 대한 확률강우량은 각각 78.3 mm/hr, 101.7 mm/hr, 121.8 mm/hr인 것으로 분석되었다. 현재 행정안전부에서 제시되고 있는 서울지점 지속시간별 1, 2, 3시간별 30년 빈도에 대한 방재성능목표 강우량 94.3 mm, 136.0 mm, 173.1 mm와 비교한 경우 각각 94.4 mm, 146.3 mm, 189.0 mm로 30년 빈도 1시간은 유사한 값을 나타냈지만 지속시간 2시간은 10.3 mm, 3시간은 15.9 mm로 지속시간이 길어질수록 편차가 커지는 것으로 나타났다.

또한, Table 3의 ()는 RCP 8.5와 관측자료의 확률강우량 값의 차이를 관측치 확률강우량으로 나누어 백분율(%)로 나타낸 것이다. 결과적으로 지속시간이 1 hr인 경우에는 증가폭이 2.5-4.8 (%)인 반면에 지속시간이 커질수록 증가폭이 크게 나타났으며, 48 hr에서는 빈도별로 약 26%의

유사한 증가비율로 나타났다.

5. 결론

본 연구에서는 기후변화를 고려한 서울지역의 현재 및 미래 확률강우량 산정을 위한 방법을 제시하고 그 결과의 비교 검토를 수행하고자 하였다. 기후변화에 따른 확률홍수량 산정에 있어서는 몇 가지 가정사항이 고려 될 수 있다.

첫째로 입력자료에 대한 검토이다. 기후변화는 어떤 지역의 수문특성 변화에 상당한 영향을 끼칠 수 있지만 그 특성을 완전히 이해하는 것은 어려움이 있다. 본 연구에서는 경향성과 변동성 분석을 통해 기후변화 영향을 검토하였다. 변동성 분석에는 기상청 산하 61개 관측지점에 대한 Mann-Whitney u 기법을 적용하였고, 그 결과 1995년이 기후 변동시점인 것으로 나타났다. 서울지역의 변동성 분석을 위해서는 연평균 강수량과 우기인 6-9월의 변화를 살펴보고자 하였으며, 그 결과 각각이 234 mm, 272 mm 증가로 나타났다. 이와 달리 기후변화에 따른 경향성 검토를 위해서는 확률홍수량 산정을

