추계학적 점 강우모형을 이용한 일강우량의 시간적 분해

Temporal Disaggregation of Daily Rainfall data using Stochastic Point Rainfall Model

이정훈* · 김상단**

Lee, Jeonghoon*, and Kim, Sangdan**

Abstract

This paper presented a base study for temporal disaggregation of future daily rainfall that uses a stochastic point rainfall model. For this purpose, a methodology of daily rainfall disaggregation using Neyman-Scott Rectangular Pulse Model with 3-Parameter Mixed Exponential Distribution(NSRPM3) is proposed, and performance evaluation is carried out for Busan and Mokpo branches of major coastal cities in Korea. The NSRPM3 parameter was newly estimated to reproduce the probability statistics such as rainfall averages as well as probability of zero depth, which showed significantly improved model performance compared to previous studies. The temporal disaggregation of daily rainfall data is performed by constructing a database of long term synthetic time series generated by the improved NSRPM3. The database is used to search for the optimum synthetic time series corresponding to the target daily rainfall, and the rainfall disaggregation is completed through the adjusting procedure. The results of rainfall disaggregation were analyzed by dry season and wet season, and the required statistics were reasonably reproduced. Based on the results of the rainfall disaggregation, the probabilistic rainfall by duration was estimated and it was confirmed that the model performance for the extreme value was improved when compared with the previous studies. It is expected that it can be applied to the temporal disaggregation of the future daily rainfall if the applicability of the proposed methodology is verified by expanding the study area.

Key words : Climate Change, Downscaling, Rainfall Disaggregation, Stochastic Point Rainfall Model

요 지

본 연구는 추계학적 점 강우 모형을 활용한 미래 일강우량의 시간적 분해를 위한 기반연구이다. 이를 위해 3-변수 혼합 지수분포를 적용한 Neyman-Scott Rectangular Pulse Model을 이용한 일강우 분해 방법론이 제안되며 국내 주요 연안도시 중 부산과 목포지점을 대상으로 성능평가가 수행된다. 강우의 평균뿐 아니라 무강우확률 등의 확률 통계치를 재현하기 위해 새롭게 매개변수가 추정되었으며 이는 선행연구에 비해 대폭 개선된 모델 성능을 보여주었다. 개선된 모델을 이용하여 장기간의 합성시계열을 생성하고 이를 기반으로 구축된 데이터베이스를 활용하여 목표로 하는 일강우량에 대응하는 최적 합성시계열을 선택하는 방법을 통해 강우 분해가 수행된다. 강우 분해 결과는 건기와 우기로 구분하여 분석하였으며 주요 통계치를 합리적으로 재현하였다. 강우 분해 결과를 바탕으로 지속시간별 확률강우량을 산정하였으며 선행연구에 비해 극한 강우량의 모의성능이 개선된 것을 확인할 수 있다. 연구적용지역을 확대하여 제시된 방법론의 적용성을 검증한다면 미래 일 강우량의 시간적 분해에도 활용가능 할 것으로 예상된다.

핵심용어 : 기후변화, 상세화, 강우 분해, 추계학적 점 강우 모형

*정회원, 부경대학교 환경연구소 전임연구원(E-mail: bravo281@hanmail.net)

Member, Research Fellow, Institute of Environmental Research, Pukyong National University

**교신저자, 정회원, 부경대학교 환경공학과 교수(Tel: +82-51-629-6529, Fax: +82-51-629-6523, E-mail: skim@pknu.ac.kr)

Corresponding Author, Member, Professor, Department of Environmental Engineering, Pukyong National University

