

지형특성을 활용한 계층적 Bayesian Spatial 지역빈도해석 Development of Hierarchical Bayesian Spatial Regional Frequency Analysis Model Considering Geographical Characteristics

김진영* / 권현한** / 임정열***

Jin-young Kim / Hyun-Han Kwon / Jeong-Yeul Lim

Abstract

This study developed a Bayesian spatial regional frequency analysis, which aimed to analyze spatial patterns of design rainfall by incorporating geographical information (e.g. latitude, longitude and altitude) and climate characteristics (e.g. annual maximum series) within a Bayesian framework. There are disadvantages to considering geographical characteristics and to increasing uncertainties associated with areal rainfall estimation on the existing regional frequency analysis. In this sense, this study estimated the parameters of Gumbel distribution which is a function of geographical and climate characteristics, and the estimated parameters were spatially interpolated to derive design rainfall over the entire Han-river watershed. The proposed Bayesian spatial regional frequency analysis model showed similar results compared to L-moment based regional frequency analysis, and even better performance in terms of quantifying uncertainty of design rainfall and considering geographical information as a predictor.

Keywords : regional frequency analysis, bayesian spatial, hierarchical bayesian model

요 지

본 연구에서는 지역특성(위도, 경도, 고도)과 기후학적 특성(연최대강우량)을 계층적 Bayesian 모형안에서 연계하여 공간적 분석이 가능한 지역빈도해석 모형을 개발하였다. 기존 지역빈도해석은 강수지점의 지리적/지형적 특성을 반영한 해석이 어려운 단점이 있으며, 지점을 기준으로 해석된 확률강수량을 유역면적강수량으로 변환 시 불확실성이 큰 단점이 있다. 이에 본 연구에서는 계층적 Bayesian 기법을 이용하여 지역특성 및 기후학적 특성이 고려된 Gumbel 확률분포형의 매개변수를 추정하였으며, 이들 매개변수들을 공간적으로 보간하여 한강유역내 모든 지점에 대해서 확률강수량을 추정할 수 있도록 하였다. 결과적으로 기존 L-모멘트 방법과 유사한 결과를 확인할 수 있었으며 확률강수량의 불확실성 정량화와 더불어 지리적/지형적 영향을 고려한 해석이 가능하였다.

핵심용어 : 지역빈도해석, 공간해석, 계층적 Bayesian 모형, 불확실성 분석

* 전북대학교 토공공학과 박사과정, 방재연구센터 (e-mail: jinyoungkim@jbnu.ac.kr)

Ph.D. Course, Department of Civil Engineering, Chonbuk National University, Jeonju 561-756, Korea

** 교신저자, 전북대학교 토공공학과 부교수, 방재연구센터 (e-mail: hkwon@jbnu.ac.kr, Tel: 82-63-270-2426)

Corresponding Author, Associate Professor, Department of Civil Engineering, Chonbuk National University, Jeonju 561-756, Korea

*** K-water 연구원 책임연구원 (e-mail: passion@kwater.or.kr)

Principal Researcher, K-water Institute, Korea Water Resources Corporation

1. 서 론

수자원 설계를 위해서는 극치계열의 강수량 자료를 대상으로 지점빈도해석 또는 지역빈도해석을 수행한 후 면적강수량으로 변환하여 설계에 이용하고 있다. 그러나 우리나라와 같이 지형적, 계절적 영향으로 인해 강수량의 공간적 변동성이 매우 큰 경우에는 유역의 면적강수량 추정시 지형 및 지리적 특성을 고려한 해석의 필요성이 대두되고 있다(Burns, 1953; Schermerhorn, 1967; Daniel et al., 2005; Yin et al., 2011; Lee and Kwon, 2011). 국내외적으로 신뢰성 있는 면적강수량 추정을 위해서 지점빈도해석(point frequency analysis) 보다는 자료의 개수를 확충하여 표본 오차를 감소시킬 수 있으며 미계측 유역에 적용 시 다양한 장점을 제공하는 지역빈도해석(regional frequency analysis, RFA) 적용이 장려되고 있다.

그러나 기존 RFA에서는 강수지점간의 동질성 특성을 파악하거나 확률분포형의 매개변수 추정에 대한 연구가 주로 이루어지고 있으며, 지리적·지형적 특성을 고려한 RFA 절차에 대한 연구는 상대적으로 미비한 실정이다(Kwon et al., 2008; Han et al., 2009). 즉, 기존 RFA는 수문특성에 대한 동질성을 기준으로 강수량 자료를 통합하여(pooling) 빈도해석을 수행하고 있으나 종종 강수지점들간의 지리적·지형적 이질성으로 인해 확률강수량 산정시 신뢰성이 결여되는 단점이 존재한다(Hwang et al., 2006). 이러한 점에서 다수의 강수지점의 자료를 활용하는 동시에 대상 유역내의 지리적·지형적 특성을 통합적으로 고려할 수 있는 계층적 Bayesian 기법(Hierarchical Bayesian Model, HBM) 기반의 RFA 모형을 개발하고자 한다.

전통적인 RFA는 3단계로 이루어진다. 첫째, 수문학적으로 동질한 지역으로 구분하고, 둘째로, 각 관측지점의 연최대치 자료를 정규화시키기 위한 기준값을 결정된 후 자료를 정규화시킨다. 마지막으로 모든 지점에 대해서 Pooling된 무차원 자료에 대해서 확률분포를 적용하여 확률수문량을 결정하고 다시 각 관측지점의 해당하는 기준값을 이용하여 원자료의 크기로 변환한다. 이러한 기존 RFA에서는 확률분포형 매개변수 추정방법으로 L-모멘트 방법이 널리 활용되고 있다. 기존의 RFA를 활용한 국내 연구를 살펴보면 Koh et al. (2008)은 제주도와 울릉도의 강우관측소를 제외한 우리나라의 강우관측지점에 대해서 L-모멘트법을 이용하여 RFA 연구를 수행하였으며, Lee and Heo (2001)은 한강유역의 1일, 2일, 3일 연최대강우자료를 대상으로 L-모멘트법을 이용한 지점빈도해석과 RFA를 실시하여 지점빈도해석 방법에 비해 상대적인

우수성을 입증하였다.

그러나 매개변수 추정방법으로 널리 활용되는 L-모멘트법은 매개변수의 불확실성을 정량적으로 해석하는데 어려움이 있으며, 매개변수의 공변량(covariate)을 고려할 수 없다는 단점이 있는 것으로 알려지고 있다(Katz et al., 2002). 이와 더불어 기존 RFA에서는 관측 지점중심으로 산정된 확률강수량은 Thiessen망을 통해 유역면적강수량으로 변환하여 사용하는 것이 일반적이거나 우리나라의 산지특성과 여름철 강우처럼 시공간적 변동성이 큰 경우 면적평균강우를 추정하는데 있어서 오차가 크게 발생할 수 있다고 알려지고 있다(Yoo and Jung, 2001). 즉, 확률강수량 산정 시 Thiessen망을 통해 유역면적강수량으로 변환하여 사용하고 있으나 유역전반의 지리적 및 기후 특성에 의해서 이질성이 나타날 개연성이 크며 공간적으로 보간 시 문제를 보완하기 위해서 지리적 및 기후학적 특성이 반영된 모형 개발이 요구되고 있다.

최근 국내에서는 이러한 문제점을 극복하고자 지역적 특성을 고려한 확률강수량 산정 및 강수해석의 연구가 진행되어 지고 있다. Um et al. (2012)은 강원도 내 지형요소 등을 적절하게 고려할 수 있는 4가지 강수공간분포해석을 수행하였고 PRISM 방법이 기존 Thiessen 및 역거리법에 비해 우수함을 입증하였다. Yun et al. (2009)은 산악효과를 야기하는 위·경도 및 고도와 강수와의 관계를 파악하고 다중회귀분석을 이용하여 제주도 지역에 대한 지형공간분석을 수행하였다. Kim et al. (2011)은 기상관측소의 지역적 특성에 따른 변화를 분석하기 위하여 고도, 위도, 경도, 유역, 내륙 및 해안, 도시화 정도 등을 고려하여 지역별로 강수의 양과 빈도의 경향성을 평가하였다. 국외 연구로는 대규모 유역에서 연평균강수량 산정시 지형인자들의 영향을 평가한 사례가 있었으며(Basist et al., 1994), Spreen (1947)은 강수와 관련된 5개의 지형학적 매개변수(고도, 경사, 방향, 용기, 노출)들에 대해서 고도가 약 30% 정도 영향을 나타낸다고 지적하였다. 이외에도 지형인자에 따른 강수량의 변화에 대한 연구는 활발히 진행 중에 있다(Wotling et al., 2000; Marquez et al., 2003; Carlo and Matteo, 2007, Tao et al., 2009).