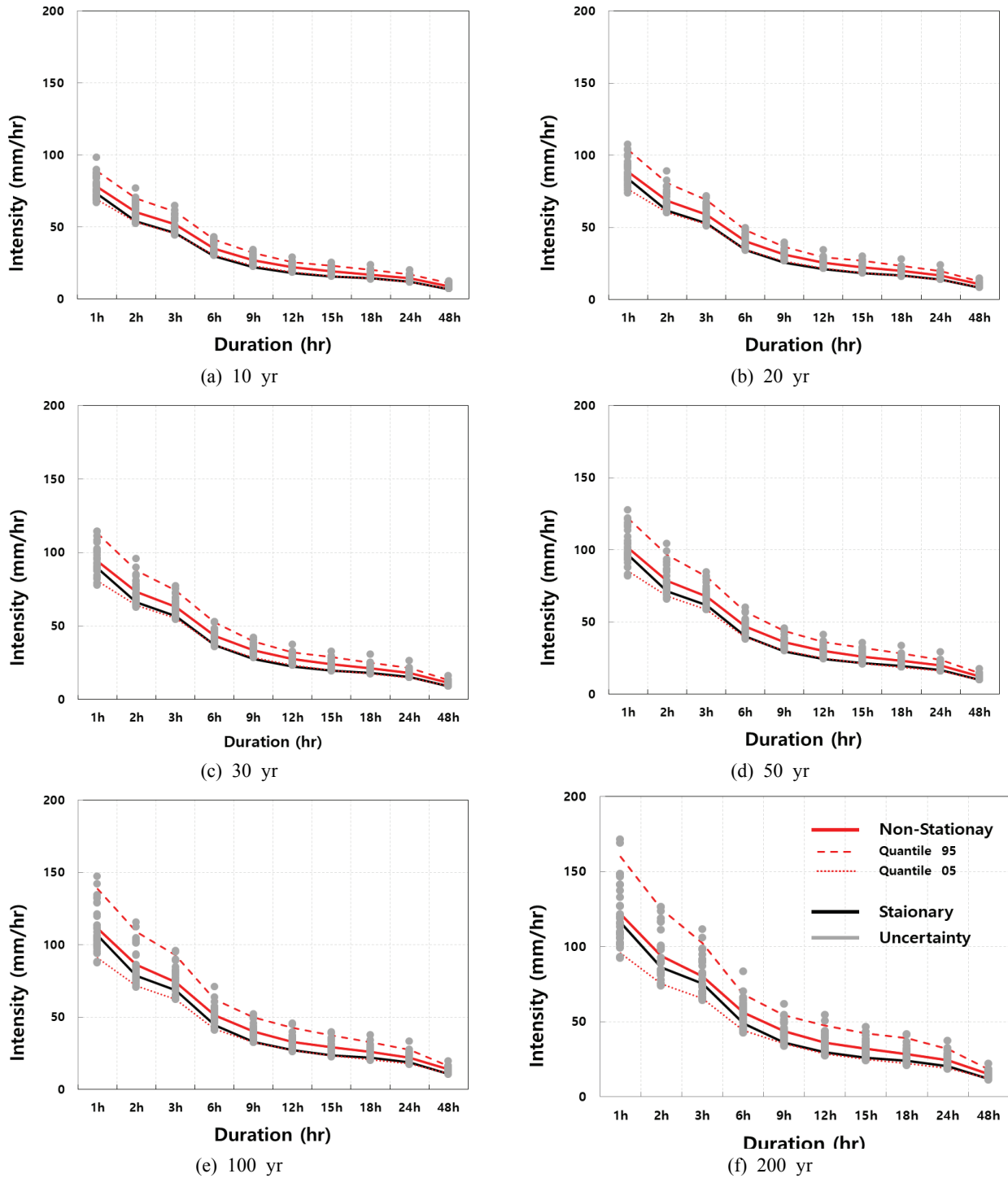


Fig. 5. Results on Non-stationary Frequency Analysis for the CMIP5 29-GCM Under RCP 8.5

위한 입력자료와 동일하게 지속시간별 1, 2, 3, 6, 12, 24, 48시간에 대한 연도별 추세의 변화를 검토하였고, 또한 강우 발생 시간을 연 단위 및 우기와 분기별로 검토를 수행하였다. 결과적으로 강우량의 발생은 지속시간이 길어질수록 추세의 증가가 확인한 것으로 나타났으며, 강우 발생 시간은 우기에 확인한 감소추세를 보였다. 따라서 서울지역의 여름철 강우량

은 증가인 반면에 발생시간은 오히려 감소됨에 따른 집중호우 등이 위험이 커질 수 있는 것으로 판단되었다.

둘째로 확률강수량 분석기법에 대한 검토이다. 기후변화의 구분은 장기 시계열 자료의 통계적인 매개변수의 거동이 고정/변동에 따른 접근 방법이 상이 할 수 있으며, 기후변화를 반영하는 경우는 매개변수 거동을 고려한 비정상성 빈도

