

극치자료계열의 Scaling 특성과 Bayesian GLM Model을 이용한 지역빈도해석

김진영* · 권현한** · 이병석***

Kim, Jin-Young*, Kwon, Hyun-Han**, Lee, Byung-Suk***

A Bayesian GLM Model Based Regional Frequency Analysis Using Scaling Properties of Extreme Rainfalls

ABSTRACT

Design rainfalls are one of the most important hydrologic data for river management, hydraulic structure design and risk analysis. The design rainfalls are first estimated by a point frequency analysis and the IDF (intensity-duration-frequency) curve is then constructed by a nonlinear regression to either interpolate or extrapolate the design rainfalls for other durations which are not used in the frequency analysis. It has been widely recognised that the more reliable approaches are required to better account for uncertainties associated with the model parameters under circumstances where limited hydrologic data are available for the watershed of interest. For these reasons, this study developed a hierarchical Bayesian based GLM (generalized linear model) for a regional frequency analysis in conjunction with a scaling function of the parameters in probability distribution. The proposed model provided a reliable estimation of a set of parameters for each individual station, as well as offered a regional estimate of the parameters, which allow us to have a regional IDF curve. Overall, we expected the proposed model can be used for different aspects of water resources planning at various stages and in addition for the ungaged basin.

Key words : IDF curve, Bayesian GLM, Scaling property, Uncertainty

초록

확률강수량 산정은 하천관리, 수공구조물 설계 및 위험도 분석에 있어 중요한 기초적인 자료 중 하나이다. 실무에서는 대표지속시간에 대해서 지점빈도해석을 통해 확률강수량을 추정하고 이를 지속시간에 대해서 회귀분석을 실시하여 IDF (intensity-duration-frequency) 곡선을 작성한다. 이들 IDF곡선을 활용하여 기타 지속시간에 대해서는 내삽 또는 외삽으로 보간 하여 확률강수량 추정이 이루어지고 있다. 우리나라의 경우 상대적으로 자료 연한이 짧은 점을 고려한다면, 보다 정확하고 신뢰성 있는 확률강수량 산정 기법의 필요성이 대두되고 있다. 이러한 이유로 본 연구에서는 Bayesian GLM 모형을 통하여 자료의 확률분포 매개변수의 Scaling 특성을 고려할 수 있는 지역빈도해석 모형을 개발하였다. 모형 적용결과 개별지점에서 효과적인 매개변수 추정뿐만 아니라, 유역전체의 특성을 대표하는 매개변수 추정이 가능하였다. 본 연구결과를 통해 도출된 IDF 곡선은 향후 다양한 수자원분야의 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 기대되며, 미계측유역 또는 지속시간별 자료가 불충분한 지역에 대해서도 활용이 가능할 것으로 판단된다.

검색어 : IDF 곡선, Bayesian GLM, Scaling 특성, 불확실성

* 정회원 · 전북대학교 토목공학과 박사수로 방재연구센터 (Chonbuk National University · jinyoungkim@jbnu.ac.kr)

** 중신회원 · 교신저자 · 전북대학교 토목공학과 부교수, 공학박사, 방재연구센터 (Corresponding Author · Chonbuk National University · hkwon@jbnu.ac.kr)

*** 중신회원 · 전북대학교 토목공학과 교수, 공학박사 (Chonbuk National University · leebs@jbnu.ac.kr)

Received April 21, 2016/ revised July 1, 2016/ accepted September 13, 2016

1. 서론

수공구조물 설계에 있어 신뢰성 있는 확률강수량 산정은 매우 중요한 과정 중 하나라 할 수 있으며, 일반적으로 국내에서는 확률강수량 산정시 지속시간별 연최대자료를 추출하여 빈도해석을 통해 산정하게 된다. 그러나 국내에서는 30년 이상 자료를 확보하고 있는 지점이 많지 않아 강우자료의 제약과 분석상의 편의를 위해 몇몇 지속시간에 대한 확률강수량을 산정 한 후 IDF 곡선을 추정하여 확률강수량 산정에 활용하고 있다. 국내외에서 일반적으로 사용되는 IDF 곡선은 Sherman (1931)과 Bernard (1932) 이래로 많은 이론 및 응용 수문학에서 주요 연구 분야로 자리 잡고 있다.

우리나라에서는 일반적으로 IDF 곡선 산정시 Talbot, Sherman, 및 Heo et al. (1999)이 제안한 통합형 확률강우강도식을 활용하고 있다. 일반적으로 IDF 곡선은 지속시간과 재현기간별로 산정된 확률강수량을 통한 일종의 회귀분석을 수행함으로써 분석되지 않은 지속시간의 확률강수량을 내외삽하여 활용할 수 있는 방안이다. 그러나 IDF 곡선의 추정과정에서 회귀식을 산정하여 확률강수량을 추정하므로 빈도해석을 통해 추정된 확률강수량과 다소 오차가 발생할 개연성이 있다(Kim et al., 2008). 이러한 이유로 본 연구에서는 극치자료의 Scaling 특성과 지역빈도해석을 통합할 수 있는 모형을 개발하고자 한다.

최근 국내외에서 자료의 Scaling 특성을 IDF 곡선 분석에 이용한 연구가 많이 진행되고 있다(Gupta and Waymire, 1993; Harris and Austin 1998; Deidda, 2000; Menabde and Sivapalan, 2000; Veneziano and Langousis, 2005). 이는 Scaling 특성이 지속시간 D를 가지는 다양한 강우사상의 분포형을 특성화 하는데 이용할 수 있는 장점이 있기 때문이다. 또한 이러한 모형들은 일반적으로 지속시간 D와 재현기간 T를 가지는 경험적인 IDF 곡선들과 멱함수(power function)형태를 가지고 추정할 수 있는 장점이 있다(Willems, 2000). Menabde and Pegram (1999)는 간단한 scaling 특성 모형을 활용하여 지속시간별 강우자료의 누가확률분포를 기반으로 Scaling 특성 분석을 수행하고 IDF 곡선을 제시하였으며, 이는 기존 연구보다 간편하게 IDF 곡선을 얻을 수 있다는 결과를 도출하였다. Yu et al. (2004)는 Piecewise simple scaling과 Gumbel 분포를 연결하여 IDF 곡선 산정을 위한 Scaling 공식을 개발하였으며, 지속시간별 연최대강우자료와 이에 해당하는 Moment 값을 활용하여 Scaling 특성 분석을 수행하고, 기존 IDF 곡선 결과와 비교 결과 제안된 모형이 우수한 성능을 입증하는 것으로 결과를 도출하였다. García-Marín et al. (2013)은 IDF 곡선에 상응하는 스케일 특성을 활용하여 매개변수적 확률분포형 모델을 활용하여 IDF 곡선을 산정하였으며, 추정되는 매개변수의 불확실성을 정량화 하였다.

우리나라에서는 Shin et al. (2007)은 기존 선형회귀분석을 통해 매개변수를 추정하는 단점을 극복하기 위해 유전자알고리즘을 적용하여 연구를 진행하였으며, 유전자알고리즘 기법이 더 높은 정확도를 보여준다는 연구 결과를 도출하였다. Yoo et al. (2001)은 구형펄스모형을 활용하여 IDF 곡선을 유도할 수 있는 모형을 개발하여 상대적으로 간단한 IDF 곡선을 유도할 수 있었으며, 강수를 보다 적정히 정량화 하였다. 또한 기후변화의 영향을 간접적으로 파악할 수 있다는 장점을 제시하는 연구가 진행되어 왔다. 이외 다수의 국내의 연구에서는 IDF 곡선 산정시 통계학적 개념을 도입하여 연구를 진행하는 경향이 있는 것으로 조사되었다(Singh and Zhang, 2007; Ariff et al., 2012; Kuo et al., 2013). 지역빈도 해석의 경우 Kwon et al. (2013)과 Kim et al. (2014)에 제시된 논문을 살펴보면 확률분포형의 매개변수 추정시 일반적으로 최우도법이나 L-모멘트 법을 활용하지만, 두가지 방법 모두 매개변수 불확실성을 정량적으로 해석하는데 어려움이 있는 것으로 알려져 있다. 또한 Katz et al. (2002) 역시 L-모멘트법의 경우 매개변수의 외부인자(covariate)를 고려할 수 없는 단점이 존재하는 결과를 제시한바 있다. 이러한 이유로 매개변수 추정시 불확실성을 고려하기 위해 Bayesian 기법을 도입한 연구가 다수 진행되었으며(James and Thomas, 2004; Daniel et al., 2007; Kwon et al., 2012), 불확실성의 정량화를 통해 추정되는 매개변수 및 확률강수량의 신뢰성을 높이는 연구가 진행되어 지고 있다(Kwon et al., 2009; Lee et al., 2010).

