

## GCM Ensemble를 활용한 추계학적 강우자료 상세화 기법 개발 Development of Stochastic Downscaling Method for Rainfall Data Using GCM

김 태 정\* / 권 현 한\*\* / 이 동 루\*\*\* / 윤 선 권\*\*\*\*

Kim, Tae-Jeong / Kwon, Hyun-Han / Lee, Dong-Ryul / Yoon, Sun-Kwon

### Abstract

The stationary Markov chain model has been widely used as a daily rainfall simulation model. A main assumption of the stationary Markov model is that statistical characteristics do not change over time and do not have any trends. In other words, the stationary Markov chain model for daily rainfall simulation essentially can not incorporate any changes in mean or variance into the model. Here we develop a Non-stationary hidden Markov chain model (NHMM) based stochastic downscaling scheme for simulating the daily rainfall sequences, using general circulation models (GCMs) as inputs. It has been acknowledged that GCMs perform well with respect to annual and seasonal variation at large spatial scale and they stand as one of the primary sources for obtaining forecasts. The proposed model is applied to daily rainfall series at three stations in Nakdong watershed. The model showed a better performance in reproducing most of the statistics associated with daily and seasonal rainfall. In particular, the proposed model provided a significant improvement in reproducing the extremes. It was confirmed that the proposed model could be used as a downscaling model for the purpose of generating plausible daily rainfall scenarios if elaborate GCM forecasts can be used as a predictor. Also, the proposed NHMM model can be applied to climate change studies if GCM based climate change scenarios are used as inputs.

**keywords** : Markov chain model, downscaling, Non-stationarity, GCM

### 요 지

정상성 마코프 연쇄 모형은 일강우모의 모형으로 광범위하게 이용되고 있다. 하지만 정상성 마코프 연쇄 모형의 기본가정은 통계학적 특성이 시간에 따라 변화하지 않는 것으로, 일강우모의 시에 평균 또는 분산의 경향적 변화를 효과적으로 반영할 수 없다. 이러한 문제점을 인지하여 본 연구에서는 연주기 및 계절변화에 대하여 우수한 모의 능력을 나타내는 GCM의 모의결과를 입력자료로 이용하여 일강우량을 모의하기 위한 통계학적 상세화(downscaling) 기법인 비정상성 은닉 마코프 모형을 개발하였다. 개발된 모형을 낙동강 유역에 존재하는 영주지점, 문경지점 및 구미지점의 관측강우량에 적용한 결과, 일단위 및 계절단위의 강우량의 통계적 특성을 기존 모형에 비하여 개선된 결과를 도출할 수 있었으며, 또한 개발된 모형은 극치강수량 복원에 있어서도 관측값과 보다 유사한 결과를 보여주었다. 이러한 점에서 정확성이 확보된 GCM 계절예측자료가 입력자료로 NHMM 모형에 활용된다면 예측기반의 일강수 상세화 모형으로 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 이와 더불어, 기후변화 시나리오 입력자료가 사용된다면 기후변화 상세화 모형으로서도 적용될 수 있을 것으로 사료된다.

**핵심용어** : 마코프 모형, 상세화, 비정상성, GCM

\* 전북대학교 토목공학과 박사과정, 방재연구센터 (e-mail: kim.t.j@jbnu.ac.kr)

Ph. D Course Student, Department of Civil Engineering, Chonbuk National University, Jeonju, Korea

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

Corresponding Author, Assistant Professor, Dept. of Civil Engineering, Chonbuk National University, Jeonju, Korea

\*\*\* 한국건설기술연구원 수자원연구실 선임연구위원 (e-mail: dryi@kict.re.kr)

Senior Research Fellow, Korea Institute of Construction Technology, Water Resources Research Division

\*\*\*\* APEC 기후센터 연구본부 기후변화연구팀 선임연구위원 (e-mail: skyoon@apcc21.org)

Research Fellow, Climate Change Research Team, Climate Research Department, APEC Climate Center, Busan, Korea

## 1. 서 론

지구온난화로 인한 전 지구적 기상변화 증가양상은 한반도를 비롯한 동아시아 지역에서 다양한 형태의 기상재해를 발생시키는 주요 원인으로 작용하고 있으며 이러한 기상재해의 증가는 기후변화와 맞물려 더욱 가중될 것으로 전망되고 있다. 한반도의 경우 강수량 증가율은 통계적으로 유의하지 않으나, 지속적인 상승 경향을 보이며, 특히 호우발생빈도 증가로 극한 강수 현상에 의한 피해가 늘어가고 있다. 극한수문사상은 수재해로 직결되기 때문에 이에 대한 현황 파악 및 예측은 수재해 대응에 있어서도 매우 중요한 사항이다.

선진국과 개발도상국을 막론하고 기후변화 연구는 전 세계의 가장 중요한 핵심적인 연구 분야로 부상되어오고 있으며, 기후변화 관련 기술의 보유는 국가경쟁력과 직결되는 사항으로 인지되고 있다. 최근 지구온난화로 인한 기후변화 양상은 대기순환모형(General Circulation Model, GCM)을 통해 모의한 결과 일반적으로 강우강도가 증가할 것으로 전망되고 있다(Mearns et al., 1990; Lim et al., 2010; Kumar et al., 2014). 이러한 급격한 변화 속에서 과거의 통계적 특성이 미래에도 그대로 유지된다는 정상성(stationary) 가정을 토대로 추정된 확률수문량은 미래에 발생 가능한 극한수문사상으로 인하여 발생하는 재해위험도를 현실성 있게 반영하지 못하는 문제점을 내포하고 있으며, Milly et al. (2005)과 Khaliq et al. (2006)은 기후변화와 기상변동성 증가로 인해 정상성 가정의 타당성이 현저하게 위협받고 있다고 지적하였다.

이러한 점에서 비정상성(non-stationary)에 관한 많은 연구가 진행되어지고 있으며, 특히 기상학적 변동성을 고려할 수 있는 비정상성 빈도분석 기법에 대한 여러 연구가 진행되어 오고 있다. Strupczewski et al. (2001)은 비정상성을 고려한 수문분석에서 연 최대 홍수량의 평균과 분산에 추세가 있는 경우, 이를 분석하기 위한 2변수 분포(log-normal, Gumbel, 2변수 Pearson)와 3변수 분포인 Pearson type III 분포의 매개변수를 시간에 따라 변하는 변수로 정의하고, 최우도법을 이용하여 매개변수를 추정하는 기법을 제안하였다. Stedinger and Crainiceanu (2000)는 비정상성을 고려한 연 최대 홍수량의 추정을 위해 홍수량 평균의 선형 추세를 고려한 2변수 Log-normal 분포와 Log-normal ARMA 모형을 제안하였다. Kwon et al. (2008) 등은 기상정보를 활용한 비정상성 빈도분석 모형을 개발하고 미국 몬타나 지역에 대해서 적용성을 평가하였다. Kwon et al. (2009)은 해수면온도 및 적설량자료를

활용하여 중국 삼협댐의 평균유입량 및 확률홍수량을 효과적으로 예측한바 있다. Li et al. (2010)은 대만지역에 계절 유출량을 예측하기 위하여 비선형 SVM(support vector machine)모형과 해수면온도 및 해면기압 등의 기상정보를 예측인자로 활용하였다. 국내에서는 Lee et al. (2010a, 2010b)은 선형추세 및 주기에 따른 Bayesian 비정상성 빈도분석 기법을 개발하고 확률강수량 산정에 활용하였다.

이러한 비정상성 빈도분석에 비해 GCM 계절 및 월 단위 기상 예측 정보를 활용한 강우모의기법 연구는 상대적으로 미진한 실정이다. 전 지구에서 나타나는 기상학적 변동성은 GCM을 통하여 구체화되며 가장 일반적인 기후 예측 전망자료로서 활용되고 있다. GCM은 전 지구를 대상으로 기상학적 역학 관계를 수치적으로 모의하게 되며 대규모 기상장(large-scale climate field)을 비교적 정확하게 묘사하는 것으로 알려지고 있다. 하지만 GCM에 내재해 있는 시공간적 편의(spatio-temporal bias) 및 불확실성(uncertainty)으로 인해 GCM으로부터 생산된 기상정보를 응용수문분야에서 직접적으로 이용하기에는 많은 문제점이 존재한다(Malcolm et al., 2006; Yonas and Paulin, 2006; Muhammad et al., 2011; Kim, 2014). 특히, GCM은 공간규모가 매우 커 유역단위와 같이 좁은 지역에서의 변화를 평가할 때는 상세화 기법을 적용하는 것이 일반적이다(Wilks and Wilby, 1999; Vrac and Naveau, 2007; Willems and Vrac, 2011). 이러한 점으로 인해 비정상성 상세화 기법에 대한 연구가 지속적으로 진행되고 있으며, 기후변화 시나리오를 외부인자로 받아들여 강수 및 온도자료를 상세화(downscaling)하는 연구가 주를 이루고 있다. 그러나 앞서 언급하였듯이 GCM 계절 정보를 활용하는 상세화 기법에 대한 연구 및 적용사례는 상대적으로 적은편이다.