본 연구에서는 확률강수량 추정에 있어서 매개변수의 불확실성을 고려하는 동시에 강수지점들 간의 정보를 서로 공유하면서 매개변수를 추정할 수 있는 계층적 Bayesian 모형 기반 공간적 극치 해석 모형을 개발하였으며 한강유역에 대해서 모형의 적합성을 평가하였다. 본 연구에서는 첫째, 한강유역의 기상청산하 18개 관측소를 대상으로 지역특성(위도, 경도, 고도)과 Gumbel 분포 매개변수의 관계

를 평가하였다. 둘째, 지리적 및 기후적 특성을 반영하여 극치수문변량의 공간적 해석이 가능한 계층적 Bayesian 모형 기반의 공간적 지역빈도해석을 수행하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장에서는 논문의 배경 및 목적에 대해서 언급하였으며, 2장에서는 본 연구에서 개발한 방법론에 대해서 기술하였다. 3장에서는 한강유역에 대한 적용 결과를 나타내었으며 마지막으로 결론 및 토의를 4장에 수록하였다.

2. 본 론

본 연구에서는 계층적 Bayesian 기법 기반의 지역빈도 해석 적용에 앞서 한강유역 18개 강우지점 연최대치 강수량에 대해서 동질성(homogeneous) 검정을 실시하여 적합성을 검증하였다. 지역빈도해석에 대한 기존 연구에서 동질성 검정에 대한 연구 소개가 다수 진행되었기 때문에 본 논문에서는 이에 대한 자세한 소개는 생략하였다. 본 장에서는 지역빈도해석을 위한 확률분포형, 계층적 Bayesian 기법 기반의 공간적 지역빈도해석 모형 절차 등에 대해서 서술하였다.

2.1 Gumbel 분포

Gumbel 분포는 Extreme Value 분포 중에서 Type-1에 해당하는 극치분포로서 GEV 분포에서 형상매개변수(Shape parameter, ξ)가 0인 경우로 강수 및 홍수 빈도분석에 많이 이용되는 확률분포형 중 하나이다. 다음 식은 Gumbel분포형의 확률밀도함수 및 누가확률밀도함수를 나타낸다.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma} \exp\left[-\frac{x-\mu}{\sigma} - e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}}\right] \quad (1)$$

$$F(x) = \exp\left[-e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}}\right] \quad (2)$$

여기서, μ 는 위치 매개변수(location parameter)이고, σ 는 규모 매개변수(scale parameter)이다. 본 연구에서 제안하는 계층적 Bayesian 지역빈도해석 방법과의 비교 목적으로 L-모멘트방법을 활용하였다. L-모멘트 방법은 지역빈도분석에서 매개변수를 추정하는 가장 대표적인 방법으로 확률가중모멘트법(probability weighted moment, PWM)의 선형조합으로 이루어지며 매개변수의 편의를 저감시키는데 가장 유리한 것으로 알려지고 있다. L-모멘트 법은 L-모멘트비를 이용하여 확률분포의 매개변수를 추정하는데 용이하며 구간 추정 및 가설검증도 가능한 장점이

있다(Hosking et al., 1985). L-모멘트법을 이용한 Gumbel 분포의 매개변수 추정방법은 다음과 같다(Greenwood et al., 1979; Hosking and Wallis, 1986a).

$$\beta_r = \frac{m}{1+r} + \frac{\alpha \log(1+r) + \epsilon}{1+r} \quad (3)$$

여기서, ϵ 는 Euler수(Euler's number)이며 $\epsilon = 0.5772157$ 이다. Gumbel 분포의 매개변수인 $\hat{\mu}$ 와 $\hat{\sigma}$ 는 다음 식으로 구해진다.

$$\hat{\mu} = (2b_1 - b_0) / \log(2) = l_2 / \log(2) \quad (4)$$

$$\hat{\sigma} = b_0 - 0.5772157 \hat{\alpha} = l_1 - 0.5772157 \hat{\alpha} \quad (5)$$

2.2 계층적 Bayesian 기법 기반의 공간적 지역빈도 해석 모형

일반적으로 지역빈도해석 시 L-모멘트를 이용한 Gumbel 분포의 매개변수 추정에서의 단점은 매개변수에 공변량들에 대한 영향을 평가하기가 어렵다는 점이다. 이와 더불어 L-모멘트 방법은 매개변수 추정 시 불확실성을 정량적으로 해석하는데 어려움이 따른다. 이러한 점에서 본 연구에서는 외부인자의 영향을 고려하고 불확실성을 정량적으로 해석할 수 있는 계층적 Bayesian 기법 기반의 공간적 지역빈도해석 모형을 개발하고자 한다.

본 연구에서 제안하는 계층적 Bayesian 기법 기반의 공간적 지역빈도해석 모형은 기존 Gumbel 분포의 매개변수 μ, σ 의 추정시 유역의 위도, 경도, 고도 등의 지리적인 정보를 고려하여 매개변수를 추정할 수 있으며 동시에 추정된 매개변수에 대해서 불확실성을 정량화 할 수 있는 장점이 있다. 계층적 Bayesian 지역빈도 해석모형은 지점빈도해석처럼 각 강수지점의 확률분포형이 개별적으로 적용되지만 각 강수지점의 확률분포형의 매개변수들은 유역의 대표 매개변수 즉 지역매개변수에 종속되어 추정됨으로서 개념적으로 지역빈도해석 개념에 부합된다 할 수 있다. 이러한 과정을 통하여 유사한 통계적 특성을 가지는 자료집단들이 정보를 서로 교환함으로써 추정되는 매개변수의 불확실성을 저감하도록 고안된 계층적 Bayesian 모형의 장점을 이용하는데 목적이 있다. 지역빈도해석을 위한 연최대치자료계열(annual maximum series)이 Gumbel 분포를 따른다고 가정할 때, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_{s,t} \sim Gumbel(\mu_s, \sigma_s), \quad s = 1, \dots, n, \quad t = 1, \dots, n_t \quad (6)$$

여기서, Y는 벡터자료로서 n 개의 강우관측지점의 t 년의 연 최대치자료를 의미하며 μ_s, σ_s 는 강우관측지점별 Gumbel 분포의 매개변수를 나타내며 $n \times 2$ 개의 행렬을 가진다. Eq. (6) μ_s, σ_s 의 매개변수에 대해서 지리적/지형적 특성을 고려하기 위해서 GLM (generalized linear model) 형태의 연결함수를 도입하였으며 다음 Eqs. (7)~(10)과 같이 나타낼 수 있다. Eq. (7)의 경우는 지리적/지형적 특성을 배제한 기존 지역빈도해석 모형으로서 비교목적으로 검토하였다.

$$\text{Case1 : } \begin{aligned} \mu_s &= \alpha_s \\ \sigma_s &= \beta_s \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{Case2 : } \begin{aligned} \mu_s &= \alpha_1 + \alpha_2 * Lat(s) + \alpha_3 * Long(s) + \alpha_4 * Altitude(s) \\ \sigma_s &= \beta_1 + \beta_2 * Lat(s) + \beta_3 * Long(s) + \beta_4 * Altitude(s) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{Case3 : } \begin{aligned} \mu_s &= \alpha_1 + \alpha_2 * Lat(s) + \alpha_3 * Long(s) + \alpha_4 * Altitude^2(s) \\ \sigma_s &= \beta_1 + \beta_2 * Lat(s) + \beta_3 * Long(s) + \beta_4 * Altitude^2(s) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\text{Case4 : } \begin{aligned} \mu_s &= \alpha_1 + \alpha_2 * Lat(s) + \alpha_3 * Lat^2(s) + \alpha_4 * Altitude(s) + \alpha_5 * Altitude^2(s) \\ \sigma_s &= \beta_1 + \beta_2 * Lat(s) + \beta_3 * Lat^2(s) + \beta_4 * Altitude(s) + \beta_5 * Altitude^2(s) \end{aligned} \quad (10)$$

본 연구에서는 Eqs. (7)~(10)과 같이 4가지 Case와 같이 지리적/지형적 특성을 Gumbel 분포 매개변수와 연계한 해석을 실시하였다. 즉, Gumbel 분포의 매개변수 μ, σ 에 관측소별 지형학적 인자인 위도, 경도, 고도 정보를 입력자료로 GLM 형태의 모형을 구성하며 GLM 회귀모형의 매개변수는 계층적 Bayesian 기법을 적용하여 각 매개변수의 사후분포(posterior distribution)를 추정하였다. 지역특성을 고려한 확률분포의 매개변수 추정시 계층적 Bayesian 모형을 GLM 형태로 구성하는 것은 기존 연구에서 언급된 바 있다(Daniel et al., 2005). 따라서 본 연구에서는 앞서 언급하였듯이 극치강우량을 잘 표현해 주는 Gumbel 분포형을 대표 확률분포형으로 채택하였으며, Gumbel 분포의 매개변수 추정시 선형관계식을 이용하여

모형을 구축하였다.

$$\alpha_m \sim N(\mu_{\alpha_m}, \sigma_{\alpha_m}) \quad m = 1, \dots, p \quad (11)$$

$$\beta_m \sim N(\mu_{\beta_m}, \sigma_{\beta_m}) \quad m = 1, \dots, p \quad (12)$$

여기서 α, β 는 GLM의 매개변수로서 n 개의 강우지점의 p 개의 매개변수의 추정이 필요하다. 지점별로 추정되는 GLM 매개변수 α_m, β_m 는 정규분포를 따른다고 가정하였다. 계층적 Bayesian 모형은 이러한 매개변수의 Pooling 과정을 통해 지점간의 정보를 서로 공유하며 지역 대표매개변수를 추정할 수 있는 장점을 제공한다. 본 연구에서 제시하는 계층적 Bayesian 모형을 이용한 공간적 지역빈도해석 개념도는 Fig. 1과 같다.