이러한 이유로 본 연구에서는 상기와 같이 제기된 문제를 개선하기 위해 지속시간별 강우자료의 Scaling 특성과 계층적 Bayesian 모형을 통합하여 지역빈도해석을 수행할 수 있는 모형을 개발하였다. 본 연구에서는 전라북도 유역내 6개의 기상청 관측소 지점을 활용하여 연구를 진행하였으며, IDF 곡선을 통해 확률강수량을 산정하였다. 이때 계층적 Bayesian 기법을 도입함으로써 산정되는 매개변수 및 확률강수량의 불확실성을 정량화 할 수 있었으며, 신뢰성 있는 지역적 매개변수를 취득할 수 있었다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 1장에서는 논문의 이론적 배경에 대해 서술하였으며, 2장에서는 Scaling 특성 및 계층적 Bayesian 모형에 대해 서술하였다. 3장에서는 개발된 모형을 적용한 결과를 수록하였으며, 4장에서는 결론 및 토의에 대해 수록하였다.

2. 본론

본 연구에서는 대상유역내 지점별 지속시간에 대한 Scaling 특성을 파악하고 지역빈도해석을 수행할 수 있는 모형을 개발하였다. 이때 본 연구에서는 Bayesian GLM 개념을 도입하여 산정되는 매개변수 및 확률강수량의 불확실성에 대해 정량화 하였으며, 본

장에서는 이에 대한 이론적인 설명을 수록하였다.

2.1 Scaling 특성

일반적으로 확보된 강우자료에 대해서 지속시간별 연최대자료를 구축하고 이를 빈도해석 모형을 통해 확률강수량을 추정하게 된다. 이때 다양한 지속시간 별 강우자료 취득에 대한 제약과 분석상의 편의를 위해 특정 지속시간에 대한 확률강수량을 먼저 산정한 후 이를 IDF 곡선으로 변화하여 확률강수량 산정에 활용하고 있다. 그러나 매개변수 산정시 Sampling 오차 즉, 자료 연한 및 사용된 확률분포형에서 기인하는 불확실성이 상당히 크며, 이러한 점을 개선하고자 다양한 연구가 상당부분 진행되어 있다. 본 연구에서는 Scaling 성질을 이용한 확률강수량 산정의 기본 이론은 Jung et al. (2008)과 Bougadis and Adamowski (2006)이 제시한 Scaling 성질을 활용하였다. 그러나 본 연구에서는 기존 Scaling 특성 분석 및 활용 시 다음 문제점을 개선할 수 있는 모형을 개발하고자 하였다.

- 1) 일반적으로 IDF 곡선 개발시 지속시간별로 확률강수량 추정 후 이를 회귀식으로 산정하는 2단계로 구성되어 있다. 이러한 경우 모형 구축을 위해 사용되었던 지속시간 이외의 확률강수량은 내삽 및 외삽의 형태로 추정될 수 밖에 없다. 이러한 경우 지속시간에 따른 확률강수량의 특성이 반영이 될 수 있으나, 일부 오차가 발생할 가능성이 여전히 남아있다. 이러한 점에서 추정된 매개변수와 지속시간의 관계를 명확하게 정량화하고 이를 함수적으로 제시함으로써 IDF 곡선식의 신뢰성을 개선하는 방법론의 개발이 필요하며, 이러한 일련의 분석 과정이 확률강수량 추정 시 동시에 이루어지는 것이 바람직할 것으로 판단된다. 즉, 일반적으로 Scaling 시 매개변수를 먼저 추정한 후 이를 지속시간의 함수로 회귀분석하는 과정을 거치는데 이러한 경우 매개변수 추정과 Scaling이 독립적으로 수행되어 최적의 IDF 곡선식 제공이 어려울 것으로 판단된다.
- 2) 현재의 IDF 곡선은 일반적으로 지점빈도해석 절차를 기준으로 수행되고 있으나, 유사성이 있는 강수정보를 통합적으로 활용하는 것이 확률강수량의 불확실성을 저감시킬 수 있는 것으로 알려지고 있으며, 이는 IDF 곡선식의 개발에 있어서도 동일하게 적용된다 하겠다. 즉, 유사성을 가지는 강수지점에서의 Scaling 특성을 지역적으로 확장하고 이를 IDF곡선식 개발까지 연계하는 과정에 대한 연구가 상대적으로 미진하다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 개선하기 위하여 지역빈도해석 개념과 확률강수량의 Scaling 특성을 통합적으로 고려할 수 있는

해석방법을 개발하는데 목적이 있다. 다시 말해, 유사성을 가지는 다수의 강수지점에 대해서 각 지점별 확률분포 특성을 고려함과 동시에 지역적 특성을 반영할 수 있는 지역빈도해석 절차를 개발하였다. 이와 함께 확률분포형의 매개변수 추정시 지속시간에 따른 분포 매개변수의 Scaling 특성을 명확하게 모형에 반영하고자 하였으며, 상기에 과정을 통합적으로 연계한 빈도해석 기법을 개발하고자 한다. 이를 통해 매개변수의 불확실성 정량화와 더불어 신뢰성 있는 확률강수량 추정에 주안점을 두고 연구를 진행하였다. 본 연구에서는 계층적 Bayesian 기법을 주요 해석 모형으로 도입하였으며 Scaling 특성을 Bayesian GLM 모형과 통합한 이론적인 배경을 다음 절에 제시하였다.

2.2 Bayesian GLM 모형

먼저 본 연구에서는 자료특성이 Gumbel 분포를 따른다고 가정하고 연구를 진행하였다. Gumbel 분포의 경우 빈도해석시 우리나라의 대표분포형으로 일반적으로 활용되고 있는 확률분포형 중 하나이다. 아래 Eqs. (1) and (2)는 Gumbel 분포의 확률밀도함수(probability density function)와 누가확률밀도함수(cumulative density function)를 나타낸다.

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

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

이때 μ 는 위치매개변수(location parameter), σ 는 규모매개변수(scale parameter)를 의미한다. 앞서 언급하였듯이 본 연구에서는 매개변수의 Scaling 특성과 지역빈도해석을 통합할 수 있는 모형을 개발하고자 하며, 이를 모형화 하였다. 먼저 강수지점 $i(1, \dots, n_s)$, 시간 $j(1, \dots, n_t)$, 지속시간 $k(1, \dots, n_d)$ 에 대한 연최대치 자료 Y_{ijk} 가 앞서 언급하였듯이 Gumbel 분포를 따른다고 가정하면 Eq. (3)과 같이 나타낼 수 있다. Eq. (3)에서 μ_{ik} 는 위치매개변수를 나타내며, σ_{ik} 는 규모매개변수를 나타내게 된다. 위치매개변수와 규모매개변수는 Eqs. (4) and (5)와 같이 지속시간(D_k)에 대한 함수로서 정의할 수 있으며 이때 $\alpha_{1i, \dots, 4i}$ 는 각 강수지점 i 에서의 Scaling 특성을 Gumbel 분포형에 통합하기 위한 회귀매개변수를 나타낸다. 즉, 매개변수는 GLM 형태의 모형을 구성하며 계층적 Bayesian 기법을 도입하여 지점별 사후분포(posterior distribution)를 추정하였다.

$$Y_{ijk} \sim Gumbel(\mu_{ik}, \sigma_{ik}) \\ i = 1, \dots, n_s, j = 1, \dots, n_t, k = 1, \dots, n_d \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mu_{ik} &= \alpha_{1i} \times (D_k)^{\alpha_{2i}} \\ i &= 1, \dots, n_s, j = 1, \dots, n_t, k = 1, \dots, n_d \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{ik} &= \alpha_{3i} \times (D_k)^{\alpha_{4i}} \\ i &= 1, \dots, n_s, j = 1, \dots, n_t, k = 1, \dots, n_d \end{aligned} \quad (5)$$

각 강우지점 i 에 회귀매개변수 $\alpha_{1i, \dots, 4i}$ 는 정규분포를 따르며 각 매개변수는 전체 강우지점을 포괄하는 상위 단계의 평균값 μ_α 와 분산 σ_α 을 가지는 정규분포 의해서 조정되며 이는 Eq. (6)과 같이 표현할 수 있다. 이때 $\mu_{\alpha_{1i, \dots, 4i}}$ 와 $\sigma_{\alpha_{1i, \dots, 4i}}$ 는 Bayesian 모형 하에서 계층적 노드를 가지고 Hyper-parameter에 의해서 조정이 가능하게 하였으며, 본 연구에서는 회귀분석시 추정되는 매개변수의 값에서 양(+), 음(-)의 제한이 없어야 하기 때문에 이러한 기본 이론을 만족하고자 정규분포를 사전분포로 활용하였다. 이와 더불어 Hyper-parameter $\mu_{\alpha_{1i, \dots, 4i}}, \sigma_{\alpha_{1i, \dots, 4i}}$ 의 경우 각각 정규분포와 Gamma분포를 갖는다고 가정하였다. Hyper-parameter 분산의 경우 항상 양의 값을 가져야하기 때문에 Gamma 분포를 사전분포로 활용하였다. 즉, 정규분포의 경우 분포 특성상 양(+), 음(-)을 모두 포함할 수 있는 확률분포형이며, Gamma 분포의 경우 양(+의 값을 도출하기 위해 사용되는 확률분포형이다. 이때 회귀매개변수에 잘못된 확률분포형(ex. GEV, Gumbel 등)을 부여한다면 추정되는 매개변수가 양의 값으로만 도출되기 때문에 추정되는 확률강우량이 비현실적으로 커질 개연성이 있으며, 이는 다수의 논문에서 제시된바 있다(Gelman et al., 2004; Kwon and Myeong, 2011; Kim et al., 2014; Kim et al., 2016).