최근에는 기후변화의 가속화로 인해 극치수문자료의 경향성과 변동성이 꾸준히 증가하고 있으며, 기상학적 위험도를 저감하기 위한 일환으로, 기후변화 시나리오와 같이 장기간의 전망뿐만 아니라 6개월 이내의 계절 예측정보를 활용한 단기 및 중기 수문변동성 예측에 대한 필요성이 크게 대두되고 있다. 이러한 점에서 계절 예측정보를 효과적으로 활용할 수 있는 상세화 기법의 개발은 기상위험도 저감 및 효과적인 수자원계획 수립의 필수적인 요소라 할 수 있다.

최근에는 수자원 영향 평가를 위하여 비동질성을 반영한 마코프 모형을 사용한 연구가 진행되었다. Moon and Cha (2004)은 시간에 따른 비동질성을 고려한 강수모의 모형을 개발한 사례가 있으며, Kwon et al. (2005)은 기존

담 재개발의 규모결정을 위하여 비동질성 Markov Chain 모형으로부터 장기간의 일강수량 자료를 모의하여 이용하였다. Kwon and Kim (2009)은 기존 Markov Chain 모형에서 2개의 천이확률과 Gamma 분포의 매개변수를 정준 상관분석을 통하여 외부인자와 연결시킬 수 있는 방법론을 개발하여 한강유역에 기후변화 상세수문시나리오 구축을 위해 이용된 사례가 있다. Greene et al. (2011)은 인도 여름철 몬순에 대한 강우예측을 위하여 관측값과 GCM 앙상블을 사용한 결과 무강우 기간의 증가를 예상하였다.

본 연구에서는 기존 마코프 연쇄 모형을 확장한 은닉 마코프 모형(Hidden Markov chain Model, HMM)을 비정상성 형태로 개발하였다. 즉, 모형의 매개변수인 천이확률과 확률분포형의 매개변수 등을 연결함수(link function)를 이용하여 GCM 기상정보와 매개변수와 천이확률이 시간에 따라 연동하도록 구축하였다. 추가적으로 자료가 가지고 있는 특성으로부터 일기상태(weather state)를 간접적으로 분석할 수 있는 방안을 도출하였다. 이러한 점에서 본 연구에서 제안하는 비정상성 HMM 모형은 기존 세 가지 상세화 기법을 모두 포함하는 방법으로서 여러 장점을 제공한다고 할 수 있다. 최종적으로 GCM 계절예측 결과를 예측인자로 활용하여 낙동강 유역을 대상으로 강우자료 상세화 기법으로서 적합성을 평가하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장에서는 논문의 배경 및 목적에 대해서 언급하였으며, 2장에서는 비정상성 HMM 모형 및 대상 자료에 대하여 기술하였다. 3장에서는 GCM의 모의결과를 예측인자로 이용한 비정상성 HMM 모형 기법의 적용 결과를 요약하여 나타내었으며 마지막으로 결론 및 토의를 4장에 수록하였다.

## 2. 본 론

### 2.1 분석방법

#### 2.1.1 비정상성 은닉 마코프 모형

본 연구에서 취급할 일강수량 자료계열은 유출량 자료 계열에 비하여 변동성이 크고 장기간의 자기상관성(auto-correlation)이 크지 않은 시계열 자료로서 이와 같은 경우 단기 마코프 연쇄(markov chain)를 적용하면 그 특성을 효과적으로 반영하는 것으로 알려져 있다(Nord, 1975). 다양한 수문학적 모형들을 통해서 장기간의 수문변동성을 평가하기 위해서는 일반적으로 장기간의 일강수량자료를 입력 자료로 활용하게 되며, 상대적으로 자료연한이 짧은 강수지점의 경우 신뢰성 있는 변동성 평가를 위해서는 강

수모의기법을 통한 앙상블 형태의 입력 자료가 필요하다. 일반적으로 습윤기간 내의 강수량 간에는 작은 계열 상관성(serial correlation)이 존재할 수 있으나 종속성이 있다고 보기에는 무리가 많다. 따라서 강수량을 상세화하기 위하여 연속하는 강수사상 간의 독립성(independence)을 가정하고 이론적인 확률분포에 적합 시키는 방안들이 주로 활용되고 있다.

기존에 강우모의기법에 사용된 Gamma 분포기반의 2-State 1차 마코프 모형과 은닉 마코프 모형은 시간에 따라 매개변수의 변화가 없는 상태인 정상성 모형(Stationary Model)의 형태를 가지고 있다. 정상성 은닉 마코프 모형(Stationary Hidden Markov Chain Model, SHMM)은 관측 자료를 이용하여 천이확률을 계산하게 되는데 임의의 시간에 강수가 발생하였을 경우 다음시간의 강수상태를 결정하는 천이확률은 조건부 확률과정을 통하여 산정된다. 따라서 SHMM의 경우 강수 발생사상을 나타내는 천이확률은 매년 월별로 동일한 값을 갖게 된다. 만약 강수 계열이 기상변동성과 같이 외부특성과 매우 밀접한 관계가 있는 경우 이를 고려하지 못하는 단점이 있다. 즉, 여름철 장마의 강도를 결정하는 기상학적 패턴을 명확히 인지하고 모형에 예측인자(predictor)로 활용한다면, 보다 신뢰성 있는 강우 모의가 가능하다. 그러나 이전 SHMM 모형의 경우 과거에 관측했던 강수계열의 천이확률을 그대로 활용한다는 점에서 이러한 변동성을 고려할 수 없게 된다.

추가적으로 습윤사상에 발생하는 강수량의 결정은 SHMM은 과거 관측된 강수량의 확률밀도함수로부터 추정하게 되는데, 이러한 경우 앞서 언급한 바와 같이 과거의 확률분포의 특성이 미래에도 변화하지 않는 정상성 가정에 기초하여 모의가 이루어지기 때문에 기상변동성 증가 또는 감소에 따른 영향을 효과적으로 반영할 수 없는 단점이 있다. 이러한 점에서 경년변화(interannual variability) 등을 고려하지 못하게 되며 극치강수량 생성 등에 있어서 과소 추정되는 문제점을 야기할 수 있다. 반면에 GCM의 예측정보를 외부인자로 연계하여 기상변동성을 고려하는 비정상성 은닉 마코프 모형(Non-stationary Hidden Markov Chain Mode, NHMM)은 보다 예측적인 관점에서 강수 모의가 가능하다. 또한 NHMM 모형은 천이확률을 결정하는데 있어서도 예측인자를 고려함으로써 시간에 따른 강수발생 패턴도 모의할 수 있는 장점이 있어 보다 강수량의 특성을 현실적으로 모의할 수 있을 것으로 판단된다.

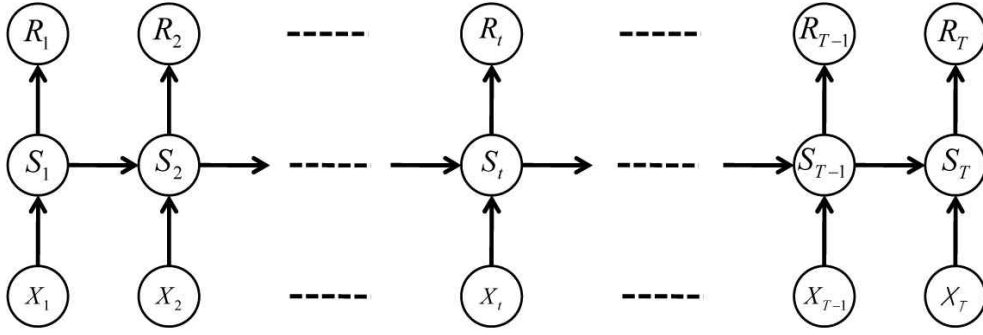


Fig. 1. Bayesian Network Diagram for Non-stationary Hidden Markov Chain Model

NHMM 모형의 통계적 이론을 간단히 요약하면 다음과 같이 정리될 수 있다. NHMM 모형은 D차원의 예측인자 벡터  $X_{1:T} = (X_1, \dots, X_T)$ 가 있다고 가정하여, 입력계열에 대한 존재는 은닉상태  $S_t$ 의 확률 또한 입력계열, 즉 예측인자  $X_t$ 에 의존하는 형태로 SHMM의 정상성 마코프 가정을 완화시킨다.