Case 1은 기존 지역빈도 해석 방법으로 매개변수를 추정하는 방법이며, Case 2~4는 대상구역 내 다양한 지리적/지형적 특성을 고려할 수 있도록 GLM 모형을 도입하여 매개변수 추정에 활용하였다. 본 연구에는 가장 적합한 모형을 채택하기 위해서 Bayesian 모형 선택의 기준으로 가장 많이 이용되고 있는 DIC (Deviance information criterion) 기준을 활용하여 분석하였다. DIC 값은 Bayesian 모형 선택의 기준으로 잘 알려져 있으며, Spiegelhalter et al. (2002)이 처음 제안한 방법이다. 모형에 통합성 추정된 우도(likelihood)와 모형에 사용된 매개변수 개수에 벌칙함수를 부여하는 방식으로 모형을 평가하며 기존 모형에서 적합성 방법으로 이용되어온 AIC (Akaike information criterion)과 BIC (Bayesian information criterion)와 유사한 방법이라 할 수 있다.

$$DIC = \bar{D} + P_D \quad (13)$$

$$\bar{D} = E_{\theta|y}[-2 \ln f(y|\theta)] \quad (14)$$

여기서, \bar{D} 는 모형의 적합(fitting) 정도를 나타내는 기댓값으로 Eq. (14)와 같이 나타낼 수 있으며 \bar{D} 가 클수록 모형의 적합정도는 떨어진다. Eq. (14)에서 $f(y|\theta)$ 는 주어진

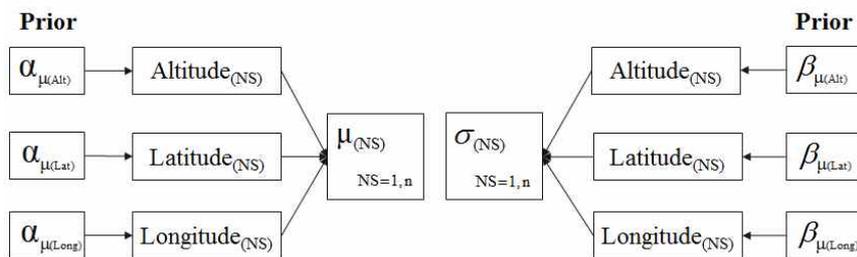


Fig. 1. A Conceptual Diagram for Spatial Regional Frequency Analysis Based on Hierarchical Bayesian Model

관측치의 우도함수를 나타내며 θ 는 매개변수를 나타낸다. 두 번째 항인 P_D 는 모형의 복잡성을 나타내는 지표로서 유효 매개변수의 개수를 의미한다. 즉, 우도가 큰 경우와 매개변수 θ 의 개수가 적을수록 DIC 값이 작은 값을 가지며 통계적 관점에서 우수한 모형으로 정의될 수 있다. Berg et al. (2004)은 DIC가 모형 선택의 좋은 기준이 될 수 있음을 제안하였는데, 다양한 확률통계학적 모형에 대해 매개변수 추정 결과와 DIC 계산결과를 제시하여 비교하였다. 따라서 본 연구에서는 상기와 같은 이유에 근거하여 각 Case 1~4를 평가하였을 때 최종적으로 DIC 값이 가장 작은 Case 4 방법을 통하여 결과를 도출하였다.

3. 적용 및 고찰

본 연구에서는 Gumbel 분포를 모집단으로 가정하여 지리적/지형적 특성을 고려할 수 있는 계층적 Bayesian 모형 기반 공간적 지역빈도해석을 수행하였다. 본 연구에서 수행한 방법은 다음과 같이 요약할 수 있다.

- 1) 본 연구에서는 지역빈도해석을 위해 한강유역내 18개 기상관측소가 모두 동질성을 가진다고 가정하였으며, 강우량, 위도, 경도, 고도 자료는 매개변수 추정의 안정성을 확보하기 위하여 각각 정규화하여 자료를 구축하였다.
- 2) Gumbel 분포로부터 산정된 위치 및 규모매개변수와 위도, 경도, 고도와의 관계를 평가하였다. 그 결과 위도와 경도에서는 각 매개변수와 선형적인 관계를 지니고 있으나, 고도의 경우는 특정 높이 이상에서 증가하는 경향을 보이고 있으므로 비선형관계로 가정하였다.
- 3) 계층적 Bayesian 기법을 기반으로 GLM 모형 매개변수별 불확실성을 정량화 하였으며, 최종적으로 한강유역 내 빈도별 확률강수량을 산정하였다.

3.1 대상유역

본 연구에서는 한강유역을 대상으로 분석을 수행하였

다. 한강유역은 한반도 면적의 약 23% 이상을 차지하고 있고 유역의 지세는 상당히 복잡하다. 특히 동해안과 평행히 남동으로 향하는 태백산맥과 남서로 향하는 소백산맥 등 높은 산맥이 두 개의 방향으로 펼쳐져 있어 같은 유역 내에서 매우 상이한 지리적, 기후학적 특성을 보여주고 있다. Fig. 2는 고도에 따른 한강유역 및 기상청 산하의 18개 관측소에 대해 도시하였다. Table 2는 관측소별 위도, 경도, 고도 값을 나타낸다.

3.2 적합도 검정 및 분포형 설정

본 연구에서는 앞서 언급하였듯이 Gumbel 분포를 대상으로 연구를 진행하였으며 연구를 진행하기에 앞서 가정된 Gumbel 분포의 적합성을 평가하였다. Fig. 3은 Gumbel 확률지(Gumbel plotting position)에 지점별로 도시한 그림으로서 유사한 거동을 보임을 확인할 수 있으며 극치값 또한 잘 표현해주고 있음을 확인할 수 있다. 이와 더불어 18개 기상관측소에 대해서 χ^2 검정, KS검정, CVM검정, PPCC검정을 수행하였다. 적합성 결과 18개 지점 모두 유

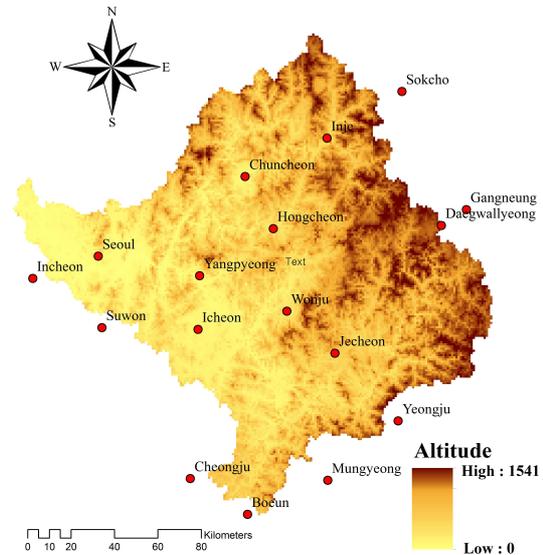


Fig. 2. A Map Showing Eighteen Weather Stations Across Han River Watershed

Table 1. Deviance Information Criterion according to Different Combinations of the Geographical Factors

	\bar{D}	P_D	DIC
Case 1	640.23	35.144	675.37
Case 2	646.81	8.059	654.87
Case 3	641.59	7.958	649.55
Case 4	637.25	9.963	647.21

Table 2. Geographical Characteristics of Eighteen Weather Stations Operated by Korea Meteorological Administration (KMA)

Station	Latitude (°)	Longitude (°)	Altitude (El.m)	Station	Latitude (°)	Longitude (°)	Altitude (El.m)
Suwon	37.2723	126.9853	34	Wonju	37.3376	127.9466	149
Sokcho	38.2509	128.5647	18	Icheon	37.2640	127.4842	78
Gangneung	37.7515	128.8910	26	Yangpyeong	37.4886	127.4945	48
Yeongju	36.8719	128.5170	211	Inje	38.0599	128.1671	200
Mungyeong	36.6273	128.1488	171	Chuncheon	37.9026	127.7357	78
Boeun	36.4876	127.7341	175	Hongcheon	37.6836	127.8804	141
Cheongju	36.6392	127.4407	57	Seoul	37.5714	126.9658	86
Daegwallyeong	37.6771	128.7183	773	Ganghwa	37.7074	126.4463	47
Jecheon	37.1593	128.1943	264	Incheon	37.4776	126.6244	68