$$\alpha_{1i} \sim N(\mu_{\alpha_{1i}}, \sigma_{\alpha_{1i}}) \quad (6)$$

$$\alpha_{2i} \sim N(\mu_{\alpha_{2i}}, \sigma_{\alpha_{2i}}) \quad (7)$$

$$\alpha_{3i} \sim N(\mu_{\alpha_{3i}}, \sigma_{\alpha_{3i}}) \quad (8)$$

$$\alpha_{4i} \sim N(\mu_{\alpha_{4i}}, \sigma_{\alpha_{4i}}) \quad (9)$$

$$\mu_{\alpha_{1i}} \sim N(0, 10^{-4}) \quad (10a)$$

$$\mu_{\alpha_{2i}} \sim N(0, 10^{-4}) \quad (10b)$$

$$\mu_{\alpha_{3i}} \sim N(0, 10^{-4}) \quad (10c)$$

$$\mu_{\alpha_{4i}} \sim N(0, 10^{-4}) \quad (10d)$$

$$\sigma_{\alpha_{1i}} \sim G(0.1, 0.1) \quad (10e)$$

$$\sigma_{\alpha_{2i}} \sim G(0.1, 0.1) \quad (10f)$$

$$\sigma_{\alpha_{3i}} \sim G(0.1, 0.1) \quad (10g)$$

$$\sigma_{\alpha_{4i}} \sim G(0.1, 0.1) \quad (10h)$$

본 연구에서는 상기와 같은 매개변수를 추정하기 위해 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 기법을 도입하여 매개변수들의 사후분포를 추정하였다. 즉, 각 사전분포와 우도와의 관계를 Bayesian 모형내에서 사후분포가 추정이 가능한 모형을 개발하였으며, 본 연구에서는 MCMC 기법 중 Gibbs Sampling을 활용하여 매개변수를 추정하였다. Bayes 이론을 기반으로 사후분포를 정리하면 다음 Eq. (11)과 같다. 이때 \mathbf{Y} 는 벡터자료로서 각 강우관측지점의 지속시간별 연최대치자료를 의미한다.

$$p(\theta | \mathbf{Y}) = \frac{p(\theta | \mathbf{Y})}{p(\mathbf{Y})} \propto p(\mathbf{Y} | \theta) \cdot p(\theta) \quad (11)$$

여기서, $\theta = [\alpha_{1i, \dots, 4i}, \mu_{\alpha_{1i, \dots, 4i}}, \sigma_{\alpha_{1i, \dots, 4i}}]$, $i = 1, \dots, n_s$ 으로서 n_s 은 해당구역의 강수 지점의 수를 나타낸다. $p(\theta)$ 는 사전분포를 $p(\mathbf{Y} | \theta)$ 는 우도함수를 나타내며 다음 Eq. (12)와 같이 표현할 수 있다.

$$p(\mathbf{Y} | \theta) = \prod_{k=1}^{n_d} \prod_{j=1}^{n_t} \prod_{i=1}^{n_s} \text{Gumbel}(Y_{i,j,k} | \mu_{ik}, \sigma_{ik}) \quad (12)$$

최종적으로 모든 매개변수를 직접적으로 추정하기는 불가능하기 때문에 앞서 언급하였듯이 본 연구에서는 MCMC 기법을 도입하여 각 매개변수의 사후분포를 추정하였다. 이때 매개변수의 수렴성을 확인하기 위해 Bayesian 모형내에서 3개의 Chain을 독립적으로 시행하였으며, 10,000번 모의 발생 중 8,000번은 제거(burn-in)하고, 나머지 2,000개의 Sample을 활용하여 각 매개변수 사후분포를 산정하였다.

3. 적용 및 고찰

본 연구에서는 대상구역 자료계열의 Scaling 가능성을 파악하기 위해 지점별 강수량에 대해 빈도해석을 수행하였으며, 추정된 매개

변수에 대해서 지속시간에 따른 매개변수의 변화 양상을 Bayesian GLM 기법을 이용하여 함수화 하였다. 본 연구 방법에 대한 요약은 다음과 같다.

- 1) 먼저 본 연구에서는 전라북도 유역내 6개 관측소를 대상으로 1973~2014년 까지 관측된 시간강수량 자료를 활용하여 지속시간별(1, 2, 3, 4, 5, 6, ..., 24, 48, 72)로 연최대강수량 추출 후 Gumbel 확률분포형을 대표확률분포로 가정하여 빈도해석을 진행하였다.
- 2) 지역빈도해석을 위해 Scaling 특성과 지역빈도해석을 수행할 수 있는 계층적 Bayesian 기법을 도입하여 통합 모형을 개발하였으며, 지점 및 지역을 대표하는 IDF 곡선을 산정하였다.

- 3) 최종적으로 Bayesian GLM 모형을 활용하여 산정되는 매개변수 및 확률강수량의 불확실성을 정량적으로 제시하였다.

3.1 대상유역 및 Scaling 특성 분석 결과

본 연구에서는 전라북도 유역을 선정하였으며, 기상청 산하 6개 관측소(군산, 전주, 부안, 정읍, 남원, 임실)를 대상으로 연구를 진행하였다. 본 연구대상유역의 강수지점은 지역빈도해석을 위한 이질성 척도 및 동질성 검증은 Kwon et al. (2013)에 의해서 수행된 바 있으며 6개 지점 모두 동질성을 가지는 지점이다. 먼저 본 연구에서는 앞서 가정한 Gumbel 분포형의 적합성을 판단하기 위해 Fig. 1과 같이 군산관측소에 대해서 대표적으로 Gumbel 분포 확률지에 도시하여 지속시간별 연최대자료를 확인하였다. 또한 적합성 평가를 χ^2 검정, KS검정, CVM검정, PPCC를 활용하

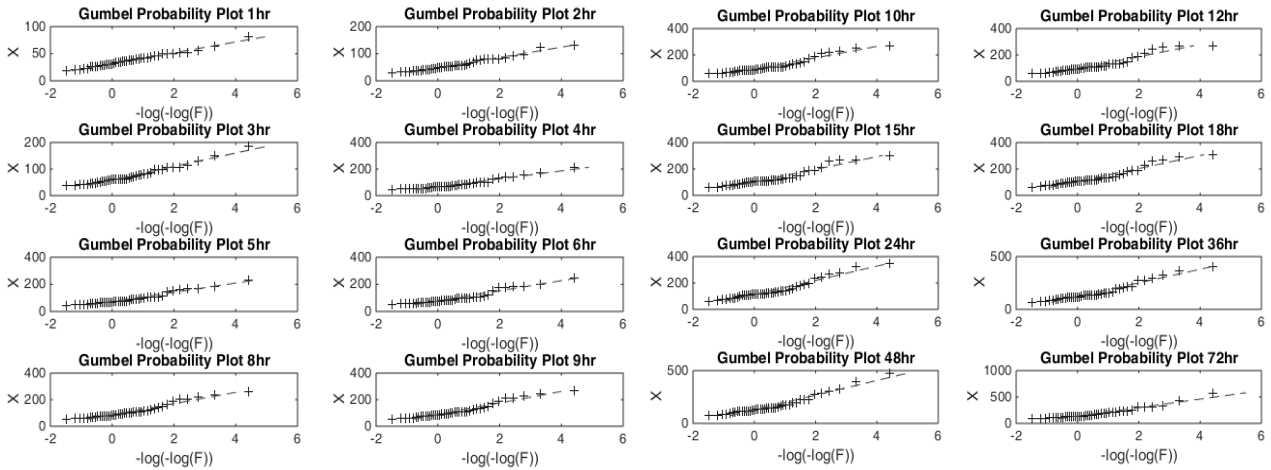


Fig. 1. Goodness-of-fit Test Through Gumbel Probability Plot at Gunsan Station

Table 1. Basic Statistics of Annual Maximum Data According to Different Durations Over the Six Stations