예측인자  $X_{1:T} = (X_1, \dots, X_T)$ 는 각각의 일강수량 자료에 대응하는 일련의 외부 입력변수 벡터이며, 즉 기상정보가 되며, NHMM 모형에서 은닉상태의 천이확률 행렬  $\Gamma$ 는 비정상성을 갖는다. 즉, 시간에 따른  $\Gamma$ 의 변화는 다변량(multivariate) 예측변수인  $X_{1:T}$ 의 함수로 조건부로 변화하게 된다. NHMM 모형은 다음의 Eq. (1)과 같이 쓸 수 있다.

$$p(R_{1:T}, S_{1:T} | X_{1:T}) = \left[ p(S_1 | X_1) \prod_{t=2}^T p(S_t | S_{t-1}, X_t) \right] \left[ \prod_{t=1}^T p(R_t | S_t) \right] \quad (1)$$

본 연구에서는 최적의 매개변수를 추정하기 위해서 Bayesian 모형 형태에서 균일분포를 가지는 사전분포를 적용하여 우도(likelihood)를 최대화하도록 하여 사후분포를 추정하여 이용하였다. 연도별로 연속된 관측 값들은 조건부 독립으로 가정하여 모형에 적용된다. NHMM에서 입력 자료로 취급하는 관측강수량의 조건부 Log-likelihood  $LL(\theta)$ 은 다음의 Eq. (2)와 같이 정의된다.

$$LL(\theta) = \ln p(R_{1:T} | X_{1:T}, \theta) = \sum_{S_{1:T} \in [1, \dots, K]^T} \ln \left[ p(S_1 | X_1, \theta) \prod_{t=2}^T p(S_t | S_{t-1}, X_t, \theta) \right] \left[ \prod_{t=1}^T p(R_t | S_t, \theta) \right] \quad (2)$$

위와 같은 우도값을 최대화하여 강우량을 모의하는데

있어 Expectation-Maximization (EM) 기법(Dempster et al., 1977)을 통하여 은닉상태에 따른 혼합분포의 매개변수 및 은닉상태간의 천이확률을 추정하였다. 이러한 우도의 최대값은 해석적으로 찾을 수 없으나, EM 알고리즘의 반복계산을 통하여 매개변수  $\theta$ 의 공간에서  $LL(\theta)$ 을 최대로 만드는 값을 구할 수 있다. Eq. (3)의 은닉상태의 천이확률을 추정하기 위하여 본 연구에서는 독립변수의 선형결합을 이용하여 강수량의 발생확률을 예측하는데 사용되는 통계적 기법인 다항 로지스틱 회귀분석(multinomial logistic regression analysis) 모형을 이용하였다.

$$p(S_t = b | S_{t-1} = a, X_t = x) = \frac{\exp(\sigma_{ab} + \rho'_b x)}{\sum_{k=1}^K \exp(\sigma_{ak} + \rho'_k x)} \quad (3)$$

여기서, 모든  $\sigma$ 들은 실수로 표현된 매개변수들이며,  $\rho$ 들은 입력벡터 D차원의 실수값들로 이루어진 매개변수 벡터이다. 첫 번째 은닉상태 확률벡터와( $\pi$ ) 천이확률( $\gamma$ )은 다음의 Eq. (4)와 같이 예측인자  $x$ 의 함수로 정의될 수 있다. Eq. (5)는  $t > 2$  이상의 다항 로지스틱 회귀분석 모형을 나타낸다.

$$\pi_i = P(S_1 = i | X_1 = x) \quad (4a)$$

$$\gamma_{ji}(x) = P(S_t = i | S_{t-1} = j, X_t = x) \quad (4b)$$

$$bP(S_t = i | S_{t-1} = j, X_t = x) = \frac{\exp(\sigma_{ji} + \rho'_i x)}{\sum_{k=1}^K \exp(\sigma_{jk} + \rho'_k x)} \quad \text{for } t \geq 2, \quad (5a)$$

$$P(S_1 = i | X_1 = x) = \frac{\exp(\lambda_i + \rho'_i x)}{\sum_{k=1}^K \exp(\lambda_k + \rho'_k x)} \quad \text{for } t = 1 \quad (5b)$$

자료의 결합확률은 다음의 Eq. (6)과 같이 나타낼 수 있다. 여기서  $F_{st}$ 는 각각의 은닉상태 방출밀도함수(emission probability function)을 나타낸다.

$$P(r_{1:T}, s_{1:T} | x_{1:T}, \theta) = \left[ \pi_{s_1}(x_1) \prod_{t=2}^T \gamma_{s_{t-1}, s_t}(x_t) \right] \left[ \prod_{t=1}^T F_{s_t}(r_t | r_{t-1}) \right] \quad (6)$$

우도를 최대화하는 매개변수  $\theta$ 를 추정하기 위하여 학습 모형(learning model)에서 널리 이용되고 있는 Baum-Welch 알고리즘(Baum et al., 1970)을 이용하였다. 다시 정리하면, 매개변수 집합의 초기 값을 이용하여 매개변수 추정을 시작하여 연속적으로 대수우도함수를 갱신하면서 매개변수를 반복 재 추정하여 매개변수가 일정하게 수렴되면 최종 매개변수가 결정된다.

$$\begin{aligned} L(\theta) &= P(R|\theta) = \prod_{n=1}^N \sum_{s_{n,1}:n} P(S_{n,1:T} | r_{n,1:T}, \theta) \\ &= \prod_{n=1}^N \sum_{s_{n,1}:r} P(s_{n,1}|\theta) \prod_{t=2}^T P(s_{n,t}|s_{n,t-1}, \theta) \prod_{t=1}^T P(r_{n,t}|s_{n,t}, r_{n,t-1}, \theta) \quad (7) \\ &= \sum_{n=1}^N \sum_{i_{n1}=1}^K \pi_{i_{n1}} T_{i_{n1}}(r_{n1}) \sum_{t=2}^T \sum_{i_{n,t-1}=1}^K \gamma_{i_{n,t-1}, i_{n,t}} T_{i_{n,t}}(r_{n,t} | r_{n,t-1}) \end{aligned}$$

본 연구에서는 혼합분포를 기반으로 모형을 구축하기 위하여 우리나라 강수량 자료 분석에 적합한 확률분포로 일반적으로 사용되고 있는 Delta-Gamma 분포와 Delta-Exponential 분포를 사용하였으며, 무강우사상(dry day)을 제외하고 강우사상(wet day)에 대해서만 확률분포를 적용하여 강수량의 다양한 확률분포 특성을 고려하기 위하여 Delta 함수가 도입된다(Khalil et al., 2010; Kwon et al., 2011).

본 연구에서는 Gamma 분포와 Exponential 분포를 혼합한 Delta-gamma-exponential 분포를 활용하여 강수량을 모의하였다. Gamma 분포와 Exponential 분포의 확률밀도함수를 추정하기 위한 우도함수는 다음의 Eq. (8)과 같다.  $M, i, c$ 는 각각 관측소의 개수, 은닉상태 번호, 혼합분포의 개수를 나타내며  $p$ 는 혼합분포의 가중치를 의미한다. 또한  $\alpha, \beta, \lambda$ 는 Gamma 분포와 Exponential 분포의 매개변수를 나타낸다.

$$P(r_t | S_t = i) = \prod_{m=1}^M P(r_t^m | S_t = i) = \prod_{m=1}^M a_{im} \quad (8)$$

여기서,

$$a_{im} = \begin{cases} p_{im0} & r_t^m = 0, \\ \sum_{c=1}^C p_{imc} \frac{\beta_{imc}^{\alpha_{imc}} (r_t^m)^{\alpha_{imc}-1} \exp(-\beta_{imc} r_t^m)}{\Gamma(\alpha_{imc})} & r_t^m > 0 \end{cases}$$

여기서,

$$a_{im} = \begin{cases} p_{im0} & r_t^m = 0, \\ \sum_{c=1}^C p_{imc} \lambda_{imc} \exp(-\lambda_{imc} r_t^m) & r_t^m > 0 \end{cases}$$

## 2.1.2 Akaike Information Criterion

최적 은닉상태를 채택하기 위해서 우도함수가 최대가 되는 조합을 결정하는 과정이 필요하다. 그러나 우도가 최대화됨에 따라서 모델의 매개변수가 무한히 증가할 수 있다. 이렇게 매개변수가 무한히 증가하는 경우는 모델이 과적합(over-fitting) 되는 문제점이 있으므로(Kwon et al., 2013), 본 연구에서는 모형 선택 지표로 Akaike Information Criterion (AIC)을 사용하여 NHMM의 최적은닉상태의 개수를 결정하였다. AIC는 Akaike (1974)에 의하여 소개되었으며 AIC를 이용한 연구들은 확률, 통계, 경제, 환경 및 공학 등 여러 분야에서 적용되었다. 확률 및 통계 분야에서는 1980년대 이후로 AIC의 정확성을 높이는 연구 또는 모집단의 분포를 추정하는 연구들이 활발하게 진행되었다(Hurvich and Tsai, 1998; Pan, 2001). AIC는 선형과 비선형 모형의 식별(model identification)에 주로 사용되는 기준으로 AIC는 모형의 적합도(model fitting)나 모형 최적화(model optimization)가 균형을 이루는 합리적인 기준이라고 볼 수 있다(Faraway and Chatfield, 1998; Yang and Zou, 2004). AIC의 일반적인 형식은 다음의 Eq. (9)와 같다.

$$AIC = 2k - 2\ln(L) \quad (9)$$

식에서  $k$ 는 모델의 매개변수 개수를 나타내며  $L$ 은 우도값을 의미하는 것으로 모형이 과적합 될수록  $k$ 값이 증가하므로 AIC값은 증가하게 되므로 모형의 과적합에 대한 벌점(penalty)을 부여한다(Kim et al., 2014).