1. 서 론

기후변화에 관한 국가간 협의체인 Intergovernmental Panel on Climate Change(IPCC)의 제5차 평가보고서(IPCC, 2014)에 따르면 대기와 해양의 온도 및 해수면은 상승하고 있는 반면 눈과 빙하의 양은 감소하는 등 전례 없는 기후변화가 관측되고 있다. 이러한 기후변화로 인해 가뭄·홍수 등 극한 현상이 증가하고 자연시스템과 인간시스템에 대한 기후변화 영향이 모든 대륙과 해양에서 관측되고 있다. 수문순환과 기후 시스템 간의 상호작용을 고려했을 때, 이러한 기후변화는 특히 강우의 강도와 빈도에 많은 영향을 미칠 것으로 예상된다. 2016년 울산을 강타한 태풍 차바는 10월 국내에 상륙한 태풍 중 가장 강한 태풍으로 지속시간 3시간 이하에서 1000년 빈도를 상회하는 강우량을 기록한 바 있다.

이러한 수문기상학적 위험, 생태계, 수자원에 대한 기후변화의 영향을 예측하기 위해서는 일반적으로 전지구 기후 모형(Global Climate Model, 이하 GCM) 결과들을 이용하고 있으나 일반적으로 수백 km의 공간 분해능을 가지고 있어 수문 및 방재분야에서의 실무적인 적용에는 어려움이 존재한다. 따라서 고해상도 강우시나리오가 요구되지만 상세한 격자에 따른 방대한 연산과 저장용량, 해상도에 따라 달라지는 매개변수의 재산정 과정 등에 따라 현실적인 제약을 받고 있다. 이러한 한계를 극복하고 고해상도 자료를 획득하기 위해 GCM 결과를 이용하여 구동된 지역 기후 모형(Regional Climate Model, 이하 RCM)을 기반으로 한 동역학적 다운스케일링 기법 적용되고 있다. 우리나라 기상청에서도 CMIP5 국제사업의 표준 실험체계를 통해 전지구 기후변화 시나리오 산출을 위해서 영국 기상청 해들리센터의 GCM인 HadGEM2-AO를 도입하였다. 또한 한반도 기후변화 시나리오를 산출하기 위해 HadGEM3-RA 모형을 이용하여 전지구 기후변화 시나리오를 역학적으로 상세화하고 이를 한반도에 대해 12.5km 공간 해상도로 일 자료를 제공하고 있다(KMA, 2012). 하지만 RCM이라고 하더라도 물리 과정

구현의 불확실성과 시간적인 해상도 측면에서 기존 GCM의 한계를 완벽하게 극복할 수는 없기 때문에 유역 규모에서 기후변화의 영향을 고려한 수문학적 적용에는 한계가 따른다. 예를 들어, 소방방재청(현, 행정안전부)에서 제시하는 방재성능목표는 처리 가능한 시간당 강우량 및 연속강우량으로써 재현기간 30년 상당 확률강우량이다. 하지만 기상청에서 제공하고 있는 미래 일 강우자료로는 시간 단위 확률강우량을 계산하는 것에 어려움이 따른다.

따라서 이러한 RCM으로부터 획득되는 기후변화 시나리오의 스케일에서 기인한 문제점들을 극복하기 위한 여러 기법들이 개발되었으며 가장 효과적인 접근법은 통계적 및 추계학적 Downscaling(이하 상세화) 기법이라 할 수 있다(D'Onofrio et al., 2014). 국내에서도 상세화 기법에 대한 다양한 연구가 수행되고 있다. 최근 연구결과들을 살펴보면, Lee et al.(2014)은 유전 알고리즘과 비모수통계적 시뮬레이션을 결합한 시간적 상세화 모델을 적용한 바 있으며, Kim et al.(2016)은 조건부 Coupla 모형을 활용하여 시간 단위 극치 강우량 상세화 기법을 제시하였다. Choi et al.(2016)은 scale-invariance 기법을 적용하여 지속시간별 미래확률강우량을 추정하였으며, Lee et al.(2017)은 관측 일 강수량 자료를 상세화 하기 위해 추계학적 점 강우모형을 적용하였다.