Station	Duration (hour)	Mean (mm)	Stan. Dev. (mm)	Skewness	Kurtosis	Minimum (mm)	Maximum (mm)	Period (year)
Gunsan	1	37.52	12.49	1.14	4.91	18.90	81.00	1973-2014 (42)
Jeonju		39.58	14.25	1.21	4.33	20.40	85.00	
Buan		37.17	13.41	0.98	3.02	21.00	70.50	
Jeongeup		37.47	10.35	0.33	2.54	20.00	63.00	
Namwon		41.68	15.46	0.89	2.97	18.00	80.50	
Imsil		37.35	11.20	0.13	2.20	17.00	58.50	
Gunsan	8	110.21	51.86	1.38	4.07	54.00	261.10	
Jeonju		100.16	41.35	1.10	3.71	37.00	211.50	
Buan		104.79	40.92	1.80	7.29	48.50	267.50	
Jeongeup		97.71	37.43	1.08	3.51	52.50	201.50	
Namwon		102.57	42.96	2.46	10.83	58.00	294.50	
Imsil		94.57	31.30	0.62	2.79	37.50	173.00	

Table 1. Basic Statistics of Annual Maximum Data According to Different Durations Over the Six Stations (Continue)

Station	Duration (hour)	Mean (mm)	Stan. Dev. (mm)	Skewness	Kurtosis	Minimum (mm)	Maximum (mm)	Period (year)
Gunsan	12	120.91	55.91	1.47	4.31	58.50	269.50	1973-2014 (42)
Jeonju		113.67	45.35	1.25	4.43	53.80	256.00	
Buan		118.50	41.55	1.51	5.74	64.00	269.50	
Jeongeup		110.12	42.11	1.11	3.30	62.00	213.50	
Namwon		116.96	53.26	2.84	13.69	60.50	372.00	
Imsil		109.50	37.30	0.62	2.76	51.00	208.50	
Gunsan	24	142.60	66.03	1.52	4.77	58.90	347.50	
Jeonju		136.57	48.25	0.66	3.30	63.50	279.50	
Buan		140.83	46.95	0.95	3.88	77.50	293.00	
Jeongeup		136.38	47.25	0.70	2.60	69.50	248.00	
Namwon		139.12	62.24	2.39	11.03	68.80	420.00	
Imsil		136.79	40.05	0.51	2.93	63.50	236.00	
Gunsan	36	158.77	78.94	1.55	4.80	68.50	407.50	
Jeonju		151.70	51.96	0.39	2.68	65.50	279.50	
Buan		155.96	56.42	1.17	4.78	77.50	352.50	
Jeongeup		151.25	52.33	0.89	3.30	80.90	307.00	
Namwon		153.98	68.06	1.81	7.16	74.50	421.50	
Imsil		152.48	45.46	0.59	2.81	69.50	261.50	
Gunsan	48	168.04	85.10	1.80	6.23	73.80	475.10	
Jeonju		163.35	54.46	0.33	2.38	65.50	280.50	
Buan		168.64	60.03	0.83	3.67	77.50	356.00	
Jeongeup		162.13	58.21	1.01	3.64	83.60	325.00	
Namwon		163.68	74.43	1.89	7.71	74.50	464.00	
Imsil		167.07	57.19	0.95	3.44	74.00	315.20	
Gunsan	72	183.58	97.48	2.09	8.19	84.10	579.50	
Jeonju		180.53	58.91	0.44	2.27	76.60	310.50	
Buan		184.90	68.48	0.80	3.45	77.50	376.50	
Jeongeup		178.14	63.97	0.97	3.35	84.50	352.00	
Namwon		181.69	79.63	1.55	6.09	83.50	479.00	
Imsil		184.47	68.51	1.11	4.05	75.00	380.40	

여 수행하였으며, 적합성 검정결과 6개 관측지점 모두 유의수준 5%에서 적합성을 통과하는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 이유로 본 연구에서는 Gumbel 분포를 대표 확률분포형으로 사용하여 연구를 진행하였다. Table 1은 본 연구에서 활용한 6개 지점의 지속시간별 기본 통계치를 산정한 결과이다.

Fig. 2는 지속시간별 극치시간자료계열의 Scaling을 파악하기 위해 Eqs. (4) and (5)를 활용하여 매개변수의 불확실성 구간을 산정한 결과를 나타낸 것이다. Fig. 2에서 회색의 구간은 Bayesian GLM 모형을 통해 도출된 각 지점별 매개변수의 불확실성 구간 (2.5, 97.5%)을 나타내며, 빨간 실선은 불확실성 구간의 50%

Quantile을 의미한다. 이때 검은 별은 지속시간별로 지점별 기준 지역빈도해석 방법(Hosking et al., 1985)을 활용하여 매개변수를 산정한 결과이다. 기법별 매개변수를 비교해 본 결과 지점 및 지속시간별 매개변수 모두 불확실성 구간 내에 내포하고 있으며, 지점별로 추정된 매개변수와 함수로부터 추정된 매개변수가 거의 유사한 거동을 하고 있는 것을 확인할 수 있다.

본 연구에서는 앞서 언급하였듯이 Bayesian GLM 모형을 활용하여 연구를 진행하였으며, 지역빈도해석을 통해 본 연구에서 제안하고자 하는 Bayesian GLM 모형의 적합성을 평가하였다. 적합성 평가 방법은 일반적으로 매개변수 추정시 사용되어지는 최우도법

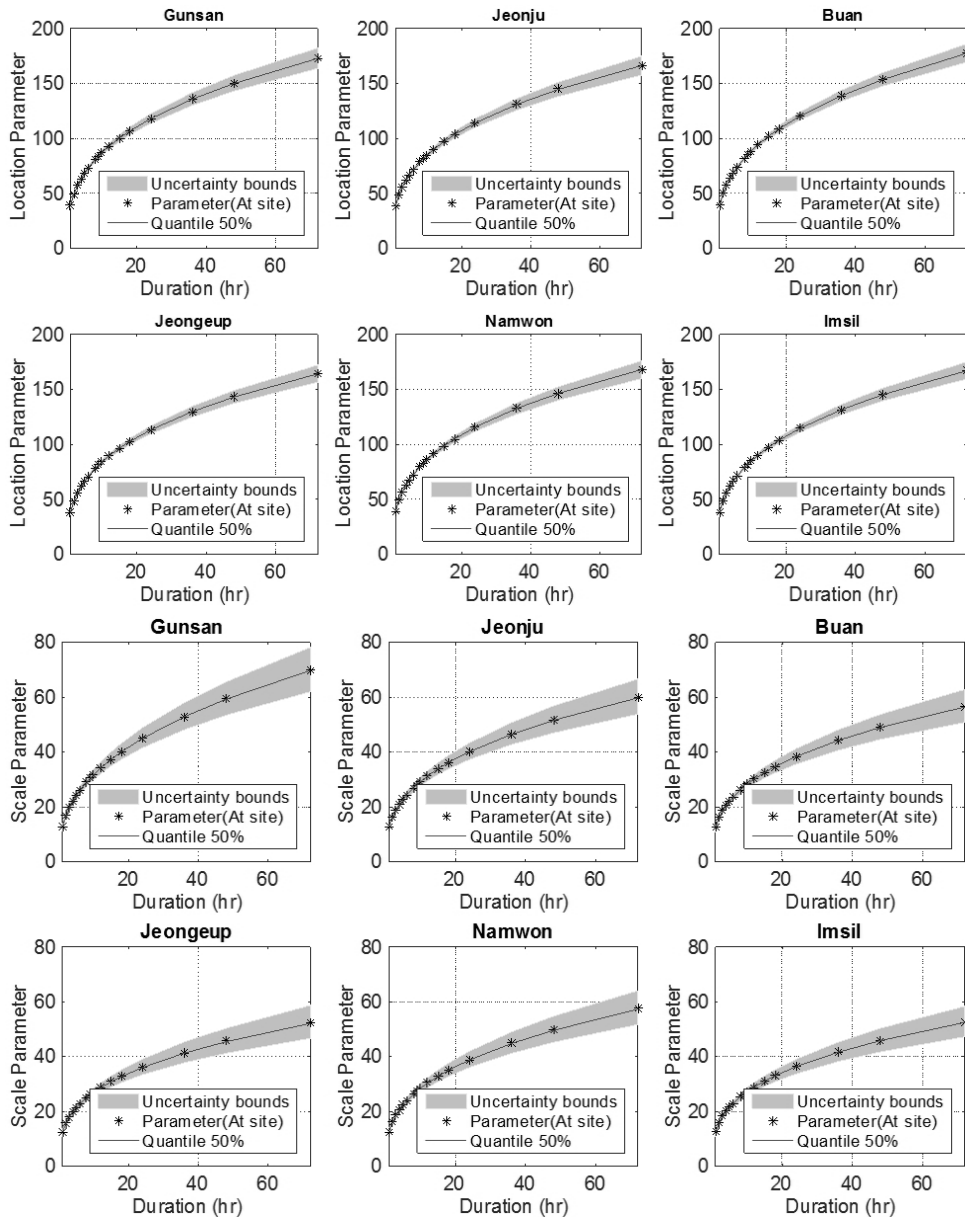


Fig. 2. Estimated Parameters of Gumbel Distribution using Bayesian GLM Model with Scaling Properties, Their Uncertainty for Each Station. The Black Stars Indicate at Site Estimates and the Red Line Indicates a Median Value Estimated from the Scaling Function

방법과 Bayesian GLM 모형을 통해 도출된 매개변수를 이용하여 지속시간 및 빈도별로 확률강수량을 산정하였으며, 도출된 지점별 도해석결과는 IDF 곡선을 통해 Fig. 3에 도시하였다. Fig. 3을 살펴보면 지점별로 Bayesian GLM을 통해 모의한 결과와 각 지점별 IDF 곡선이 유사한 결과를 도출하고 있는 것을 확인할 수 있다. 이에 본 연구에서는 Bayesian GLM 모형을 통해 지역빈도해석을 수행하였으며, 기존 지역빈도해석 결과와 비교·분석한 정량적 결과는 Table 2에 제시하였다. 지점별 아래 괄호 안은 지속시간을 의미한다.