## 2.2 대상자료

### 2.2.1 관측강수량 자료

우리나라 수자원의 효율적인 이용을 가로막는 가장 큰 원인은 강수의 계절적 집중현상일 것이다. 또한 지구온난화로 인한 기후변화와 엘니뇨 및 라니냐에 의한 이상기후가 빈발하고 있는 상황에서 우리나라의 수자원환경도 더 이상 자유로울 수 없다. 수문자료의 계절성은 수자원관리의 관점에서 매우 중요한 요소로서 계절성의 변동은 댐 및 저수지의 운영, 홍수조절 및 관개용수 관리 등 다양한

분야와 밀접한 관계를 가지고 있다. 우리나라는 여름철 동아시아 몬순(monsoon)의 영향으로 인하여 연강수량의 편차가 매우 크게 나타나는 특성으로 여름철에 강우사상이 집중적으로 발생하며, 우리나라의 대표적 우기기간인 6월부터 9월까지의 기간(122일) 동안 연간 강수량의 약 3분의 2가 집중된다. 따라서 본 연구에서는 NHMM의 적합성을 평가하기 위하여 한반도 우기기간에 낙동강 유역 일강우량을 대상으로 NHMM의 적용성을 평가하였다. 본 연구에 이용된 기상청 산하 영주지점, 문경지점 및 구미지점 관측소의 제원은 Table 1과 같다.

### 2.2.2 GCM 기반 계절강수량

본 연구는 GCM 정보를 예측인자로 고려할 수 있는 비정상성 강수모의기법을 개발하는데 목적이 있으며, 이를 위해서 본 연구에서는 재해석 자료를 GCM 모형의 경계조건으로 이용하여 과거의 기상자료를 가정하여 과거의 일기상태를 예측하는 Hindcast 자료를 비정상성 모형의 예측인자로 활용가능성을 평가하고자 한다. 본 연구에서 이용한 APEC 기후센터(APEC Climate Center, APCC) Hindcast 자료는 아·태평양 지역 9개국 17개 기관으로부터 수집한 기후예측자료를 수집하여 모형이 가지는 불확실성을 최소화하려는 방법으로 모델간 앙상블(Multi-Model Ensemble, MME)기법을 적용한 자료로서, APCC에서는 매월 6개월 및 3개월 단위의 기후 예측값을 제공하고 있다. 앞서 언급했듯이 NHMM 모형은 강수량 모의를 위한 매개변수들이 예측인자에 의하여 조정을 받기 때문에 예측인자의 선택은 통계학적 상세화 기법을 적용함에 있어 주요 관심사항이다. 실제로 기상자료 및 GCM 예측결과 등을 활용할 때 계절예측 정보를 활용하는 것이 일반적이다.

APCC에서 MME 계절예측자료를 산출하는 핵심사유는 단독적으로 사용되는 GCM의 경우 실측치와 큰 차이를 보이거나 물리적인 의미를 재현하지 못하는 경우가 종종 발생하게 되며, 이러한 오류를 최소화하고자 모델들을 다양한 기법으로 조합하여 이용하는 것이 필요하다. 특히 지역기후단위에서 이러한 확률론적 접근방법은 모형의 신뢰성 및 적용성을 개선시키는 효과가 크다. APCC에서는 GCM으로부터 얻어진 예측자료를 CPM(coupled pattern

projection method), SCM (simple composite of bias corrected model ensemble means), MRG (multiple regression based on model ensemble means), SSE (multiple regression on leading synthetic super ensemble), Probabilistic (position of the forecast PDF in respect to the historical PDF)과 같이 총 5가지 방법론을 적용하여 MME를 생산하고 있다.

위 방법론 중에서 대표적으로 사용되는 SCM은 다양한 기관에서 수집된 모델자료를 단순평균하는 모델간 앙상블 기법으로 현재 APCC에서 범용적으로 이용되고 있다. 또한 SSE 기법은 단차오류를 최소화하기 위해 경험적교합수를 통하여 후처리된 자료를 사용하여 회귀분석을 수행한 방법으로 통계적 계산이 추가된 방법이라 할 수 있다. 본 연구에서는 SCM을 통해 산정된 MME 자료를 NHMM 모형에 입력자료로 활용하여 연구를 진행하였다.

## 3. 적 용

앞서 언급하였듯이 본 연구는 GCM 정보를 활용할 수 있는 비정상성 강수모의기법을 개발하기 위함이며 이를 위해서 APCC MME 자료를 활용하여 적합성을 평가하는 과정을 수행하였다. NHMM 모형의 최적은닉상태 수 결정, 강수빈도 및 강수량의 확률통계학적 특성 평가를 본 절에서 수행하였다.

### 3.1 AIC를 사용한 최적은닉상태 결정결과

모형의 매개변수 개수를 최소화하고 우도 값을 최대화하면 AIC는 작은 값을 가지게 되는데 AIC가 작은 값을 가질수록 모형이 적합함을 의미한다. 따라서 본 연구에서는 모형의 매개변수의 개수와 우도 값으로 산정되는 AIC를 사용하여 NHMM의 최적 은닉상태의 개수를 결정하는 최적화 과정을 수행하였다. Fig. 2에서 확인 할 수 있듯이 은닉상태의 수  $S$ 를 2~9까지 증가시키며 우도와 매개변수의 개수를 추출하고 그 과정에서 은닉상태  $S$ 가 증가함에 따라 우도함수 또한 증가하고 일정한 은닉상태 수 이상에서는 수렴하는 결과를 확인할 수 있었다.

AIC를 사용한 최적 은닉상태 결정에 있어 은닉상태의

Table 1. Weather Station in Nakdong Watershed

Station Name	Station Code	Latitude	Longitude	Elevation(m)
Yeongju	272	36°52′	128°31′	210.8
Mungyeong	273	36°37′	128°08′	170.6
Gumi	279	36°07′	128°19′	48.90

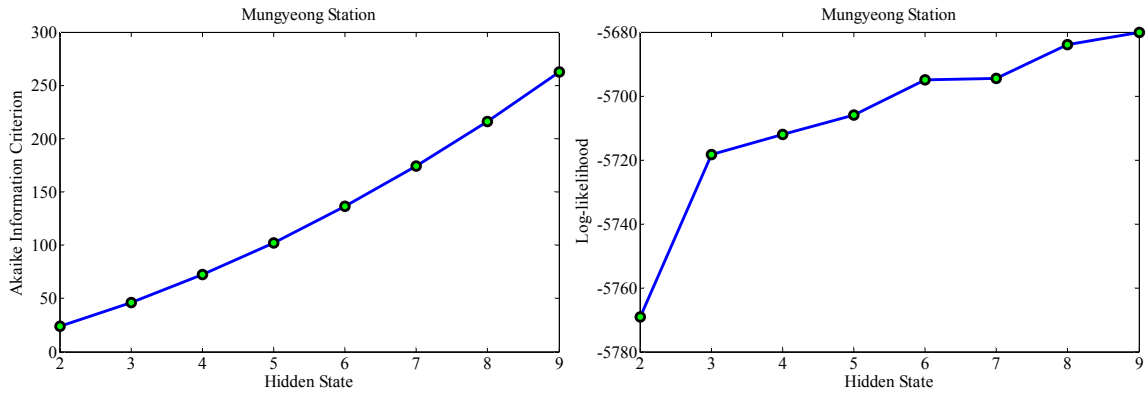


Fig. 2. AIC Value and Log-likelihood Function Given No. of Hidden State

수가 일정하게 증가하면서 매개변수 또한 일정하게 증가하는 것을 확인하여 AIC로는 명확한 선별력이 나타나지 않아 AIC를 결정하기 위한 변수인 우도함수를 사용하여 적합성(fitness) 확인결과, 은닉상태의 수  $S$ 가 3으로 증가하면서 대수우도함수가 급변한 후, 은닉상태의 수  $S$ 가 4부터 9까지 변화함에 따라 대수우도함수의 증가경향이 미약하므로 일정하게 우도함수가 수렴하기 시작하는 은닉상태의 수  $S$ 를 5로 결정하여 강우분석을 진행하였다.