최근 국외에서는 추계학적 모형을 활용한 분해(disaggregation) 기법에 대한 연구가 수행되고 있다. 분해는 주어진 스케일(예를 들어, 일단위) 자료에서 더 작은 스케일(예를 들어, 시간단위)로 정보를 전환하는 것(Lombardo et al., 2012)이라고 할 수 있으며 이러한 개념은 Fig. 1과 같이 설명할 수 있다. Koutsoyiannis and Onof(2001)는 Bartlett-Lewis model을 활용하여 합성시계열을 생산하고 조정 절차를 거쳐 관측 일강수량을 시간 강수량으로 분해한 결과, 중요한 통계적 특성을 보전하는 것을 확인하였으며, Kossieris et al. (2016)은 이를 확장하여 1분 단위 강수량까지 분해한 바 있다. 추계학적 분해는 일 단위에서는 주어진 자료와 완전히 일치하며 시간 단위에서는 통계적으로 일치하는 합성 강우

Fig. 1. Concept of Rainfall Disaggregation

시계열을 생산하는 것이다. 이러한 방법론은 시간 단위에서 일 단위 자료를 유도할 수 있으므로 이러한 역절차를 통해 보강될 수 없는 다양한 시간 스케일에서 추계학적 구조의 보존을 가능하게 한다(Kossieris et al., 2016). 이는 기존의 시간적 상세화 기법에서 고려하지 못하는 공간적인 상관성을 최소 일단위에서는 완벽하게 재현할 수 있다는 것을 의미한다.

추계학적 점 강우 모형은 홍수위험도 분석, 수자원 공학 분야 등 많은 분야에서 광범위하게 응용되고 있다(Abdellatif et al., 2013). 점 강우의 시간분포를 모의하기 위해 점 과정 이론을 기반으로 한 여러 모형이 제시되었으며 대표적인 모형으로 Neyman-Scott Rectangular Pulse Model(이하 NSRPM)과 Bartlett-Lewis Rectangular Pulse Model(이하, BLRPM)이 있다(Cho et al., 2014). 이중 BLRPM은 매개변수를 추정하기 위한 초기값에 민감하여 NSRPM이 BLRPM보다 현실적으로 적합한 강우를 생성한다고 알려져 있다(Kim et al., 2012). NSRPM은 Rectangular Pulse Model에서 반영하지 못하는 강우현상의 군집특성을 잘 반영하여 그 적용성이 뛰어나기 때문에 국내에서도 많은 연구가 수행되고 있다(Kim, 2007; Shin et al., 2011; Kim et al., 2012; Cho et al., 2014; Lee et al., 2017). 하지만 국내선행연구들은 추계학적 모형의 주요 단점인 무강우확률의 과다추정, 극한강우의 과소추정, 그리고 매개변수 추정에 사용된 집성시간 이하 시간스케일에서 강우의 통계학적 특성을 재현하기 어려운 문제 등을 해결하기 위한 모형의 개선 등에 중점을 두고 있으며 분해에 대한 연구는 미진한 실정이다. 따라서 본 연구에서는 Lee et al. (2017)에 의해 개선된 NSRPM을 활용하여 관측 일강우량을 분해하는 방법을 제시하고 미래 일강우량의 분해 가능성을 살펴보고자 한다.

2. 연구 방법

2.1 추계학적 점 강우 모형

본 연구에서 사용한 추계학적 점 강우모형은 Lee et al. (2017)에 의해 개선된 NSRPM3(Neyman-Scott Rectangular Pulse Model with 3-Parameter Mixed Exponential Distribution)이다. 기존 연구들에서 강우세포의 강도는 매개변수의 수를 줄이기 위하여 주로 지수분포를 따르는 것으로 가정하였으나 NSRPM은 강우세포의 강도가 지수분포가 아닌 아래와 같은 3-변수 혼합 지수분포를 따른다고 가정하였으며 이에 대한 적용성은 선행연구(Kim and Han, 2010; Choi et al., 2012; Lee et al., 2017)를 통해 증명된 바 있다.

$$f(x) = \frac{\alpha}{\xi} e^{-\frac{x}{\xi}} + \frac{1-\alpha}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}} \quad (1)$$

여기서 x 는 강우세포의 강우강도이며, α , ξ , θ 는 3-변수

혼합 지수분포의 매개변수이다. 결국 3-변수 혼합 지수분포는 매개변수 ξ 의 지수분포와 매개변수 θ 의 지수분포 두 개의 지수분포의 가중 평균된 분포임을 살펴볼 수 있으며, α 가 1로 지정되면 일반적인 지수분포가 되어 NSRPM과 동일한 모형이 된다.