3.2 지역빈도해석 결과

앞서 검증된 계층적 Bayesian 모형을 활용하여 전라북도 유역을 대상으로 지역빈도해석을 수행하였다. 본 연구의 주요 모형인 계층적 Bayesian 모형의 장점은 매개변수의 불확실성을 정량화함과 동시에 여러 지점의 자료 특성을 종합적으로 고려하여 매개변수를 산정할 수 있다는 것이다. 즉, 계층적 Bayesian 모형 내에서 지점별로 산정된 매개변수는 상위 단계에 Hyper-parameter를 통하여 하나의 지역매개변수로 Shrinkage 되며, 개별 지점별로 매개변수를 추정하는 것에 비해 매개변수의 불확실성을 감소시킬 수 있는

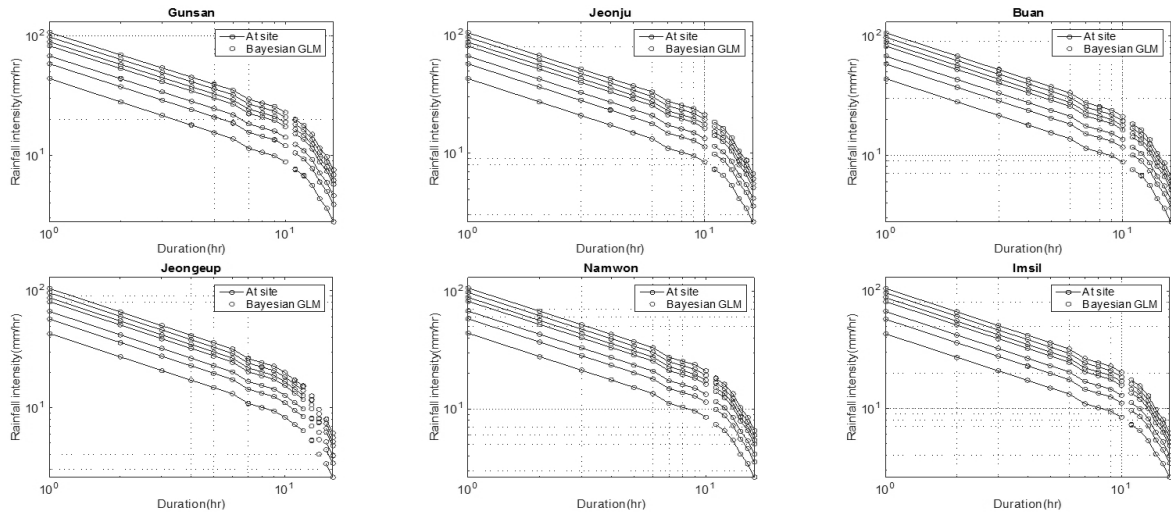


Fig. 3. Comparison of IDF Curve between the Point Rainfall Frequency Analysis and the Scaling Function Based Regional Frequency Analysis, According to Duration and Return Period

Table 2. Design Rainfalls and Their Uncertainty Bound Estimated from Posterior Distribution

Sta.	Return Period	L-RFA	GLM (2.5%)	GLM (50%)	GLM (97.5%)	Sta.	Return Period	L-RFA	GLM (2.5%)	GLM (50%)	GLM (97.5%)
Gun san (3)	2	64.31	60.54	66.37	69.15	Gun san (12)	2	107.63	95.83	104.06	116.10
	10	101.58	93.39	105.41	111.17		10	173.05	149.79	173.41	192.92
	50	134.26	122.20	133.94	148.00		50	230.39	197.09	225.83	260.27
	100	148.07	134.37	150.68	163.57		100	254.63	217.09	253.57	288.74
	200	161.83	146.50	162.39	179.09		200	278.79	237.02	277.21	317.11
Jeon Ju (3)	2	64.31	58.55	63.00	66.93	Jeon Ju (12)	2	107.63	91.86	102.57	111.17
	10	101.58	90.08	100.55	106.87		10	173.05	141.52	163.79	180.67
	50	134.26	117.73	131.57	141.89		50	230.39	185.06	212.47	241.59
	100	148.07	129.42	143.99	156.69		100	254.63	203.47	233.89	267.35
	200	161.83	141.06	158.47	171.44		200	278.79	221.81	258.03	293.01
Buan (3)	2	64.31	60.89	64.36	68.32	Buan (12)	2	107.63	97.01	105.78	114.26
	10	101.58	91.73	100.28	107.28		10	173.05	144.88	162.24	180.99
	50	134.26	118.76	130.89	141.43		50	230.39	186.85	213.69	239.49
	100	148.07	130.19	144.00	155.87		100	254.63	204.59	234.66	264.22
	200	161.83	141.57	156.39	170.26		200	278.79	222.27	255.63	288.86
Jeong Eup (3)	2	64.31	58.31	60.63	66.43	Jeong Eup (12)	2	107.63	90.94	99.09	109.20
	10	101.58	87.98	94.57	104.54		10	173.05	135.85	154.11	173.35
	50	134.26	113.99	125.34	137.95		50	230.39	175.22	202.47	229.59
	100	148.07	124.98	136.92	152.07		100	254.63	191.87	219.49	253.36
	200	161.83	135.94	149.98	166.14		200	278.79	208.45	241.44	277.05
Nam Won (3)	2	64.31	60.04	63.84	68.51	Nam Won (12)	2	107.63	100.71	103.52	112.83
	10	101.58	91.00	100.02	107.65		10	173.05	152.68	160.78	180.24
	50	134.26	118.14	129.47	141.96		50	230.39	198.24	211.97	239.34
	100	148.07	129.61	144.58	156.46		100	254.63	217.50	233.19	264.33
	200	161.83	141.04	157.35	170.91		200	278.79	236.69	254.33	289.22
ImSil (3)	2	64.31	58.63	61.79	66.49	ImSil (12)	2	107.63	91.97	102.88	109.88
	10	101.58	89.10	94.97	104.78		10	173.05	138.19	156.24	173.81
	50	134.26	115.82	128.99	138.34		50	230.39	178.71	204.91	229.86
	100	148.07	127.11	140.68	152.53		100	254.63	195.84	225.06	253.55
	200	161.83	138.36	155.32	166.66		200	278.79	212.91	247.13	277.16

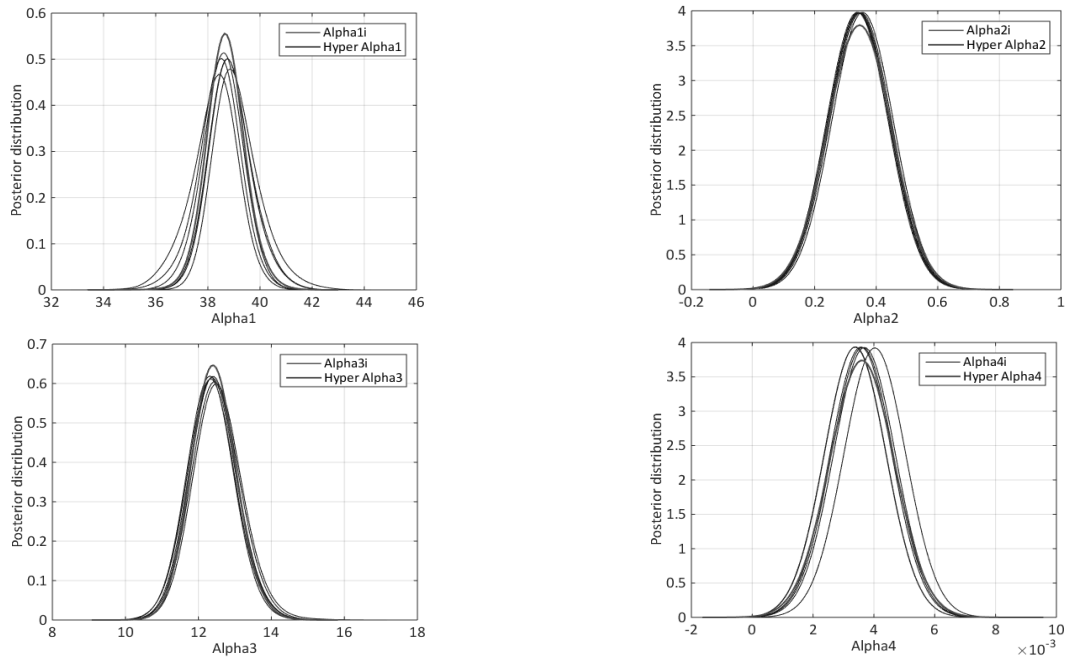


Fig. 4. Marginal Posterior Distribution of the Parameters Derived from the Hierarchical Bayesian Model Parameters. The Blue Lines Indicates a Marginal Posterior Distribution for Each Station and the Red Line Indicates a Hyper-Parameter (i.e. Regional Parameters)