### 3.2 단일지점 강수계열 상세화 결과

낙동강 유역에 존재하는 영주지점, 문경지점 및 구미지점을 대상으로 계절강수량 및 일강수량의 특성을 평가할 수 있는 지표들을 대상으로 관측치와 비교하였다. 논문의 지면 관계상 문경지점의 그림결과를 도시하였으며, 영주지점과 구미지점의 결과는 표로 정리하여 나타내었다. Fig. 3은 문경관측소 분석기간의 관측된 강수량의 강수특성을 최적 은닉상태 수  $S$ 를 5로 결정하여 분석한 결과이며 Fig. 4는 각 은닉상태에 따른 강우량과 강우발생빈도를 나타낸 막대그래프로서 문경관측소의 경우  $S1$ 의 강우발생 빈도는 약 16%를 나타내지만 강우총량의 약 70%를 차지하고 있어 집중호우와 같은 기상상태로 판단되며, 그와 반대로  $S4$ 의 경우 강우발생의 빈도는 약 58%를 차지하지만 강우총량은 무강우에 가까운 것을 확인할 수 있다.  $S4$ 와 같은 기상상태는 무강우사상 혹은 강우사상의 발생시 매우 적은 강우량을 포함한 기상상태로 판단된다.

NHMM을 통해 모의된 강수량의 적합성을 평가하기 위해서 일강수모의시 가장 일반적으로 이용되는 모형인 Gamma 확률밀도분포 기반의 2-State 1차 Markov Chain 모형결과와 강수특성을 비교하였다. 분석에 있어 자료의 분포형태(좌우 대칭, 단봉) 파악과 이상치를 발견할 수 있으며 자료의 사분위 값의 위치, 자료의 최대값 및 최소값을 파

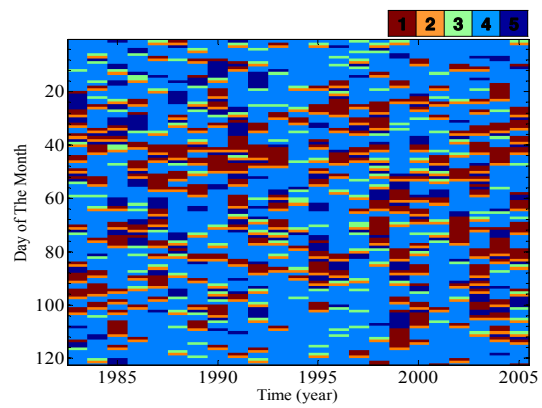


Fig. 3. Estimated Hidden State Sequence for Mungyeong Weather Stations for JJAS (June-September) Season

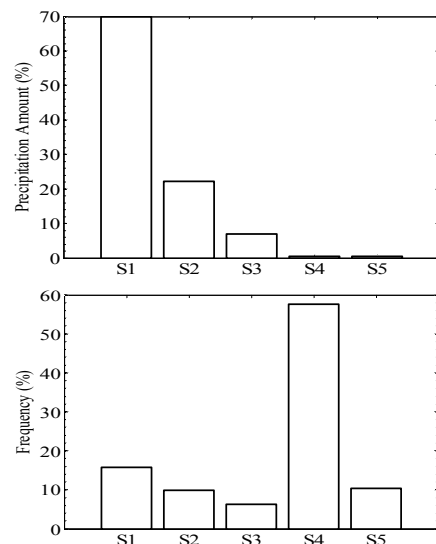


Fig. 4. Estimated Percentage of Seasonal Rainfall Amount and Rainfall Frequency according to Each Hidden State for Mungyeong Weather Stations for JJAS Season

악할 수 있는 Boxplot을 이용하였다. Boxplot은 총 100개의 Ensemble로 추정되었으며 관측치와 중첩하여 Fig. 5에 나타내었다. 또한 기존 Gamma 모형과 비교 검토하였다.

NHMM을 통하여 얻은 결과의 계절강우량의 총량, 천이확률 및 강수일의 경우 기존의 모형에 비하여 향상된 모의결과를 나타내는 것을 확인할 수 있으며, 또한 일강수 계열에 대하여 평균, 분산, 왜곡도 및 첨예도와 같은 고차 모멘트(high-order moment) 비교결과도 우수한 것을 확인하였다. Fig. 6에서 보는바와 같이 모의값이 관측 값과 유사한 거동을 보이고 있음을 확인할 수 있으며 모의 값과 관측 값의 상관계수는 약 0.84로 매우 현실성 있는 모의결과로 판단된다. 이는 예측인자로 활용된 GCM과 거의 유사한 상관계수로서 계절예측정보를 효과적으로 일단위로 상세화하고 있음을 보여준다 하겠다. 또한 불확실성 구간

또한 적절하게 분포되어 있음을 확인할 수 있다.

강우자료 상세화 기법을 적용함에 있어 반드시 검토해야 할 사항으로는 재현된 강우량의 통계적 특성 복원능력을 판단하는 것이다. 즉, 기상학적으로 경년변화의 복원여부를 확인하기 위하여 불확실성 영역을 포함하여 Fig. 8로 나타내었으며, 두 가지 통계치 모두 과거 강우사상과의 상관계수(correlation coefficient)가 대략 0.7 정도되고 있음을 확인할 수 있었다. 특정일에 강우사상이 발생한 후 다음 일에 연속적인 강우사상의 발생을 의미하는 강우사상 천이확률의 경우 모의결과의 경우 0.56으로 관측값의 천이확률 0.57과 매우 유사하게 모의되고 있음을 확인할 수 있었다. 이어서 강우사상의 발생일을 의미하는 강수일의 경우도 관측값과 유사하게 45일정도로 평균적인 관점에서 계절적 강수특성을 효과적으로 재현하고 있음

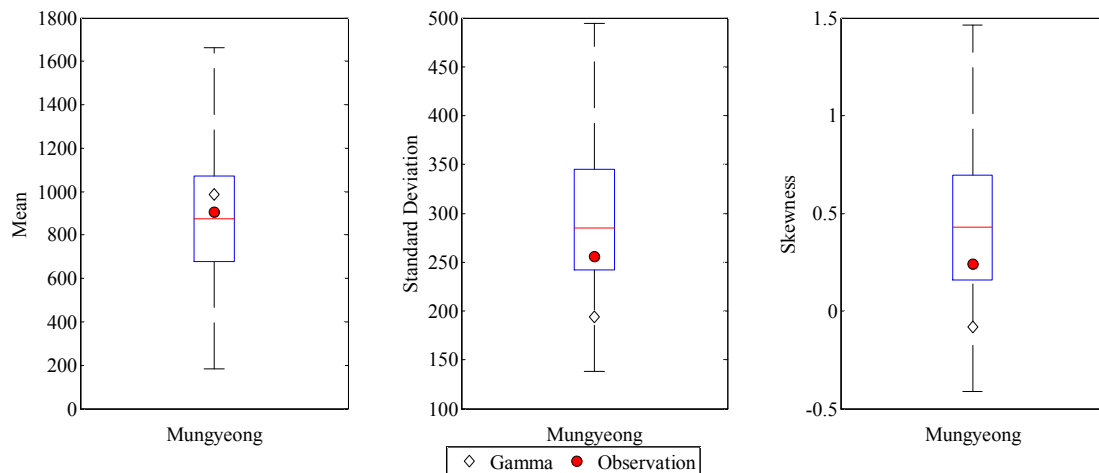


Fig. 5. A Comparison of Mean, Standard Deviation and Skewness of Seasonal Rainfall(JJAS) Between Observation and Simulation. Each Panel Shows Mean, Standard Deviation and Skewness. The Box Plot is Derived by 100 Ensemble Series and the Symbol ● Indicates Observation While ◇ Represents Results Derived From the Existing Markov Chain Model