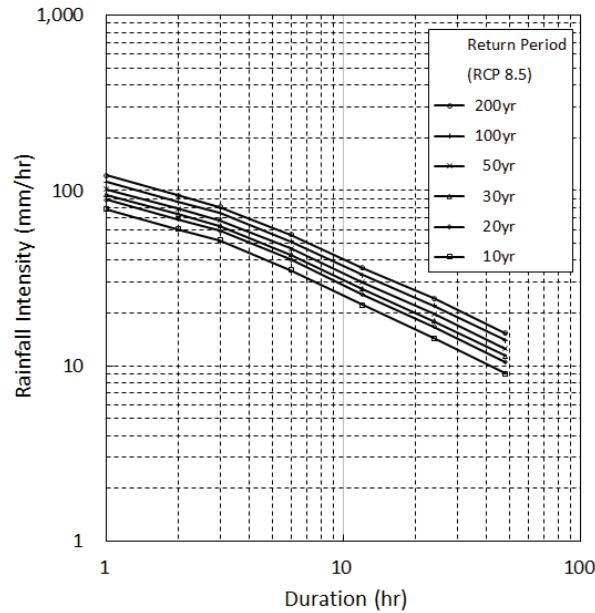


Fig. 6. Non-stationary IDF Curves Based on the RCP 8.5 Scenarios in Seoul

Table 3. Future Probable Rainfall under RCP 8.5 Using Nonstationary Frequency Analysis in Seoul

Return Period	Duration (hr)						
	1	2	3	6	12	24	48
10 yr	78.3	120.9	156.0	210.3	267.2	345.6	433.2
	(4.8)	(9.3)	(12.1)	(15.9)	(18.5)	(18.9)	(25.9)
20 yr	88.4	137.2	177.1	241.4	307.3	401.6	506.1
	(3.8)	(8.5)	(10.5)	(15.6)	(18.5)	(18.5)	(26.3)
30 yr	94.4	146.3	189.0	258.9	330.3	433.5	547.4
	(3.6)	(7.9)	(9.6)	(15.3)	(18.4)	(18.2)	(26.3)
50 yr	101.7	157.4	203.6	280.2	358.5	473.5	599.1
	(3.1)	(7.1)	(8.6)	(14.7)	(18.2)	(18.0)	(26.3)
100 yr	111.5	172.5	222.5	308.3	395.7	528.0	668.2
	(2.6)	(6.3)	(7.0)	(13.8)	(17.7)	(17.9)	(26.2)
200 yr	121.8	187.4	240.9	335.9	433.0	581.6	736.9
	(2.5)	(5.5)	(5.5)	(12.9)	(17.3)	(17.6)	(26.1)

* Note: () indicates percentage of the result in Eq. $\{(RCP\ 8.5-Obs.)/Obs.\} \times 100$.

해석으로 접근이 이루어지고 있다. 본 연구에서도 현재 상태의 확률강우량 산정을 위해 기존의 정상성 빈도해석을 적용하였으며, 미래 확률강우량 산정에는 기후변화 시나리오에 따른 RCP 8.5의 29개 GCM 모델을 적용하였고, 그 결과는 분위추정에 대한 50%에 해당하는 결과를 제시하였다. 또한, 개별 GCM 분석에는 베이지안 기반의 샘플링 기법을 적용한 DE-MC를 적용하였다. 따라서 정상성을 가정한 현재의 확률홍수량과 비정상성을 가정한 장래 확률홍수량을 산정한 결과 지속시간이 길어질수록 현재의 확률홍수량보다 증가 비율이 상당히 높아지는 것으로 분석되었다.

특히, 행정안전부에서 제시되고 있는 방재성능목표 강우량과 비교하는 경우 30년 빈도 지속시간 1hr에 해당하는 94.3 mm에서는 관측치는 3.2 mm 작게 나타났지만 예측치는 0.1 mm로 유사한 결과로 나타났다. 반면에 지속시간이 길어질수록 그 편차가 크게 나타났으며, 3 hr에 해당하는 173.1 mm에서는 관측치는 약 0.7 mm 작게 나타났지만 예측치는 16.0 mm로 방재성능목표 강우량보다 9.2% 증가되는 것으로 나타났다. 따라서 현재 제시되고 있는 방재성능목표 강우량에 대한 보다 세밀한 검토가 필요한 것으로 판단되었다. 서울지역의 기후변화에 따른 수문특성의 변화를 고려하는