Table 3. The Estimated Parameters and Their Uncertainty Bound for Each Station and Hyper-Parameter using a Hierarchical Bayesian Model

Parameter	Station	Uncertainty bounds			Parameter	Uncertainty bounds		
		2.5%	50%	97.5%		2.5%	50%	97.5%
Alpha1	Gunsan	37.760	37.870	37.945	Alpha2	0.328	0.338	0.321
	Jeonju	39.020	39.020	39.260		0.348	0.354	0.340
	Buan	40.830	40.505	41.200		0.365	0.369	0.356
	Jeongeup	36.690	36.840	36.785		0.325	0.323	0.327
	Namwon	38.510	38.620	38.430		0.342	0.339	0.344
	Imsil	39.770	39.890	39.700		0.362	0.356	0.361
	Common	37.690	38.810	39.980		0.276	0.345	0.412
Alpha3	Gunsan	11.770	11.550	11.540	Alpha4	0.358	0.317	0.322
	Jeonju	12.710	12.610	12.560		0.398	0.351	0.356
	Buan	13.825	13.500	13.500		0.435	0.388	0.392
	Jeongeup	11.680	11.340	11.625		0.328	0.299	0.301
	Namwon	12.670	12.470	12.600		0.363	0.335	0.334
	Imsil	13.670	13.390	13.535		0.400	0.376	0.370
	Common	11.730	12.600	13.430		0.280	0.356	0.432

장점이 있다(Kwon et al., 2013, Kim et al., 2014). 이는 계층적 Bayesian 모형의 장점 중 하나라고 할 수 있으며, 유사한 정보를 가지는 지점간의 빈도해석 수행 시 보다 신뢰성 있는 확률강수량을 산정 할 수 있는 것이다. Fig. 4에서 6개의 파란색 선은 지점별 매개변수의 사후분포를 나타내었으며, 빨간색 선은 Bayesian

GLM 모형으로 도출된 지역매개변수의 사후분포를 나타낸다. Table 3은 각 매개변수의 불확실성 구간을 정략적으로 제시한 결과이다.

최종적으로 Bayesian GLM 모형기반의 Scaling 함수를 통해 추정된 매개변수의 불확실성 구간(2.5, 50, 97.5%)을 활용하여

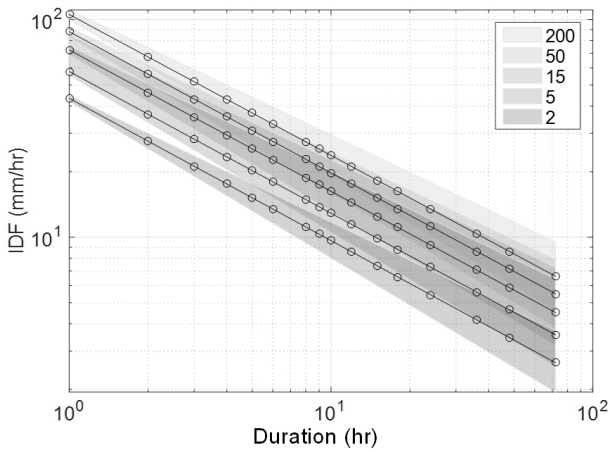


Fig. 5. The IDF Curve Based on Hierarchical Bayesian Model Based Regional Frequency Model using Scaling Function

빈도해석을 수행하고, 산정된 결과를 IDF 곡선으로 작성하여 Fig. 5에 도시하였다. Fig. 5에 도시된 결과를 살펴보면 빈도별로 산정된 불확실성 구간이 크지 않는 것을 확인 할 수 있는데 이는 전라북도 유역내 기상청 관측소 자료가 동질성 및 이질성의 확보, 또한 자료간의 정보공유가 효과적으로 이루어지는 것으로 해석할 수 있다. 앞서 언급하였듯이 Bayesian 기법은 유사한 통계적 성질을 지닌 집단의 매개변수 추정시 불확실성을 줄여주는 장점이 있으며(Gelman et al., 2004), 추정된 확률강수량의 불확실성 구간을 정량적으로 제시함으로써 본 연구결과의 신뢰성을 확보하였다(Table 4).

최종적으로 Fig. 6은 본 연구에서 제안된 방법을 통해 도출된 Hyper-parameter, 즉 지역매개변수의 사후분포로부터 Monte-Carlo 모의를 실시하였으며, 지점별 확률강수량을 산정한 결과이다. 그 결과 전라북도 유역내 모든 관측소 지점에서 추정된 확률강수량이

Table 4. The Design Rainfalls and Their Uncertainties using the Scaling Function Based Regional Frequency Analysis