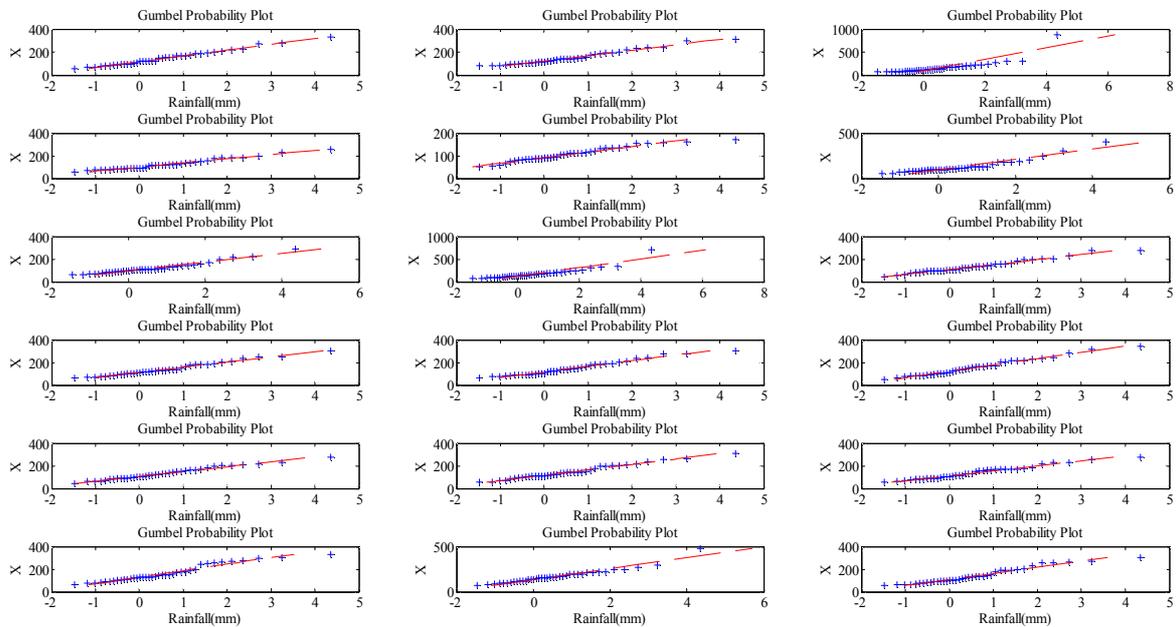


Fig. 3. Goodness-of-fit Test Through Gumbel Probability Plot

의수준 5%에서 적합성을 통과하는 것을 확인할 수 있었다. 한강유역 내 18개 관측소의 기본적인 통계치는 Table 3에 나타내었다.

3.3 지역특성과 Gumbel 분포 매개변수의 관계 평가

앞서 언급하였듯이 본 연구에서 Gumbel 분포의 매개변수 μ, σ 에 외부인자로 관측소별 지형학적 인자인 위도, 경도, 고도를 입력 자료로 모형을 구성하였다. 하지만 서로 다른 단위와 특성을 가진 자료들은 일정 범위의 척도로 구분되는 정규화(normalization)과정이 필요하다. 국내에서 보편적으로 사용하고 있는 정규화 방법은 Z-score

방법이며, 자료의 극치값(최대, 최소값)을 이용하는 Re-scaling 방법 등이 있다. 따라서 본 연구에서는 위도, 경도, 고도의 경우 Z-score 방법을 이용하였으며, 강우량의 경우는 매개변수 추정시 음(-)의 값의 문제로 연도별 최대강우량을 평균최대강우량으로 나누어 정규화 작업을 수행하였다.

$$RF_scaling_{(s,t)} = RFmax_{(s,t)} / mean(RFmax) \quad (15)$$

$$s = 1, \dots, n, t = 1, \dots, n_t$$

$$Z_{(s)} = \frac{x_{(s)} - \mu_{(s)}}{\sigma_{(s)}} \quad s = 1, \dots, n \quad (16)$$

여기서, RFmax는 s개의 강우관측지점의 t년의 연최대치자료를 의미하며, Eq. (16)은 s개의 강우관측지점의 지역특성(위도, 경도, 고도) 자료를 정규화한 식을 의미한다. Figs. 4, 5는 한강유역 기상청산하 18개 관측소 및 국토교통부 산하 14개 관측소를 대상으로 Gumbel 분포 매개변수와의 관계를 평가하여 도시하였다. 분석결과 경도의 경우 Gumbel 분포 매개변수 μ, σ 와 상관관계가 떨어지는 반면 위도의 경우 μ, σ 와 0.47, 0.30으로 선형적인 상관성을 보이고 있어 확률강수량 추정시 양(+)의 영향을

미칠 것으로 사료된다. 하지만 고도의 경우 낮은 고도에서는 증·감의 형태를 보이지만 특정 높이 이상에서는 증가하는 비선형관계가 도출되었다. 이는 특정 높이 이상에서는 강수량에 대한 고도의 영향이 가중된다고 사료되며 이러한 내용은 기존 Yoo et al. (2004)의 연구에서도 언급된 바 있다.

하지만 국가수자원관리종합시스템(WAMIS)에서 제공되고 있는 국토교통부 산하 14개 지점의 강수량은 결측치가 많고 자료의 연한이 짧음으로 인해 통계적으로

Table 3. Basic Statistics of Annual Maximum Rainfall Series Used in this Study

	Mean (mm)	Stan. Dev. (mm)	Skewness	Kurtosis	Minimum (mm)	Maximum (mm)	Period (year)
Suwon	145.5	63.1	1.0	3.6	58.5	333.2	1973-2011 (39)
Sokcho	148.7	58.8	1.1	3.6	79.2	314.2	
Gangneung	164.0	132.4	4.1	22.0	66.8	870.5	
Yeongju	121.4	45.8	1.1	3.9	58.9	259.5	
Mungyeong	106.0	30.8	0.3	2.4	50.8	173.3	
Boeun	126.5	69.2	2.3	8.9	50.8	407.5	
Cheongju	118.8	48.2	1.7	6.2	61.5	293.0	
Daegwallyeong	177.8	111.5	3.0	14.7	72.7	712.5	
Jecheon	133.6	55.1	0.9	3.4	40.5	276.5	
Wonju	138.9	57.2	1.0	3.4	65.8	305.0	
Icheon	144.9	61.8	0.9	3.0	65.0	304.0	
Yangpyeong	154.3	70.7	0.9	3.2	52.0	346.0	
Inje	131.4	54.1	0.7	2.8	43.5	275.8	
Chuncheon	144.0	60.1	0.8	3.1	53.5	308.5	
Hongcheon	137.4	54.4	0.7	2.8	55.0	276.0	
Seoul	161.1	71.6	0.8	2.6	61.2	332.8	
Ganghwa	169.6	74.2	2.0	9.1	68.5	481.0	
Incheon	139.8	66.5	0.8	2.6	54.3	302.5	

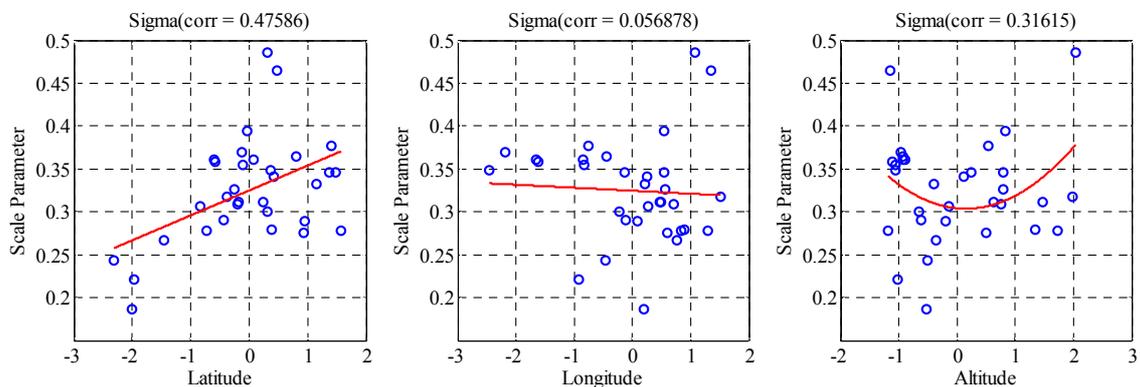


Fig. 4. A Relationship between Scale Parameter and Geophysical Characteristics (KMA & MOLIT)

유의한 결과를 도출하기 어렵다. 이러한 점에서 본 연구에서는 기상청 산하 18개 관측소 자료만을 이용하여 지역빈도해석을 수행하였으며, 기상청 산하 18개 관측소를 대상으로 Gumbel 분포의 매개변수와 지형인자간의 상관성을 재평가하여 Figs. 6 and 7에 나타내었다. 그림에서 나타나듯이 기상청 자료만을 사용한 경우 지형인자간의 상관성이 상대적으로 높게 추정되고 있음을 확인할 수 있다.