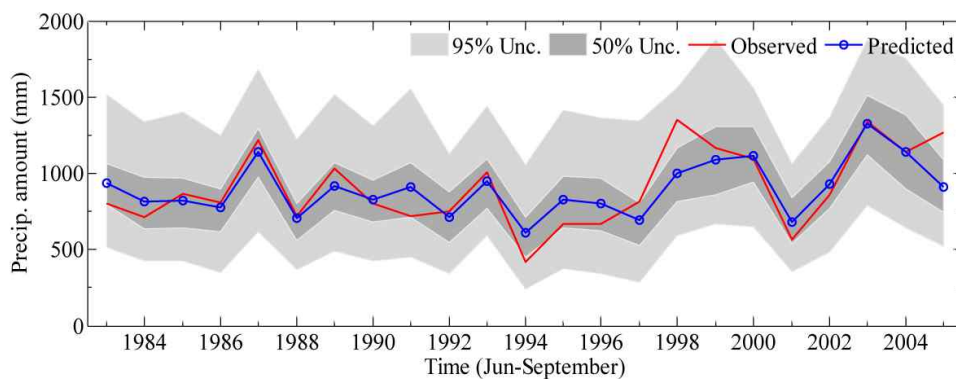


Fig. 6. A Comparison of Seasonal Rainfall Amounts Between Observation and Simulation. Red Solid Line Indicates Observation and Blue Dotted Line Represents Median Value from Many Realizations of the Proposed Model. The Uncertainty Bounds are Derived by 100 Ensemble Series



Table 2. A Comparison of Seasonally Averaged Rainfall Statistics for Each Station

Statistics	Mungyeong			Yeongju			Gumi		
	Obs.	NHMM	Gamma	Obs.	NHMM	Gamma	Obs.	NHMM	Gamma
Amount (mm)	904.56	897.69	985.82	920.49	915.60	813.78	765.13	756.68	825.68
Wet to Wet	0.57	0.56	0.54	0.56	0.56	0.50	0.56	0.53	0.54
Dry to Dry	0.73	0.74	0.71	0.74	0.73	0.77	0.74	0.75	0.72
Wet Days	46.0	45.77	46.54	49.0	46.27	39.48	43.0	42.11	46.60

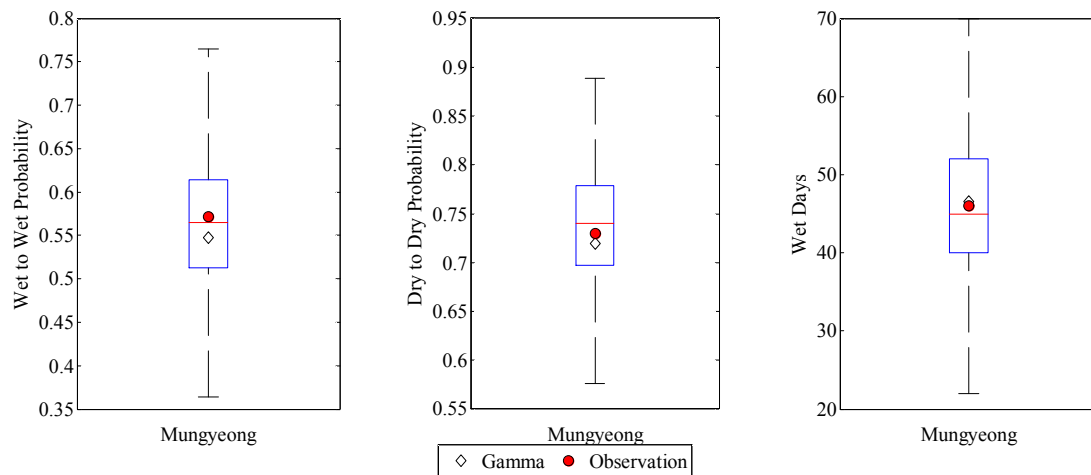


Fig. 7. A Comparison of Seasonally Averaged JJAS Rainfall Statistics for Mungyeong Weather Stations for JJAS Season

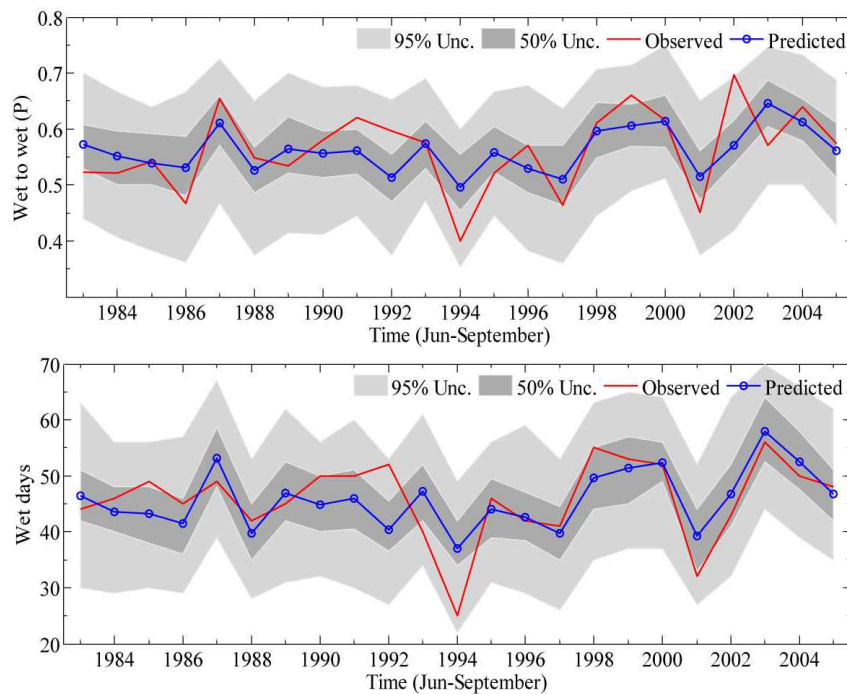


Fig. 8. A Comparison of Seasonal Rainfall Transition Probability and Wet Days Between Observation and Simulation. Red Solid Line Indicates Observation and Blue Dotted Line Represents Median Value from Many Realizations of the Proposed Model. The Uncertainty Bounds are Derived by 100 Ensemble Series

을 확인할 수 있었다.

강수시계열의 모의 특성을 좀 더 자세히 평가하기 위해서 일강수량계열을 대상으로 평균, 표준편차, 왜곡도 및 첨예도 등 4차 통계모멘트까지 재현 특성을 비교 검토하여 Fig. 9와 Tables 3~5에 나타내었다. 문경관측소에서 NHMM의 일단위 강우량 상세화 결과는 일강수량의 통계 특성을 효과적으로 재현하고 있음을 확인할 수 있다. 그

러나 기존 Gamma 분포 기반의 모형은 기초 통계 값에서 작은 차이지만 관측 값에 비해 과대 또는 과소 추정되는 것을 확인할 수 있으며, 고차모멘트 일수록 관측 값과의 차이가 커지는 것을 확인할 수 있다. 반면 NHMM의 결과는 관측 값과 거의 일치하는 결과를 나타내고 있으며 고차모멘트에서도 기존 Gamma 분포 기반의 모형에 비해서 개선된 모의 결과를 확인할 수 있었다.

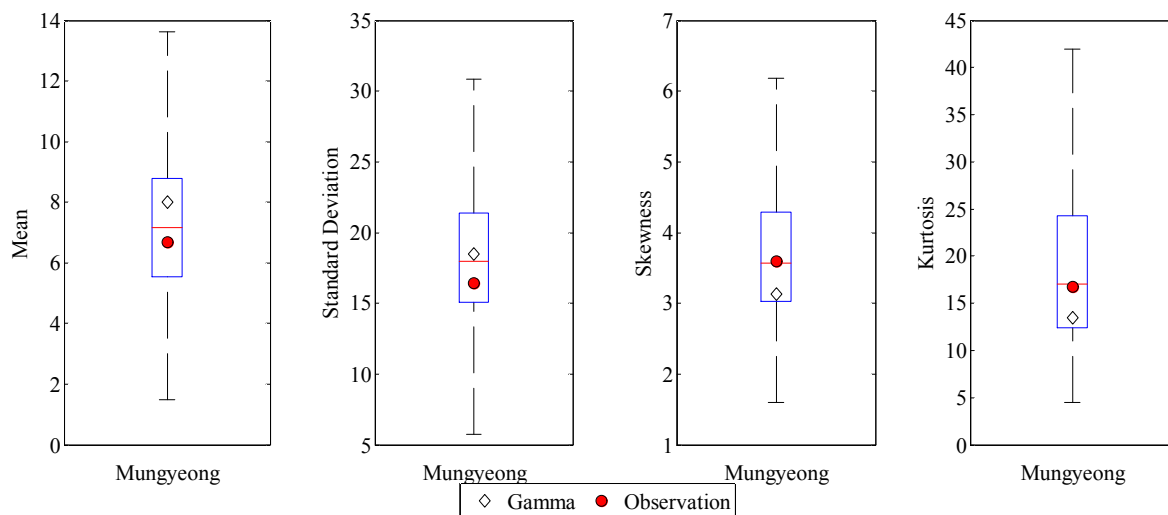


Fig. 9. Basic Statistics of Daily Rainfall Between Observation and Simulation. Each Panel Shows Mean, Standard Deviation, Skewness and Kurtosis for Mungyeong Weather Stations for JJAS Season