Time span	Design Rainfall 50% (2.5%, 97.5%)									
	2	3	5	10	20	30	50	100	150	200
1	43.24 (41.8, 44.8)	49.89 (48.1, 51.9)	57.30 (55.2, 59.9)	66.62 (64.0, 69.9)	75.55 (72.5, 79.4)	80.69 (77.3, 85.0)	87.11 (83.4, 91.9)	95.78 (91.6, 101.2)	100.83 (96.4, 106.6)	104.41 (99.8, 110.4)
2	27.51 (25.4, 29.8)	31.78 (29.2, 34.7)	36.54 (33.5, 40.0)	42.52 (38.9, 46.8)	48.25 (44.0, 53.3)	51.55 (47.0, 57.0)	55.68 (50.7, 61.7)	61.24 (55.7, 68.0)	64.49 (58.6, 71.7)	66.79 (60.7, 74.3)
3	21.11 (18.9, 23.5)	24.41 (21.8, 27.4)	28.08 (25.0, 31.6)	32.70 (29.0, 37.0)	37.12 (32.9, 42.2)	39.67 (35.1, 45.2)	42.85 (37.9, 48.9)	47.15 (41.6, 53.9)	49.65 (43.8, 56.8)	51.43 (45.3, 58.9)
4	17.50 (15.4, 19.9)	20.24 (17.7, 23.1)	23.30 (20.3, 26.8)	27.14 (23.6, 31.4)	30.82 (26.7, 35.7)	32.94 (28.5, 38.3)	35.59 (30.8, 41.4)	39.16 (33.8, 45.7)	41.25 (35.6, 48.2)	42.72 (36.9, 49.9)
5	15.13 (13.1, 17.4)	17.51 (15.1, 20.3)	20.16 (17.3, 23.5)	23.49 (20.1, 27.6)	26.68 (22.8, 31.4)	28.52 (24.3, 33.7)	30.81 (26.2, 36.4)	33.91 (28.8, 40.2)	35.72 (30.3, 42.4)	37.00 (31.4, 43.9)
6	13.43 (11.5, 15.7)	15.55 (13.2, 18.3)	17.91 (15.2, 21.2)	20.87 (17.6, 24.8)	23.71 (20.0, 28.3)	25.35 (21.3, 30.3)	27.39 (23.0, 32.8)	30.15 (25.3, 36.2)	31.76 (26.6, 38.2)	32.90 (27.5, 39.6)
8	11.13 (9.3, 13.2)	12.89 (10.7, 15.4)	14.86 (12.3, 17.9)	17.32 (14.3, 21.0)	19.69 (16.2, 24.0)	21.05 (17.3, 25.7)	22.75 (18.7, 27.8)	25.04 (20.5, 30.7)	26.38 (21.6, 32.4)	27.33 (22.4, 33.6)
9	10.31 (8.6, 12.3)	11.94 (9.9, 14.4)	13.76 (11.3, 16.7)	16.05 (13.1, 19.6)	18.24 (14.9, 22.4)	19.51 (15.9, 24.0)	21.08 (17.2, 26.0)	23.21 (18.9, 28.7)	24.45 (19.9, 30.3)	25.33 (20.6, 31.4)
10	9.62 (7.97, 11.64)	11.15 (9.1, 13.5)	12.85 (10.5, 15.7)	14.99 (12.2, 18.5)	17.04 (13.8, 21.1)	18.22 (14.7, 22.6)	19.70 (15.9, 24.5)	21.69 (17.5, 27.0)	22.85 (18.4, 28.5)	23.67 (19.1, 29.5)
12	8.54 (6.9, 10.4)	9.90 (8.0, 12.2)	11.42 (9.2, 14.1)	13.32 (10.7, 16.6)	15.15 (12.1, 19.0)	16.20 (12.9, 20.3)	17.51 (14.0, 22.0)	19.28 (15.3, 24.3)	20.31 (16.2, 25.7)	21.04 (16.7, 26.6)
15	7.39 (5.9, 9.1)	8.56 (6.8, 10.7)	9.88 (7.8, 12.4)	11.53 (9.1, 14.6)	13.11 (10.3, 16.7)	14.02 (11.0, 17.9)	15.16 (11.9, 19.4)	16.70 (13.1, 21.4)	17.59 (13.8, 22.6)	18.23 (14.2, 23.4)
18	6.56 (5.2, 8.2)	7.61 (6.0, 9.6)	8.78 (6.9, 11.2)	10.24 (8.0, 13.1)	11.65 (9.0, 15.0)	12.46 (9.7, 16.1)	13.48 (10.4, 17.5)	14.84 (11.5, 19.3)	15.64 (12.1, 20.3)	16.21 (12.5, 21.1)
24	5.43 (4.2, 6.9)	6.31 (4.8, 8.1)	7.28 (5.6, 9.4)	8.50 (6.5, 11.1)	9.68 (7.3, 12.7)	10.35 (7.8, 13.6)	11.19 (8.5, 14.8)	12.33 (9.3, 16.3)	12.99 (9.8, 17.2)	13.46 (10.1, 17.9)
36	4.17 (3.1, 5.5)	4.85 (3.6, 6.4)	5.60 (4.1, 7.5)	6.54 (4.8, 8.8)	7.44 (5.5, 10.1)	7.96 (5.8, 10.8)	8.62 (6.3, 11.7)	9.49 (6.9, 12.9)	10.00 (7.3, 13.7)	10.37 (7.6, 14.2)
48	3.46 (2.5, 4.6)	4.02 (2.9, 5.4)	4.64 (3.4, 6.3)	5.43 (3.9, 7.4)	6.18 (4.4, 8.5)	6.61 (4.7, 9.1)	7.15 (5.1, 9.9)	7.89 (5.6, 11.0)	8.31 (5.9, 11.6)	8.61 (6.2, 12.0)
72	2.65 (1.9, 3.6)	3.09 (2.2, 4.3)	3.57 (2.5, 5.0)	4.17 (2.9, 5.9)	4.76 (3.3, 6.7)	5.09 (3.5, 7.2)	5.51 (3.8, 7.9)	6.07 (4.2, 8.7)	6.40 (4.4, 9.2)	6.63 (4.6, 9.5)

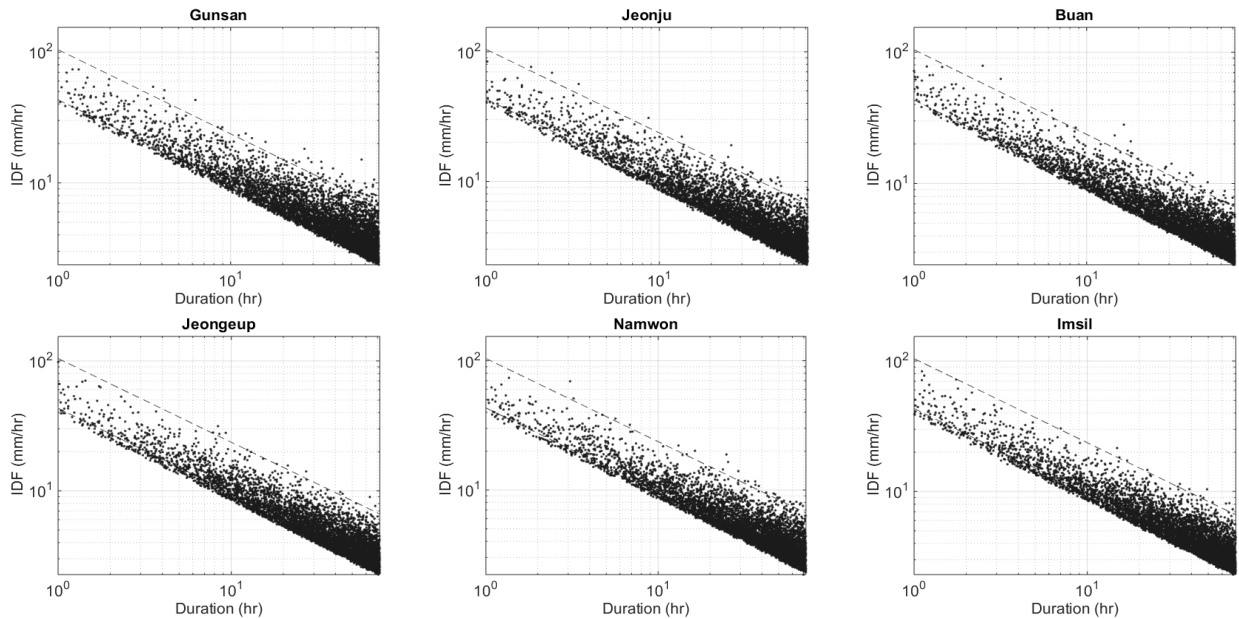


Fig. 6. A Monte-Carlo Simulation Result Based on a Set of Hyper-Parameters Estimated from Hierarchical Bayesian GLM Model. The Red-Dotted Line Indicates a Bayesian Credible Interval for the Design Rainfall for a Region

Bayesian GLM 모형을 통해 산정된 지역빈도해석 결과 범위 내에 위치하고 있는 것을 확인 할 수 있었다. 이러한 결과는 본 연구에서 제시된 함수를 통해 미계측 유역 또는 지속시간에 따른 자료계열이 충분하지 않은 지역 등에 *Scaling* 특성을 활용한 설계강수량 추정 가능성이 보여준다 하겠다. 이와 더불어 Bayesian 기법을 통해 각 단계에서 발생하는 불확실성을 정량적으로 산정할 수 있는 장점을 확인할 수 있었다.

4. 결론 및 토의

확률강수량의 경우 수자원분야에서 널리 활용되고 있는 자료 중 하나이며, 수자원 분석에 있어 가장 중요한 자료 중 하나이다. 일반적으로 지속시간별 연최대강수량 자료를 활용하여 이를 빈도 해석을 통해 확률강수량을 산정하여 활용되어지고 있다. 또한 분석상의 편의를 위해 IDF 곡선으로 변환하여 활용되어지고 있으며, 이는 특정 지속시간에 대해 추정된 후 임의의 지속시간에 해당하는 강수량을 환산하여 사용할 수 있는 장점이 있다. 그러나 빈도해석시 자료특성에 적합한 확률분포형 매개변수 추정시 최우도법 또는 L-모멘트 법의 경우 외부인자를 고려하는데 어려움이 존재하며, 매개변수 및 자료에서 기인하는 불확실성을 정량적으로 산정할 수 없는 단점이 존재한다. 이러한 이유로 본 연구에서는 강우자료의 *Scaling* 특성과 Bayesian GLM 함수를 통합하여 지역빈도해석을 수행할 수 있는 모형을 개발하였다. 본 연구결과를 통해 도출된 결과는 다음과 같다.

첫째, 기존 지역빈도해석시 추정되는 매개변수의 불확실성을 고려할 수 없는 단점이 존재하였다. 이는 자료 및 모형에서 기인하는 불확실성을 정량적으로 산정하지 못하는 문제가 발생하여 이러한 불확실성을 고려할 수 있는 모형개발이 필요하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 자료 및 매개변수에서 기인하는 불확실성을 정량적으로 산정하기 위해 Bayesian 기법을 도입하여 연구를 진행하였으며, 기존 연구보다 신뢰성 있는 매개변수 산정이 가능한 모형을 개발하였다.