3.4 계층적 Bayesian 기법을 이용한 매개변수 추정 및 불확실성 평가

기존 L-모멘트 방법에서는 매개변수 추정시 외부 인자를 고려할 수 없는 단점이 존재하였지만 이를 극복하기 위해 본 연구에서는 계층적 Bayesian 기법을 도입하여 매개변수 추정시 외부 인자에 지역특성이 고려 될 수 있도록 모형을 구축하였다. 즉, Gumbel 분포 매개변수 μ, σ 추정

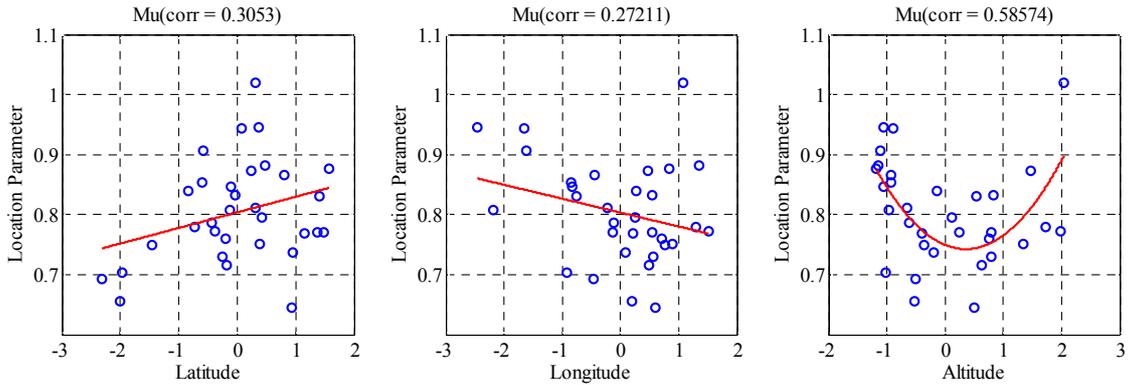


Fig. 5. A Relationship between Location Parameter and Geophysical Characteristics (KMA & MOLIT)

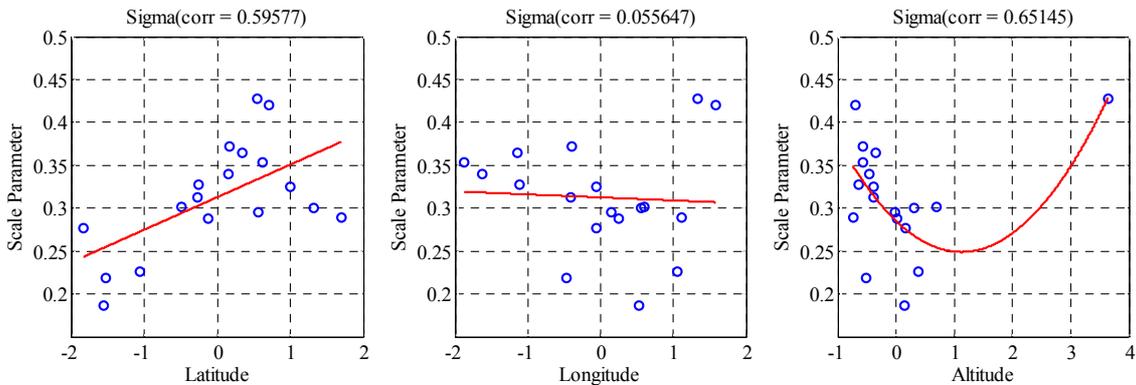


Fig. 6. A Relationship between Scale Parameter and Geographical Characteristics (KMA)

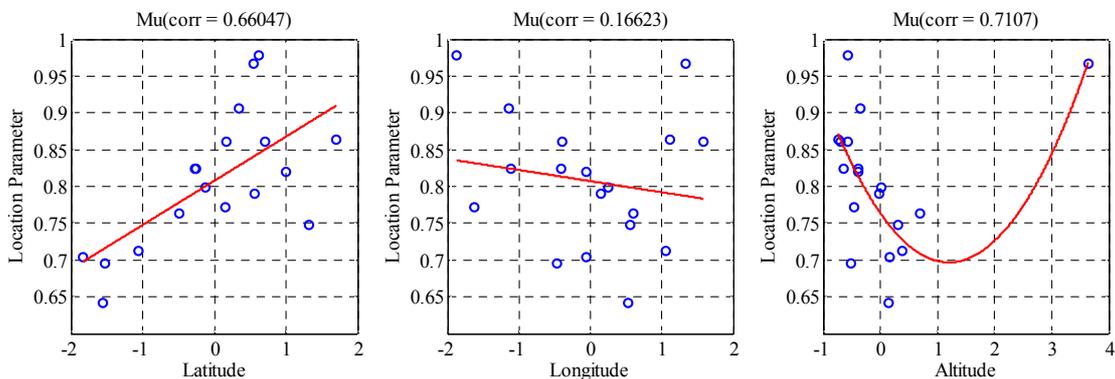


Fig. 7. A Relationship between Location Parameter and Geographical Characteristics (KMA)

에 있어서 지역특성(위도, 경도, 고도)을 고려하기 위해서 GLM 형태의 연결함수를 도입하였다. 즉, GLM 모델을 통하여 지역특성을 고려한 Gumbel 분포의 매개변수를 추정하였으며, 매개변수의 수렴(convergence)을 위해서 3개의 Chain을 독립적으로 시행하여 표본이 효과적으로 혼합(mixing) 되도록 하였다.

각 매개변수별로 5,000번 모의를 수행하였으며 최종적으로 Case 4의 GLM 매개변수 별 사후분포를 도출하였다. Fig. 8에서 실선은 각 매개변수들의 불확실성 범위를 나타낸다. Fig. 8에서 볼 수 있듯이 각 매개변수별 사후분포는 정규분포로 가정한 사전분포 형태를 동일하게 따르

는 것을 볼 수 있다. 계층적 Bayesian 기법은 매개변수의 Pooling 과정을 통해 지점간의 정보를 서로 공유하며, 추정되는 매개변수의 불확실성을 저감시킬 수 있는 장점이 있다. Table 4는 도출된 사후분포로부터 최종적으로 매개변수의 불확실성 범위를 나타내며, 매개변수별 2.5%, 50%, 97.5%의 Quantile을 추출하여 매개변수의 신뢰구간을 정량적으로 산정하였다. 매개변수들의 사후분포를 보면 양(+)과 음(-)의 값이 교차하는 구간이 상대적으로 적은 것을 확인할 수 있으며 이는 매개변수들이 통계적인 유의성을 가지고 있음을 의미한다.

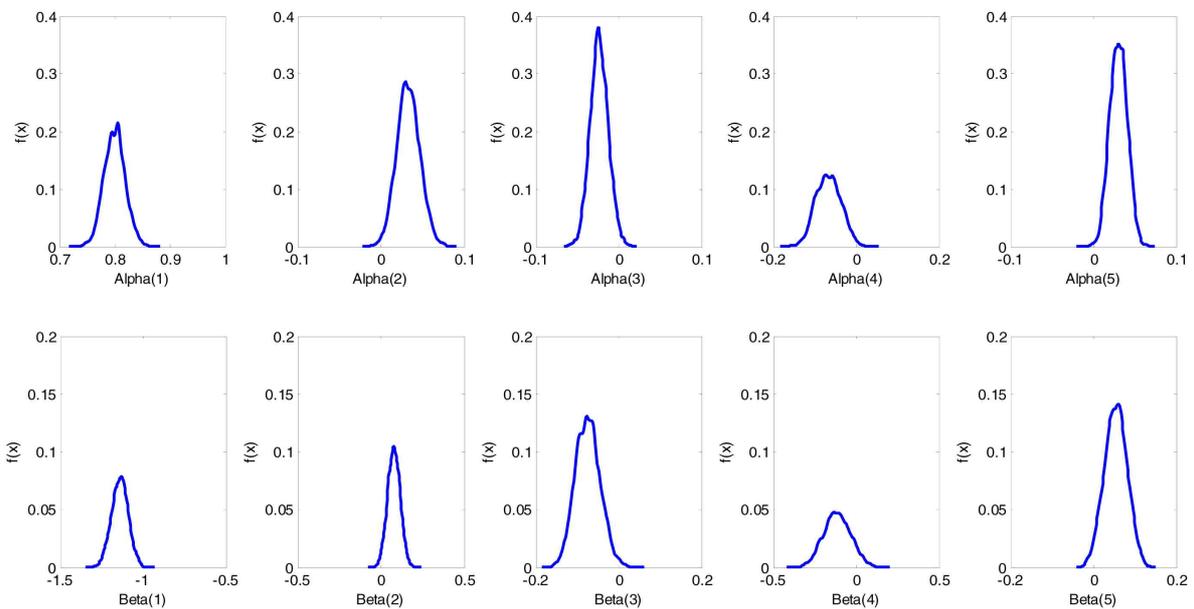


Fig. 8. Posterior Distribution of Model Parameters Associated with Geographical Characteristics