경우 지속시간이 커질수록 경향성 및 변동 폭이 증가되는 것으로 나타났으며, 확률홍수량 산정결과에서도 이러한 경향이 반영되는 것으로 판단되었다. 본 연구를 통해 산정된 결과는 도심지 침수방지를 목적으로 설치 되고 있는 서울시의 하수관거, 저류시설, 빗물유출 저감시설 및 하천의 수공구조물 설계빈도 진단 및 재평가 등 여러 분야에 적용 및 수방안전 분야 정책수립을 위한 기초자료로 활용성을 가질 것으로 사료되었다.

감사의 글

본 연구는 서울기술연구원 2018년도 연구사업(2018-AB-003: 서울시 기후변화 영향을 고려한 확률강우량 산정 연구)에 의해 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

References

- Adamowski, K., and Bougadis, J. (2003). Detection of trends in annual extreme rainfall. *Hydrological Processes*, Vol. 17, No. 18, pp. 3547-3560.
- Boorman, D.B., and Sefton, C.E.M. (1997). Recognising the uncertainty in the quantification of the effect of climate change on hydrological response. *Climate Change*, Vol. 35, pp. 415-434.
- Cho, J.P., Jung, I.G., Cho, W.I., and Hwang, S.W. (2018). User-centered climate change scenarios technique development and application of Korean Peninsula. *Journal of Climate Change Research*, Vol. 9, No. 1, pp. 13-29.
- Coles, S. (2001). *An introduction to statistical modeling of extreme values*. London, UK: Springer.
- Gumbel, E.J. (1958). *Statistics of extremes*. New York, NY, USA: Columbia University Press.
- Intergovernmental Panle on Climate Change (IPCC). (2013). *Climate change 2013: The physical science basis*. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panle on Climate Change, Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Jeung, S.J., Sung, J.H., and Kim, B.S. (2014). Change projection of extreme indices using RCP climate change scenario. *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 46, No. 11, pp. 1089-1101.
- Jeong, M.S., Yoon, S.K., Park, S.Y., Jung, J.W., and Lee, J.H. (2018). Non-stationary frequency analysis of future extreme rainfall using CMIP5 GCMs over the Korean Peninsula. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 18, No. 3, pp. 73-86.
- Katz, R.W. (2013). Statistical methods for nonstationary extremes. In A. AghaKouchak, D. Easterling, K. Hsu, S. Schubert, S. Sorooshian (Eds.), *Extremes in a changing climate* (pp. 15-37), Water Science and Technology Library Vol. 65. Dordrecht, Netheland: Springer.
- Kendall, M.G. (1975). *Rank correlation methods* (4th ed.). London, UK: Charles Griffin.
- Kingston, D.G., Todd, M.C., Taylor, R.G., Thompson, J.R., and Arnell, N.W. (2009). Uncertainty in the estimation of potential evapotranspiration under climate change. *Geophysical Research Letter*, Vol. 36, L20403. doi:10.1029/2009GL040267
- Kite, G.W. (1993). Application of a land class hydrological model to climate change. *Water Resour. Res.*, Vol. 29, No. 7, pp. 2377-2384.
- Kwon, M., Jhun, J.G., and Ha, K.J. (2007). Decadal change in East Asian summer monsoon circulation in the mid-1990s. *Geophys. Res. Lett.*, Vol. 34, L21706. doi:10.1029/2007GL-031977
- Kwon, Y.M., Park, J.W., and Kim, T.W. (2009). Estimation of design rainfalls considering an increasing trend in rainfall data. *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 29, No. 2B, pp. 131-139.
- Lee, J.J., Kwon, H.H., and Kim, T.W. (2010). Concept of trend analysis of hydrologic extreme variables and nonstationary frequency analysis. *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 30, No. 4B, pp. 389-397.
- Lee, T., and Ouarda, T.B.M.J. (2011). Prediction of climate nonstationary oscillation processes with empirical mode decomposition. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, Vol. 116, No. D6, D06107. doi:10.1029/2010JD015142
- Mann, H.B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica*, Vol. 13, No. 3, pp. 245-259.
- Mann, H.B., and Whitney, D.R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 18, No. 1, pp. 50-60.
- Meehl, G.A., and Arblaster, J.M. (2003). Mechanisms for projected future changes in South Asian monsoon precipitation. *Clim. Dyn.*, Vol. 21, pp. 659-675.
- Mirza, M.Q., Warrick, R.A., Ericksen, N.J., and Kenny, G.J. (1998). Trend and persistence in precipitation