둘째, 앞서 언급하였듯이 본 연구에서는 지역빈도해석 개념과 확률강수량의 *Scaling* 특성을 통합적으로 고려할 수 있는 해석방법을 개발하는데 목적이 있다. 이러한 이유로 본 연구에서는 지속시간에 따른 *Scaling* 특성을 고려하기 위해 Bayesian GLM 모형을 도입하여 지속시간을 고려한 함수로 개발하였으며, 계층적 Bayesian 모형을 통해 확률강수량의 불확실성을 저감시킬 수 있는 모형으로 확장하였다. 개발된 모형을 활용하여 산정한 결과 전라북도 유역내 6개 기상청 지점 모두 Bayesian 모형 내에서 모두 Shrinkage 되는 결과를 확인할 수 있었으며, 이는 기상청 지점 모두 동질성 확보 및 자료 공유가 효과적으로 이루어지고 있는 것을 확인할 수 있었다.

최종적으로 본 연구에서는 유사성을 가지는 지역에 강수지점에 대해서 확률분포의 매개변수를 동시에 추정할 수 있는 방안을 개발하였으며, 이를 통해 개별 지점을 포괄하는 지역단위에 매개변수를 추정할 수 있었다. 본 연구로부터 도출된 지역적 IDF 곡선은 미계측유역 및 지속시간에 따른 자료계열이 충분하지 않은 지역

등에 대해서 효과적으로 이용이 가능할 것으로 사료되며, Bayesian 기법을 통해 각 단계에서 발생하는 불확실성 또한 정량화 할 수 있는 장점이 있는 것으로 사료된다.

본 연구 결과는 하천관리, 수공구조물 설계 등 다양한 분야에서 기초 자료로 이용될 수 있을 것으로 기대되며, 이와 더불어 미세측 유역에서도 확률강수량을 산정할 수 방안으로 활용될 있을 것으로 판단된다. 향후 연구로는 매개변수 추정에 있어 연관성을 보다 효과적으로 고려하기 위해서, 매개변수간의 상관성과 더불어 지점 간의 상관성을 종합적으로 고려한 연구를 진행하고자 한다. 즉, 대상유역내 지점들 사이에 매개변수의 공분산을 모형내에서 명확하게 고려한 방안의 개발이 필요하다 하겠다.

감사의 글

본 연구는 국토교통부 물관리사업의 연구비지원(14AWMP-B082564-01)에 의해 수행되었습니다.

References

- Ariff, N. M., Jemain, A. A., Ibrahim, K. and Wan Zin, W. Z. (2012). "IDF relationships using bivariate copula for storm events in Peninsular Malaysia." *Journal of Hydrology*, Vol. 470-471, pp. 158-171.
- Bernard, M. M. (1932). "Formulas for rainfall intensities of long durations." *Trans. Am. Soc. Civ. Eng.*, Vol. 96, pp. 592-624.
- Bougadis, J. and Adamowski, K. (2006). "Scaling model of a rainfall intensity-duration-frequency relationship." *Hydrological Processes*, Vol. 20, pp. 3747-3757.
- Daniel, C., Douglas, N. and Philippe, N. (2007). "Bayesian spatial modeling of extreme precipitation return levels." *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 102, No. 479, pp. 824-840.
- Deidda, R. (2000). "Rainfall downscaling in a space-time multifractal framework." *Water Resource Research*, Vol. 36, pp. 1779-1794.
- García-Marín, A. P., Ayuso-Muñoz, J. L., Jiménez-Hornero, F. J. and Estévez, J. (2013). "Selecting the best IDF model by using the multifractal approach." *Hydrological processes*, Vol. 27, pp. 433-443.
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. and Rubin, D. B. (2004). *Bayesian Data Analysis*. CHAPMAN&HALL/CRC.
- Gupta, V. K. and Waymire, E. C. (1993). "A statistical analysis of mesoscale rainfall as a random cascade." *J. Appl. Meteor.*, Vol. 32, pp. 251-267.
- Harris, D. M., Menabde, A. S. and Austin, G. (1998). "Breakdown coefficients and scaling properties of rain fields." *Nonlinear Processes in Geophysics*, Vol. 5, pp. 93-104.
- Heo, J. H., Kim, K. D. and Han, J. H. (1999). "Derivation of rainfall intensity-duration-frequency equation based on the appropriate probability distribution." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 32, No. 3, pp. 247-254 (in Korean).
- 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, No. 1, pp. 85-109.
- James, B. E. and Thomas, H. J. (2004). "A hierarchical bayesian approach to seasonal hurricane modeling." *Journal of Climate*, doi:http://dx.doi.org/10.1175/1520-0442(2004)017<2813:AHBATS>2.0.CO;2.
- Jung, Y. H., Kim, S. Y., Kim, T. S. and Heo, J. H. (2008). "Rainfall quantile estimation using scaling property in Korea." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 41, No. 9, pp. 873-884 (in Korean).
- Katz, R. W., Parlange, M. B. and Naveau, P. (2002). "Statistics of extremes in hydrology." *Water Resources Research*, Vol. 25, pp. 1287-1304.
- Kim, J. Y., Kim, J. G., Lee, J. C. and Kwon, H. H. (2016). "A development of rating-curve usign Bayesian Multi-Segmented model." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 49, No. 3, pp. 253-262 (in Korean).
- Kim, J. Y., Kwon, H. H. and Lim, J. Y. (2014). "Development of hierarchical bayesian spatial regional frequency analysis model considering geographical characteristics." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 47, No. 5, pp. 469-482 (in Korean).
- Kim, K. T., Kim, T. S., Kim, S. Y. and Heo, J. H. (2008). "Application of intensity-duration-frequency curve to korea derived by cumulative distribution function." *Journal of Korean Society of Civil Engineer*, KSCE, Vol. 28, No. 4B, pp. 363-374.
- Kuo, C. C., Gan, T. Y. and Chan, S. (2013). "Regional intensity-duration-frequency curves derived from ensemble empirical mode decomposition and scaling property." *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 18, No. 1, pp. 66-74.
- Kwon, H. H. and Myeong, S. J. (2011). "Development of a future disaster risk assessment model for climate change using bayesian GLM and statistical downscaling model." *Korean Society of Hazard Mitigation*, Vol. 11, No. 6, pp. 207-216 (in Korean).
- Kwon, H. H., Kim, J. G., Lee, J. S. and Na, B. K. (2012). "Uncertainty assessment of single event rainfall-runoff model using bayesian model." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 45, No. 5, pp. 505-516 (in Korean).
- Kwon, H. H., Kim, J. Y., Kim, O. K. and Lee, J. J. (2013). "A development of regional frequency model based on hierarchical bayesian model." *Journal of Korea Water Resources Association*, KWRA, Vol. 46, No. 1, pp. 13-24 (in Korean).
- Kwon, H. H., Upmanu, L. and Jayantha, O. (2009). "Simulation of daily rainfall scenarios with interannual and multidecadal climate cycles for South Florida." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 23, pp. 879-896. doi:10.1007/s00477-008-0270-2.
- Lee, J. J., Kwon, H. H. and Hwang, K. N. (2010). "Concept of seasonality analysis of hydrologic extreme variables and design rainfall estimation using nonstratory frequency analysis." *Journal*

- of Korea Water Resources Association, KWRA, Vol. 43, No. 8, pp. 733-745 (in Korean).
- Menabde, M. and Sivapalan, M. (2000). "Modeling of rainfall time series and extremes using bounded random cascades and levy-stable distributions." *Water Resources Research*, Vol. 36, pp. 3293-3300.
- Menabde, M., Seed, A. and Pegram, G. (1999). "A simple scaling model for extreme rainfall." *Water Resources Research*, Vol. 35, No. 1, pp. 335-339.
- Sherman, C. W. (1931). "Frequency and intensity of excessive rainfall at Boston." *Trans. Am. Soc. Civ. Eng.*, Vol. 95, pp. 951-960.
- Shin, J. Y., Kim, T. S., Kim, S. Y. and Heo, J. H. (2007). "Parameter estimation of intensity-duration-frequency formula using genetic algorithm (II): Separation of Short and Long Durations." *Journal of Korea Water Resources Association, KWRA*, Vol. 40, No. 10, pp. 823-832.
- Singh, V. P. and Zhang, L. (2007). "IDF curves using the frank archimedean copula." *Journal of hydrologic engineering*, Vol. 12, No. 6, pp. 651-662.
- Veneziano, D. and Langousis, A. (2005). "The areal reduction factor: A multifractal analysis." *Water Resource Research*, Vol. 41, W07008, doi:10.1029/2004WR003765.
- Willems, P. (2000). "Compound intensity-duration-frequency relationships of extreme precipitation for two seasons and two storm types." *Journal of Hydrology*, Vol. 233, pp. 189-205.
- Yoo, C. S., Kim, N. W. and Jung, K. S. (2001). "A point rainfall model and rainfall intensity-duration-frequency analysis." *Journal of Korea Water Resources Association, KWRA*, Vol. 34, No. 6, pp. 577-586 (in Korean).
- Yu, P. S., Yang, T. C. and Lin, C. S. (2004). "Regional rainfall intensity formulas based on scaling property of rainfall." *Journal of Hydrology*, Vol. 295, pp. 108-123.