Table 4. Credible Interval of Model Parameters Derived from Posterior Distribution

Parameters	Mean	Std	2.5%	Median	97.5%
α_1	0.80	0.02	0.76	0.80	0.84
α_2	0.03	0.01	0.01	0.03	0.06
α_3	-0.02	0.01	-0.05	-0.02	0.00
α_4	-0.07	0.03	-0.13	-0.07	0.00
α_4	0.03	0.01	0.01	0.03	0.05
β_1	-1.13	0.05	-1.24	-1.13	-1.03
β_2	0.08	0.04	0.01	0.08	0.15
β_3	-0.08	0.03	-0.14	-0.08	-0.02
β_4	-0.10	0.08	-0.26	-0.11	0.06
β_4	0.05	0.03	0.00	0.05	0.11

3.5 확률강수량 추정

지형특성(위도, 경도, 고도)을 고려한 한강유역내의 확률강수량 변화를 알아보기 위해 계층적 Bayesian 기법에 적용하여 지역빈도해석을 수행하였다. 한강유역은 강원도지방에서 고도가 증가하는 산악지형을 가지고 있으며, 복잡한 지형특성을 고려한 확률강수량을 추정하기 위해 4 가지 Case의 모형을 고려하였다. 앞서 다양한 Case를 분석한 결과 한강유역은 특정고도 이상이 되었을 때 강수량이 증가하는 산지효과가 나타나고 있으며, 또한 극치강수량의 특성은 경도보다는 위도와 높은 상관성을 가지고 있음을 확인할 수 있었다. 이러한 지형특성을 고려하여 빈도별 지역빈도해석을 수행한 결과를 Fig. 9에 도시하였다. Fig. 9에서 보듯이 고도가 높은 지역에서 빈도별 확률강수량이 커지는 효과를 볼 수 있으며 이는 지리적/지형적 특성을 반영한 결과라 할 수 있다.

Table 5에서는 기존 L-모멘트 기반의 확률강수량과 본 연구에서 제안하고 있는 계층적 Bayesian 기반의 확률강수량을 비교하여 나타내었다. 표에서 보듯이 대부분의 강수지점에서 L-모멘트를 통해 산정된 확률강수량은 Bayesian 방법을 통해 추정된 확률강수량의 불확실성 구간 안에 위치하고 있음을 확인할 수 있다. Fig. 10은 한강 유역 주요 강수지점의 빈도별 확률강수량과 불확실성 추정결과를 L-모멘트 방법과 비교하여 나타낸 결과로서 Bayesian 모형의 불확실성 구간 안에 L-모멘트를 통해 추정된 확률강수량이 위치하고 있음을 확인할 수 있다. 이와 같이 본

연구에서 제안한 지리적/지형적 특성을 고려한 계층적 Bayesian 기반 지역빈도해석 기법은 기존 지역빈도해석 결과와 강수지점 기준으로 거의 유사한 양상을 보이고 있으며 공간적인 보간과 더불어 불확실성까지 정량화 할 수 있는 장점이 있다. 이와 더불어 매개변수 추정시 지리적/지형적 특성을 외부 인자로 고려할 수 있어 미계측 유역에 대한 확률강수량 추정시 신뢰성 있는 분석이 가능할 것으로 판단된다. 마지막으로 Fig. 11에서는 계층적 Bayesian 기법으로 추정된 매개변수의 사후분포와 DEM자료를 활용하여 100년 빈도의 확률강수량과 불확실성을 공간적으로 도시하였다. Fig. 11에서 확률강수량의 불확실성을 검토해보면 고도가 높은 지역일수록 낮은 지역에 비해 불확실성이 상대적으로 크게 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 이와 같이 Bayesian 기반의 공간적 지역빈도해석 기법은 확률강수량에 대한 불확실성을 정량적으로 제공해주는 장점이 있으며, 이를 통해 댐과 같은 수공구조물의 상대적인 안정성 및 위험도를 검토할 수 있는 자료로 활용이 가능하다. 즉, 댐 유역에 적용되는 PMP 등에 대해서 확률강수량의 불확실성을 감안하여 산정 결과의 적절성 등을 평가할 수 있는 토대를 제공할 수 있다.

Fig. 10에서 대관령 관측소를 보면 불확실성 구간이 가장 큰 것을 확인할 수 있다. 이는 대관령 관측소의 고도높이가 본 연구에서 분석한 지점 중에서 가장 높으며(773 El.m), Fig. 7에서 보듯이 대관령 지점을 제외하고 모두 300 El.m 이하의 고도를 가지는 등 높은 고도에 해당하는 자료가 상대적으로 부족한 원인으로 인해 매개변수 추정

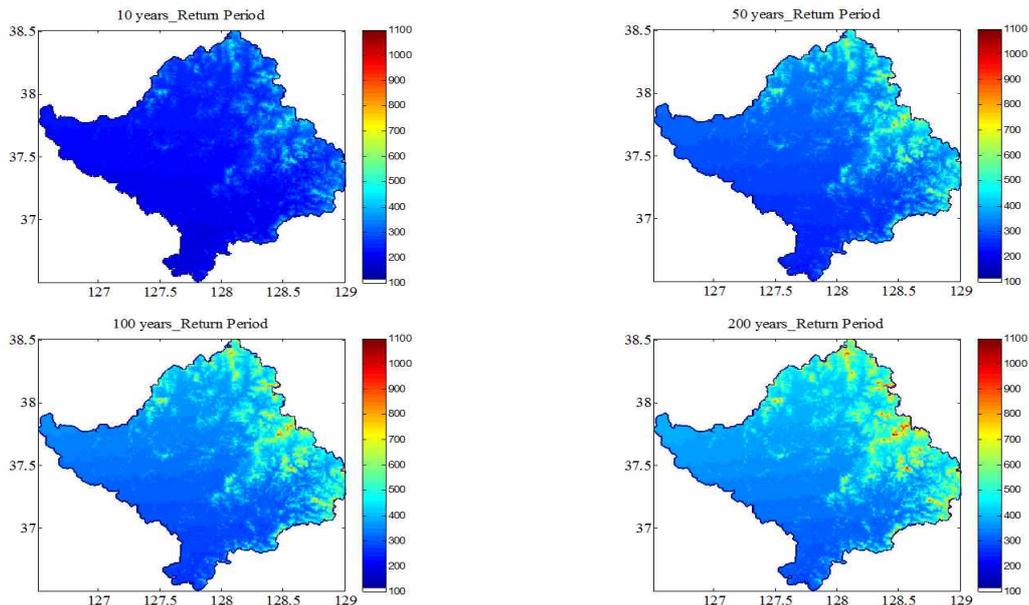


Fig. 9. Spatial Distribution of Design Rainfall according to 4 Different Return Periods

Table 5. The Estimated Design Rainfall and Uncertainty Bounds according to Return Periods