- in the Ganges, Brahmaputra and Meghna river basin. *Hydrol. Sci. J.*, Vol. 43, No. 6, pp. 845-858.
- Oh, T.S., and Moon, Y.I. (2009). Characteristic change analysis of rainfall events using daily rainfall data. *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 42, No. 11, pp. 933-951.
- Park, M., Sim, H.-J., Park, Y., and Kim, S. (2015). Drought severity-duration-frequency analysis based on KMA 1-km resolution RCP scenario. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 15, No. 3, pp. 347-355.
- Partal, T., and Kahya, E. (2006). Trend analysis in Turkish precipitation data. *Hydrological Processes*, Vol. 20, No. 9, pp. 2011-2026.
- Renard, B., Sun, X., and Lang, M. (2013). Bayesian methods for non-stationary extreme value analysis. In A. AghaKouchak, D. Easterling, K. Hsu, S. Schubert, S. Sorooshian (Eds.), *Extremes in a changing climate* (pp. 39-95), Water Science and Technology Library Vol. 65. Dordrecht, Netheland: Springer.
- Rim, C.S., and Kim, S.Y. (2014). Climate aridity/humidity characteristics in Seoul according to changes in temperature and precipitation based on RCP 4.5 and 8.5. *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 47, No. 5, pp. 421-434.
- Sherri, M., Boulkaibet, I., Marwala, T., and Friswell, M.I. (2019). A differential evolution Markov chain Monte Carlo algorithm for Bayesian model updating. In N. Dervilis (Ed.), *Special topics in structural dynamics* (pp. 115-125), Vol. 5. Cham, Switzerland: Springer.
- Sillmann, J., Kharin, V.V., Zwiers, F.W., Zhang, X., and Bronaugh, D. (2013). Climate extremes indices in the CMIP5 multimodel ensemble: Part 2. Future climate projections. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, Vol. 118, No. 6, pp. 2473-2493.
- Storn, R., and Price, K. (1997). Differential evolution: A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, Vol. 11, No. 4, pp. 341-359.
- Villarini, G., Scoccimarro, E., and Gualdi, S. (2013). Projections of heavy rainfall over the central United States based on CMIP5 models. *Atmospheric Science Letters*, Vol. 14, No. 3, pp. 200-205.
- Vrugt, J.A., Ter Braak, C.J.F., Diks, C.G.H., Robinson, B.A., Hyman, J.M., and Higdon, D. (2009). Accelerating Markov chain Monte Carlo simulation by differential evolution with self-adaptive randomized subspace sampling. *International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation*, Vol. 10, No. 3, pp. 273-290.
- Wood, E.F., Roundy, J.K., Troy, T.J., van Beek, L.P.H., Bierkens, M.F.P., Blyth, E., et al. (2011). Hyperresolution global land surface modeling: Meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water. *Water Resour. Res.*, Vol. 47, W05301. doi:10.1029/2010WR010090
- Yoon, S.K., Jang, S.M., Rhee, J.Y., and Cho, J.P. (2017). Analysis of future extreme rainfall under climate change over the landslide risk zone in urban areas. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 17, No. 5, pp. 355-367.

Received	December 27, 2019
Revised	January 8, 2020
Accepted	January 28, 2020