Table 3. Daily Averaged Statistical Moments of Observation and Simulation for Mungyeong Station

Statistics	Observation	NHMM	Gamma
Mean (mm)	6.68	7.36	8.00
Standard Deviation (mm)	16.42	18.33	18.47
Skewness (mm)	3.59	3.76	3.13
Kurtosis (mm)	16.71	20.14	13.44

Table 4. Daily Averaged Statistical Moments of Observation and Simulation for Yeongju Station

Statistics	Observation	NHMM	Gamma
Mean (mm)	7.22	7.50	6.47
Standard Deviation (mm)	18.94	19.52	16.73
Skewness (mm)	3.95	4.08	3.40
Kurtosis (mm)	22.75	23.47	16.05

Table 5. Daily Averaged Statistical Moments of Observation and Simulation for Gumi Station

Statistics	Observation	NHMM	Gamma
Mean (mm)	6.22	6.20	6.33
Standard Deviation (mm)	15.77	15.98	15.08
Skewness (mm)	3.60	3.94	3.19
Kurtosis (mm)	22.21	22.39	16.58

이어서 NHMM 모형의 극치강수량 재현능력을 확인하고자 극치강우분석에 일반적으로 이용되는 Gumbel 분포형을 사용하여 빈도해석을 수행하였다. Fig. 10은 문경지점에 대해서 NHMM 상세화 결과를 통해 산정된 100년 빈도 확률강수량을 기존 모형과 비교하여 나타낸 결과로서 확률밀도함수 측면에서 기존 Gamma 분포 모형에 비하여 보다 정확하게 극치분포 특성을 묘사하고 있음을 핵밀도함수를 통해 확인할 수 있었다. 또한 Boxplot를 통해서도 확인되었듯이 기존 Gamma 분포형 기반의 모의결과

관측 값에 비하여 상당히 과소 추정되는 결과를 도출한 반면 NHMM 모형은 관측값이 중앙값(median)에 위치하는 등 개선된 극치강수량 재현능력을 보여주고 있다.

추가적으로 영주지점 및 구미지점에 대해서도 빈도해석을 수행하여 비교하였다. 즉, 수공학에서 대표적으로 사용하는 10년, 30년, 50년, 100년, 200년 및 500년 빈도에 해당하는 확률강수량을 산정하여 Tables 6~8에 정리하였다. 모든 빈도에 대하여 기존 Gamma 분포형 기반의 모형은 관측 값에 비하여 과소 추정되는 문제점이 확인되었으

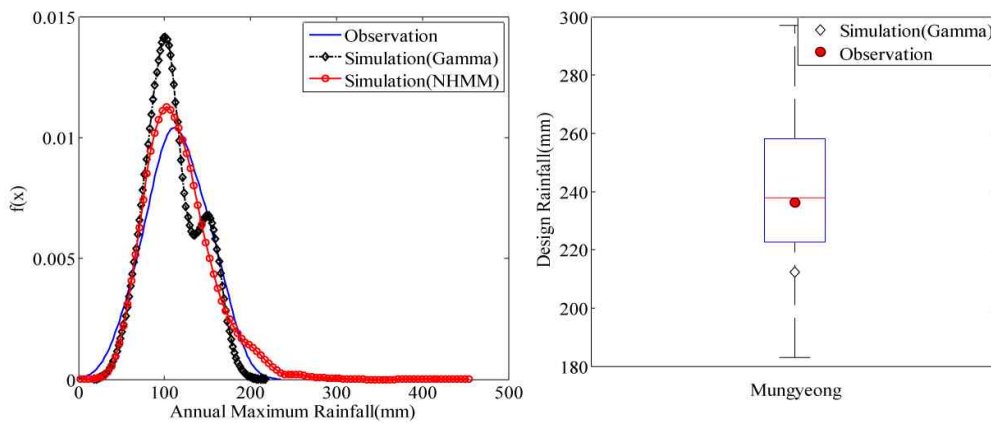


Fig. 10. A Comparison of Kernel Density Function of Annual Extreme Rainfall Between Observed and Simulated Rainfall for Mungyeong Weather Stations for JJAS Season

Table 6. Estimated of Design Rainfall Each Return Years for Mungyeong Station

Return Years \ Method	10	30	50	100	200	500
Observation(mm)	166.07	199.91	215.35	236.18	256.94	284.33
NHMM(mm)	168.11	202.72	218.53	239.84	261.08	289.10
Gamma(mm)	152.86	181.57	194.67	212.35	229.67	253.20

Table 7. Estimated of Design Rainfall Each Return Years for Yeongju Station

Return Years \ Method	10	30	50	100	200	500
Observation (mm)	192.62	235.16	254.58	280.78	306.88	341.31
NHMM (mm)	197.82	242.62	263.06	290.65	318.13	354.38
Gamma (mm)	164.94	203.66	221.34	245.18	268.94	300.27

Table 8. Estimated of Design Rainfall Each Return Years for Gumi Station

Return Years \ Method	10	30	50	100	200	500
Observation (mm)	160.72	195.78	211.78	233.36	254.87	283.24
NHMM (mm)	162.87	201.57	219.23	243.06	266.80	298.12
Gamma (mm)	129.11	154.96	166.76	182.67	198.53	219.45

며, 이에 반해 NHMM을 통한 상세화 결과는 모든 빈도에 대하여 관측 값과 유사한 확률강우량을 도출하였다. 앞서 도출된 결과들을 통해 판단해보면 NHMM은 관측된 강수 계열에 내재되어 있는 복잡한 여름강수량 패턴을 효과적으로 인지함과 동시에 다양한 확률분포 형태를 고려할 수 있는 혼합분포를 강수량 상세화 기법을 도입하여 계절강우량, 일강수량 및 극치강수량의 통계특성까지 우수하게 모의하는 것을 확인하였다.

#### 4. 결 론

강우자료 상세화 기법은 수공학에서 다양하게 활용되고 있다. 특히 수공구조물의 계획과 같이 불확실성이 반영되는 미래 수자원을 계획하는데 있어서 필수적인 기법이다. 수문모형에서 정상성은 과거의 수문학적 상태가 미래에도 동일하게 유지되는 특성을 의미하는 것으로 기상 변동성 및 기후변화 등과 같은 기상학적 외부변화 요인을 고려하여 수문변동성을 해석하고 평가하는데 있어 한계점을 나타내고 있다. 즉, 기존의 정상성 상세화 기법은 엘니뇨 및 북극진동 등과 같은 기상변동성을 직접적으로 고려하지 못하는 단점이 있으며, 단지 과거자료에 근거한 해석만을 실시하기 때문에 극치강수량 재현 등에 있어서도 한계가 존재한다.

이와 더불어 지구온난화로 인한 기후변동성 증가로 인해 과거의 기상학적 특성과는 매우 다른 형태로 기상학적 위험도가 증가하고 있어 이를 반영할 수 있는 해석방법의 개발과 적용이 필요한 시점이다. 이러한 점에서 본 연구에서는 GCM 예측정보를 활용할 수 있는 강우자료 상세화 기법 NHMM 모형을 개발하여, 낙동강 유역의 3개 지점에 대해서 적용성 및 적합성을 평가하였다. 본 연구를 통해서 도출된 주요 결론은 다음과 같다.

- 1) 기존 SHMM의 매개변수인 천이확률과 확률분포형의 매개변수 등을 연결함수를 통해 외부인자와 연동할 수 있는 NHMM을 개발하였으며, 낙동강 유역에 여름철 계절강수량을 일강우량으로 상세화한 결과 관측 일강수량 및 계절강수량의 통계적 특성을 효과적으로 재현하는 것을 확인하였으며 기존 Gamma 분포 모형에 비하여 상당히 개선된 결과를 도출할 수 있었다.
- 2) 극치강수량의 재현효과를 평가하고자 NHMM의 상세화 결과에 대하여 빈도해석을 수행한 결과 관측 값으로부터 추정된 확률밀도함수와 매우 유사한 분포 특성을 나타내었으며, 확률강우량을 효과적으로

재현하는 것을 확인하였다. 이러한 점에서 GCM 예측정보를 활용하여 여름철 일강수량 시나리오를 생산이 가능할 것으로 판단되며, 이를 수문모형에 입력자료로 활용할 경우 보다 현실적인 수문변동성 예측이 가능할 것으로 판단된다.