Sta.	Return Period	HBRFA (2.5%)	HBRFA (50%)	HBRFA (97.5%)	L-Moment	Sta.	Return Period	HBRFA (2.5%)	HBRFA (50%)	HBRFA (97.5%)	L-Moment
Su-won	10	214.9	230.0	247.6	229.5	Won-ju	10	202.3	213.9	226.9	219.0
	30	264.7	285.3	309.5	286.4		30	249.0	264.8	282.9	273.4
	50	287.3	310.5	337.9	312.3		50	270.2	288.0	308.5	298.1
	100	317.9	344.6	376.2	347.3		100	298.7	319.5	342.9	331.5
	200	348.4	378.6	414.5	382.2		200	327.2	350.7	377.4	364.8
Sok-cho	10	202.7	226.8	257.0	234.4	Icheon	10	210.0	221.5	234.4	228.4
	30	246.7	280.0	322.2	292.5		30	258.7	274.5	292.0	285.1
	50	266.6	304.1	352.0	319.0		50	280.7	298.6	318.4	310.9
	100	293.7	336.8	392.3	354.8		100	310.8	331.2	353.8	345.8
	200	320.5	369.3	432.6	390.4		200	340.6	363.6	389.3	380.5
Gang-neung	10	225.8	239.9	255.3	258.6	Yang-pyeong	10	220.9	233.5	247.8	243.3
	30	279.2	298.3	319.6	322.7		30	272.9	290.1	309.8	303.6
	50	303.3	324.8	349.1	351.9		50	296.6	315.9	338.2	331.1
	100	335.9	360.8	389.0	391.4		100	328.6	350.8	376.4	368.2
	200	368.5	396.6	428.6	430.7		200	360.4	385.6	414.5	405.2
Yeong-ju	10	174.3	185.5	198.7	191.5	Inje	10	186.7	208.4	232.5	207.2
	30	212.2	227.6	245.8	239.0		30	228.2	257.2	290.1	258.5
	50	229.5	246.8	267.2	260.6		50	247.1	279.6	316.4	281.9
	100	252.7	272.8	296.4	289.8		100	272.4	309.7	352.0	313.5
	200	276.0	298.6	325.3	318.9		200	297.8	339.6	387.8	345.0
Mun-gyeong	10	160.2	171.5	184.5	167.1	Chuncheon	10	215.5	227.8	241.7	227.0
	30	193.9	209.1	226.8	208.5		30	265.6	282.5	301.5	283.4
	50	209.1	226.2	246.3	227.4		50	288.3	307.4	328.8	309.0
	100	229.5	249.3	272.5	252.9		100	319.1	341.0	365.8	343.6
	200	250.1	272.3	298.6	278.3		200	349.8	374.5	402.5	378.2
Boeun	10	146.7	160.1	176.1	199.5	Hongcheon	10	208.0	220.4	234.0	216.7
	30	176.5	194.1	216.1	249.0		30	256.4	273.3	291.9	270.4
	50	189.9	209.7	234.3	271.5		50	278.3	297.4	318.4	294.9
	100	208.0	230.8	258.9	301.9		100	308.0	330.0	354.1	327.9
	200	226.1	251.7	283.4	332.2		200	337.6	362.4	389.7	360.9
Cheong-ju	10	170.6	186.6	205.3	187.2	Seoul	10	219.1	232.5	247.3	254.0
	30	206.4	227.9	253.5	233.7		30	270.2	288.4	309.1	317.0
	50	222.6	246.7	275.6	254.8		50	293.4	313.9	337.4	345.7
	100	244.6	272.2	305.5	283.4		100	324.7	348.5	375.3	384.4
	200	266.2	297.6	335.3	311.9		200	356.1	382.9	413.4	423.0
Dae-gwal-yeong	10	237.2	278.5	334.3	280.2	Ganghwa	10	228.5	246.9	267.9	267.4
	30	293.3	349.3	427.2	349.8		30	282.2	307.3	335.9	333.8
	50	318.4	381.6	469.2	381.4		50	306.5	334.7	366.9	364.0
	100	352.7	425.2	526.7	424.2		100	339.3	371.7	408.9	404.8
	200	386.6	468.5	583.7	466.8		200	365.6	389.3	415.7	445.4
Jecheon	10	182.0	197.8	217.1	210.6	Incheon	10	218.2	229.6	242.0	220.3
	30	222.6	244.1	270.3	262.9		30	269.5	285.2	302.0	275.0
	50	241.1	265.4	294.8	286.6		50	292.9	310.4	329.5	299.9
	100	265.9	293.9	327.8	318.8		100	324.3	344.6	366.4	333.5
	200	290.7	322.2	360.5	350.8		200	355.7	378.6	403.2	367.0

시 불확실성이 다른 강수지점에 비해 크게 나타나고 있다. 마지막으로 Fig. 11의 결과를 바탕으로 유역면적 강수량으로 환산한 결과를 Table 6에 제시하였다. 계층적 Bayesian 기반의 100년 빈도 면적확률강수량의 불확실성 범위가 309~442 mm로 추정되었으며, L-모멘트 기반으로 산정된 면적확률강수량 339.9 mm이 제시된 불확실성 범위 안에 위치하는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 본 연구에서 제안한 계층적 Bayesian 기반 확률강수량

추정이 타당성이 있음을 의미하며, 면적확률강수량의 불확실성 구간을 제시함으로써 수공구조물 설계시 유용하게 이용될 수 있을 것으로 사료된다.

4. 결론 및 토의

우리나라는 강수의 계절적 불균형과 지형 특성이 복잡하여 강수 패턴을 예측하는데 매우 어려운 조건을 지니고

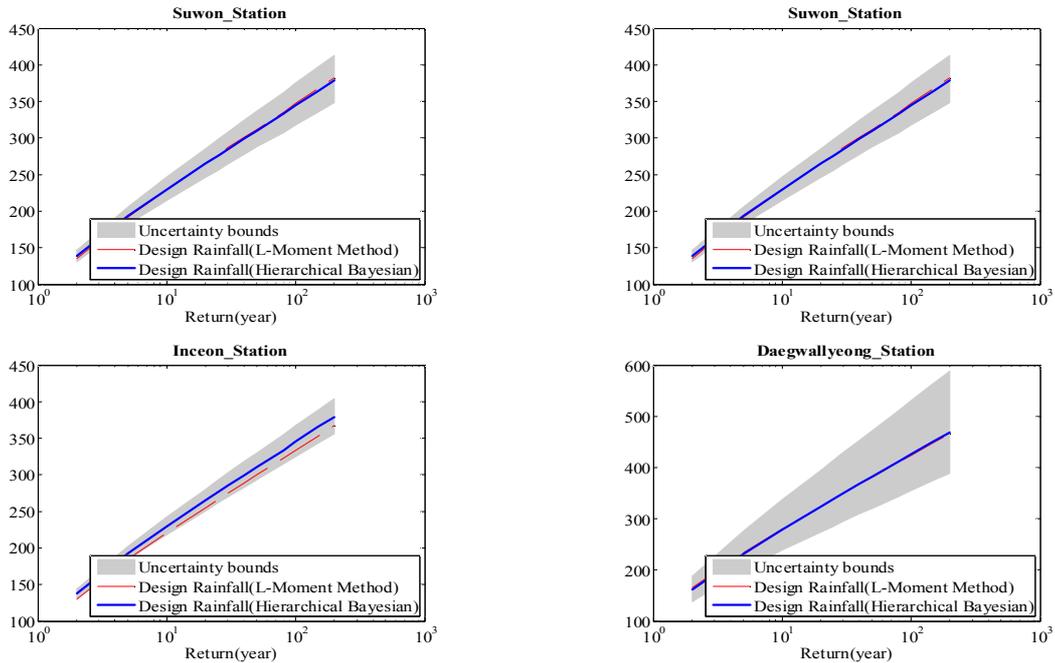


Fig. 10. Uncertainty Bounds Associated with Design Rainfall and Comparison Between Hbrfa and L-Moment Based Regional Frequency Analysis

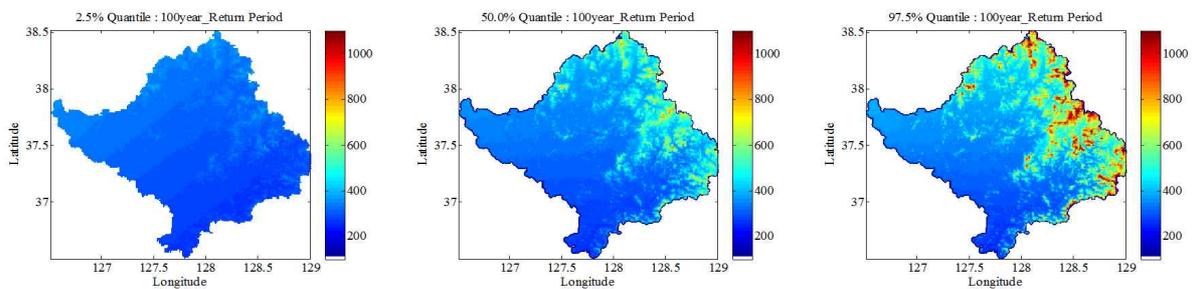


Fig. 11. Spatial Distribution of Uncertainties associated with 100-year Design Rainfall

Table 6. A Comparison of 100-year Areal Design Rainfall for Han-river Watershed between HBRFA and L-Moment Based Regional Frequency Analysis Model

Return period	L-moment	HBRFA		
		2.5%	50.0%	97.5%
100year	339.90	309.26	372.11	442.37

있다. 특히, 강수지점들 간의 지리적·지형적 이질성으로 인해 확률강수량 산정시 신뢰성이 결여되는 단점이 존재한다. 그러나 기존 연구에서는 효과적인 매개변수 추정에만 초점이 맞추어져 있으며, 매개변수 추정시 외부인자를 고려할 수 없는 단점이 존재하였다. 이를 극복하고자 본 연구에서는 매개변수 추정시 외부인자를 고려할 수 있고 추정된 매개변수의 불확실성을 정량화 할 수 있도록 하였다. 즉, 매개변수 추정시 다수의 강수지점의 자료를 활용하는 동시에 대상 유역내의 지리적·지형적 특성을 통합적으로 고려한 계층적 Bayesian 모형을 개발하는데 목적이 있다. 본 연구를 통해 얻은 결론은 다음과 같이 요약할 수 있다.

- 1) 지리적·지형적 특성에 따른 확률강수량 효과를 알아보기 위해서 Gumbel 분포 매개변수와 관측소별 지형인자간의 관계를 평가하였다. 그 결과 고도의 경우 특정 높이 이상에서는 강우량이 증가하는 경향을 확인할 수 있었으며 이러한 점을 고려하며 확률강수량을 추정한 결과 고도가 높은 태백산맥지역에서 확률강수량의 증가 특성을 확인할 수 있었다.
- 2) 본 연구에서는 Gumbel 분포의 매개변수 추정시 지역적 및 기후학적인 특성을 고려하여 지역 매개변수를 취득하였다. 지점간의 정보를 공유함으로써 지역 매개변수를 취득할 수 있었고, 매개변수의 불확실성을 정량적으로 제시 할 수 있는 장점을 확인할 수 있었다.
- 3) 한강유역에 대해서 지리적·지형적 특성을 효과적으로 고려할 수 있었으며, 계층적 Bayesian 모형을 적용하여 확률강수량을 추정한 결과 기존 지점빈도해석 방법과 유사한 결과를 갖는 것을 확인할 수 있었다. 더불어 빈도별 확률강수량의 불확실성 구간을 사후분포로부터 정량적으로 제시할 수 있는 장점을 확인할 수 있었다.

본 연구결과를 통해서 자료의 연한이 짧고, 지역적으로 상이한 국내에 대해 효과적인 확률강수량을 산정이 가능하였으며 불확실성을 고려한 지역빈도해석을 수행하였다. 따라서 지역특성을 고려하여 미계측 유역에 대한 확률강수량 추정시 신뢰성을 개선시킬 수 있으며, 유역단위 수자원계획시 활용이 증대될 것으로 기대된다. 본 연구결과 특정고도 높이에서 강수량이 증가하는 결과를 보였으나, 추후에 산악효과에 따른 연구를 진행한다면 보다 정확한 확률강수량을 예측할 수 있는 모형이 될 것이라 사료된다.

감사의 글

본 연구는 국토해양부 건설교통기술촉진연구사업의 연

구비지원[11기술혁신C02]에 의해 수행되었습니다. 본 연구를 가능하도록 지원해주신 국토해양부 및 국토교통과학기술진흥원에 감사드립니다.

References

- Basist, A., Bell, G.D., and Meentemeyerm, V. (1994). "Statistical relationships between topography and precipitation patterns." *Journal of Climate*, Vol. 7, No. 9, pp. 1305-1315.
- Berg, A., Meyer, R., and Yu, J. (2004). "Deviance Information Criterion for Comparing Stochastic Volatility Models." *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 22, pp. 107-120.
- Burns, J.I. (1953) "Small-scale topographic effects on precipitation distribution in San Dimas experimental forest." *American Geophysical Union*, Vol. 34, No. 5, pp. 761-768.
- Carlo, G., and Matteo, G. (2007) "A hierarchical model for the analysis of spatial rainfall extremes." *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, Vol. 12, No. 4, pp. 434-449.
- Daniel, C., Douglas, N., and Philippe, N. (2005) "Bayesian Spatial Modeling of Extreme Precipitation Return Levels." *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 102, No. 479, pp. 824-840.
- Greenwood, J.A., Landwehr, J.M., Matalas, N.C., and Wallis, J.R. (1979) "Probability weighted moments: Definition and relation to parameters of several distributions expressible in inverse form." *Water Resources Research*, Vol. 15, No. 5, pp. 1049-1054.
- Han, J.W., Kwon, H.H., and Kim, T.W. (2009). "Reliability Evaluation of Parameter Estimation Methods of Probability Density Function for Estimating Probability Rainfalls." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 9, No. 6, pp. 143-151.
- Hosking, J.R.M., Wallis, J.R., and Wood, E.F. (1985). "An appraisal of the regional flood frequency procedure in the UK Flood Studier Report." *Hydrological Sciences Journal*, Vol 30, Issue 1, pp 85-109.
- Hosking, J.R.M., and Wallis, J.R. (1986a). "Paleoflood hydrology and flood frequency analysis." *Water Resources Research*, Vol. 22, pp, 543-550.

- Hwang, S.W., Park, S.W., Jang, M.W., and Cho, Y.K. (2006). "Spatial Distribution Modeling of Daily Rainfall Using Co-kriging Method." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 39, No. 8, pp. 669-676.
- Katz, R.W., Parlange, M.B., and Naveau, P. (2002). "Statistics of extremes in hydrology." *Water Resources Research*, Vol. 25, pp. 1287-1304.
- Kim, G.S., and Kim, J.P. (2011). "Characterization of the Variability of Summer Extreme Precipitation According to the Local Features." *Journal of Korean Society of Civil Engineer*, KSCE, Vol. 31, No. 2B, pp. 129-146.
- Koh, D.K., Choo, T.H., Maeng, S.J., and Trivedi, C. (2008). "Regional Frequency Analysis for Rainfall using L-Moment." *Journal of Korea Contents Association*, Vol. 8, No. 3, pp. 252-263.
- Kwon, H.H., Moon, Y.I., Kim, B.S., and Yoon, S.Y. (2008). "Parameter Optimization and Uncertainty Analysis of the NWS-PC Rainfall-Runoff Model Coupled with Bayesian Markov Chain Monte Carlo Inference Scheme." *Journal of Korean Society of Civil Engineer*, KSCE, Vol. 28, No. 4B, pp. 383-392.
- Lee, D.J., and Heo, J.H. (2001). "Frequency Analysis of Daily Rainfall in Han River Basin Based on Regional L-moments Algorithm." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 34, No. 2, pp. 119-130.
- Lee, J.J., and Kwon, H.H. (2011). "Analysis on Spatio-Temporal Pattern and Regionalization of Extreme Rainfall Data." *Journal of Korean Society of Civil Engineer*, KSCE, Vol. 31, No. 1B, pp. 13-20.
- Marquinez, J., Lastra, J., and Garcia, P. (2003). "Estimation models for precipitation in mountainous regions: the use of GIS and multivariate analysis." *Journal of Hydrology*, Vol. 270, pp. 1-11.
- Schermerhorn, W.C. (1967) "A determination of the effect of topography upon precipitation." *American Geophysical Union*, Vol. 28, pp. 285-290.
- Spiegelhalter, D.J., Best, N.G., Carlin, B.P., and van der Linde, A. (2002). "Bayesian Measures of Model Complexity and Fit (with discussion)." *Journal of the Royal Statistical Society : Series B*, Vol. 64, No. 4, pp. 583-639.
- Spreen, W.C. (1947). "A determination of the effect of topography upon precipitation" *Trans Amer. Geophys. Union*, Vol. 28, pp. 285-290.
- Tao, Y., Chong, Y.X., Quan, X.S., and Xi, C. (2009) "Regional flood frequency and spatial patterns analysis in the Pearl River Delta region using L-moments approach." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 24, No. 2, pp. 165-182.
- Um, M.J., Jeong, C.S., and Lee, T.S. (2012). "The Optimal Spatial Analysis of Precipitation in the Region of Gangwon." *Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 12, No. 1, pp. 179-192.
- Wolting, G., Bouvier, C., Danloux, J., and Fritsch, J.-M. (2000). "Regionalization of extreme precipitation distribution using the principal components of the topographical environment." *Journal of Hydrology*, Vol. 233, pp. 86-101.
- Yin, S., Li, W., Chen, D., Jeong, J.H., and Guo, W. (2011) "Diurnal variations of summer precipitation in the Beijing area and the possible effect of topography and urbanization." *Advances in Atmospheric Sciences*, Vol. 28, No. 4, pp. 725-734.
- Yoo, C.S., and Jung, K.S. (2001). "Estimation of Area Average Rainfall Amount and Its Error." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 34, No. 4, pp. 317-326.
- Yoo, C.S., Jun, K.S., and Kim, K.W. (2004). "Estimation of Orographic Effect on Precipitation in the Han River Basin-I. Regression Analysis." *Journal of Korean Society of Civil Engineer*, KSCE, Vol. 24, No. 1B, pp. 33-39.
- Yun, H.S., Um, M.J., Cho, W.C., and Heo, J.H. (2009). "Orographic Precipitation Analysis with Regional Frequency Analysis and Multiple Linear Regression." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 42, No. 6, pp. 465-480.

논문번호: 14-033	접수: 2014.04.07
수정일자: 2014.04.23	심사완료: 2014.04.23