- 3) 본 연구에서 제안한 NHMM은 외부충격을 외부인자 형태로 반영할 수 있는 비정상성 강우자료 상세화 기법으로서 입력자료로 활용되는 GCM의 예측능력만 확보된다면 보다 현실적이고 신뢰성 높은 일강수량 시나리오의 생산이 가능할 것으로 판단되며, 이를 장·단기유출 모의기법과 연계한 모형으로 확장한다면 댐 및 저수지 운영 시나리오 평가 등 효율적인 수자원계획을 위한 예측 모형으로 활용이 가능할 것으로 판단된다.

#### 감사의 글

본 연구는 한국건설기술연구원 주요사업(수문레이더 운영 및 웹·모바일 경보 플랫폼 개발)의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다. 저자들은 전북대학교 방재연구센터에 소속되어 연구를 수행하였습니다.

#### References

Akaike, H. (1974). "A new look at the statistical model identification." *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 19, No. 6, pp. 716-723.

Baum, L.E., Petrie, T., Soules, G., and Weiss, N. (1970). "A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of markov chain." *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 41, No. 1, pp. 164-174.

Dempster, A., Laird, N., and Rubin, D. (1977). "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm." *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 39, No. 1, pp. 1-38.

Faraway, J., and Chatfield, C. (1998). "Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the airline data." *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 47, No. 2, pp. 231-250.

Greene, A.M., Robertson, A.W., Smyth, R., and Triglia, S. (2011). "Downscaling projections of Indian monsoon rainfall using a non-homogeneous hidden markov

- model." *Journal of the Royal Meteorological Society*, Vol. 137, No. 655, pp. 347-359.
- Hurvich, C.M., and Tsai, C.-L. (1998). "A crossvalidatory AIC for hard wavelet thresholding in spatially adaptive function estimation." *Biometrika*, Vol. 85, No. 3, pp. 701-710.
- Khalil, A.F., Kwon, H.-H., Lall, U., and Kaheil, Y.H. (2010). "Predictive downscaling based on non-homogeneous hidden markov models." *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 55, No. 3, pp. 333-350.
- Khaliq, M.N., Ouardab, T.B.M.J., Ondob, J.-C., Gachona, P., and Bobéeb, B. (2006). "Frequency analysis of a sequence of dependent and/or non-stationary hydro-meteorological observations: A review." *Journal of Hydrology*, Vol. 329, No. 3, pp. 534-552.
- Kim, T.-J. (2014). *Development of Nonstationary Spatio-Temporal Downscaling Technique Using General Circulation Model Multi-Model Ensemble*. Master's Thesis, Chonbuk National University, Jeonju, Jeollabuk, Republic of Korea.
- Kim, T.-J., Kwon, H.-H., and Kim, K.-Y. (2014). "Assessment of typhoon trajectories and Synoptic pattern based on probabilistic cluster analysis for the typhoons affecting the Korean peninsula." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 47, No. 4, pp. 385-396.
- Kumar, D., Arya, D.S., Murumkar, A.R., and Rahman, M.M. (2014). "Impact of climate change on rainfall in Northwestern Bangladesh using multi-GCM ensembles." *International Journal of Climatology*, Vol. 34, No. 3, 1395-1404.
- Kwon, H.-H., and Kim, B.-S. (2009). "Development of statistical downscaling model using nonstationary markov chain." *Journal of Korean Water Resources Association*, Vol. 42, No. 3 pp. 213-225.
- Kwon, H.-H., and So, B.-J. (2011). "Development of Daily Rainfall Simulation Model Using Piecewise Kernel-Pareto Continuous Distribution." *Journal of Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 31, No. 3, pp. 277-284.
- Kwon, H.-H., Brown, C., and Lall, U. (2008) "Climate informed flood frequency analysis and prediction in Montana using hierarchical Bayesian modelling." *Geophysical Research Letters*, Vol. 35, No. 5, DOI: 10.1029/2007GL032220.
- Kwon, H.-H., Brown, C., Xu, K., and Lall, U. (2009). "Seasonal and annual maximum streamflow forecasting using climate information: application to the Tree Gorgers Dam in the Yangtze basin, China." *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 54, No. 3, pp. 582-595.
- Kwon, H.-H., Kim, T.-J. Hwang, S.-H., and Kim, T.-W. (2013). "Development of daily rainfall simulation model based on homogeneous hidden markov chain." *Journal of Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 33, No. 5, pp. 1861-1870.
- Kwon, H.-H., Moon, Y.-I., Choi, B.-G., and Yoon, Y.-N. (2005). "Optimum size analysis for Dam rehabilitation using reliability analysis." *Journal of Korean Water Resources Association*, Vol. 38, No. 2, pp. 97-110.
- Lee, J.-J., Kwon, H.-H., and Hwang, K.-N. (2010a) "Concept of Seasonality Analysis of Hydrologic Extreme Variables and Design Rainfall Estimation using Nonstationary frequency analysis." *Journal of Korean Water Resources Association*, Vol. 43, No. 8, pp. 733-745.
- Lee, J.-J., Kwon, H.-H., and Kim, T.-W. (2010b) "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.
- Li, P.-H., Kwon, H.-H., Sum, L., Lall, U., and Kao, J.-J (2010) "A modified support vector machine based prediction model on streamflow at the Shihmen Reservoir, Taiwan." *International Journal of Climatology*, Vol. 30, No. 8, pp. 1256-1268.
- Lim, Y.-K, Cocke, S., Shin, D.W., Schoof, J.T., Larow, T.E., and O'Brien, J.J. (2010). "Downscaling large-scale NCEP CFS to resolve fine-scale seasonal precipitation and extremes for the crop growing seasons over the southeastern United State." *Journal of Climate Dynamics*, Vol. 35, No. 35, pp. 449-471.
- Malcolm, M.R., Cawley, G.C., Harpham, C., Wilby, R.L., and Clare, M.G. (2006). "Downscaling Heavy Precipitation over The United Kingdom: A Comparison of Dynamical and statistical methods and their future

- scenarios." *International Journal of Climatology*, Vol. 26, No. 10, pp. 1397-1415.
- Mearns, L.O., Schneider, S.H., Thompson, S.L., and McDaniel, L.R. (1990). "Analysis of climate variability in general circulation models: comparison with observations and changes in Variability in 2 x CO<sub>2</sub> Experiments." *Journal of Geophysical Research*, Vol. 95, No. D12, pp. 20469-20490.
- Milly, P.C.D., Dunne, A.K., and Vecchia, A.V. (2005). "Global pattern of trends in streamflow and water availability in a changing climate." *Nature*, Vol. 438, pp. 347-350.
- Moon, Y.-I., and Cha, Y.-I. (2004). "Simulation of Daily precipitation data using Nonhomogeneous markov chain model I-Theory." *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 24, No. 5B, pp. 431-435.
- Muhammad, Z.H., Asaad, Y.S., and Bruce, W.M. (2011). "Comparison of SDSM and LARS-WG for simulation and downscaling of extreme precipitation events in a watershed." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 25, No. 4, pp. 475-484.
- Nord, J. (1975). "Some applications of Markov chains." Proceedings Fourth Conference on Probability and Statistics in Atmospheric Science, Tallahas, pp. 125-130.
- Pan, W. (2001). "Akaike's information criterion in generalized estimating equations." *Biometrics*, Vol. 57, No. 1, pp. 120-125.
- Stedinger, J.R., and Crainiceanu, C.M. (2000) "Climate variability and flood-risk management" Risk-based decision making in Water Resources IX, Proceedings of the 9th Conference, pp. 77-86.
- Strupczewski, W.G., Singh, V.P., and Feluch, W. (2001). "Non-stationary approach to at-site flood frequency modelling 1. Maximum likelihood estimation." *Journal of Hydrology*, Vol. 248, No. 1, pp. 123-142.
- Vrac, M., and Naveau, P. (2007). "Stochastic downscaling of precipitation: from dry event to heavy rainfalls." *Water Resources. Research*, Vol. 43, No. 7, DOI:10.1029/2006WR005308.
- Wilks, D.S., and Wilby, R.L. (1999), "The weather generation game : a review of stochastic weather models." *Progress in Physical Geography*, Vol. 23, No. 3, pp. 329-357.
- Willems, P., and Vrac, M. (2011). "Statistical precipitation downscaling for small-scale hydrological impact investigations of climate change." *Journal of Hydrology*, Vol. 402, No. 3, pp. 193-205.
- Yang, Y., and Zou, H. (2004). "Combining time series models for forecasting." *Journal of Forecasting*, Vol. 20, No. 1, pp. 69-84.
- Yonas, B.D., and Paulin, C. (2006). "Temporal neural networks for downscaling climate variability and extremes." *Neural Networks*, Vol. 19, No. 2, pp. 135-144.

논문번호: 14-061	접수: 2014.07.21
수정일자: 2014.08.31/09.05	심사완료: 2014.09.05