2.2 추계학적 점 강우 모형의 매개변수 추정

앞서 언급한 바와 같이, 본 연구에서는 미래 일강우량의 분해 가능성을 살펴보는 것에 그 목적이 있으므로 일강우량만을 이용하여 매개변수를 추정하고자 하였다. 일 강우량 자료만 이용 가능할 경우에는 일 단위 이하(본 연구의 경우 시간단위) 강우량 자료의 분산을 추정하기 위해 일 강우자료와 1, 3, 5, 12 시간 강우자료의 분산에 대한 회귀모형을 구성하여 매개변수 추정에 활용하는 것이 바람직한 것으로 알려져 있다(Cowpertwait et al., 1996; Lee et al., 2017).

따라서 NSRPM3의 매개변수를 추정하기 위한 목적함수(S)는 9개의 통계량(집성시간 1시간 강우량의 평균, 일 강우량의 분산, 일단위 자료에서 강우에서 강우로 이어지는 전이 확률, 일단위 자료에서 무강우에서 무강우로 이어지는 전이 확률, 일단위 자료의 무강우확률, 집성시간 1시간 강우량의 분산, 집성시간 3시간 강우량의 분산, 집성시간 6시간 강우량의 분산, 집성시간 12시간 강우량의 분산)을 이용하여 다음과 같이 구성된다.

$$S = \sum_{i=1}^m w_i \left(\frac{f_i}{\hat{f}_i} - 1 \right)^2 \quad (2)$$

여기서 $\hat{f}_i$ 는 관측자료로부터 구한 i 번째 통계량이며, f_i 는 이에 대응하는 NSRPM3의 결과도로부터 도출된 통계량이다. w_i 는 통계량 i 의 가중치로서 Lee et al.(2017)의 연구에서는 선행연구(Cowpertwait et al., 1996)를 참고하여 상대적으로 평균을 보다 정확하게 추정하기 위해 집성시간 1시간 강우량의 평균에 가중치를 100을 부여하였다. 하지만 이러한 목적함수의 설정은 앞서 언급한 바와 같이 추계학적 점 강우 모형의 전형적인 단점인 무강우확률의 과다추정으로 인해 무강우시간(0값)이 증가하게 되며 이는 평균을 맞추기 위해서 시간강우강도가 높아지는 문제를 야기하게 된다.

따라서 본 연구에서는 무강우확률을 보다 정확히 추정하기 위해 평균 외에도 무강우확률에 영향을 주는 통계치(일단위 자료에서 강우에서 강우로 이어지는 전이확률, 일단위 자료에서 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률, 일단위 자료의 무강우확률)에도 가중치를 100을 부여하여 월별로 매개변수를 추정하였다. 이때, 건기(1, 2, 3, 11, 12월)에는 3시간 간격으로 관측이 수행되므로 집성시간 1시간 강우량의 분산을 제외한 8개의 통계량을 이용하여 매개변수를

추정하였다.

2.3 강우 분해

2.3.1 데이터베이스 구축 및 최적 합성시계열 결정

추계학적 점 강우 모형의 매개변수 추정이 완료되면 사용자는 원하는 지점의 관측강수량의 통계적 특성을 재현하는 합성시계열을 원하는 기간만큼 생산할 수 있다. 본 연구에서는 장기간의 합성시계열을 생성한다면 관측 강수량을 흡사하게 재현하는 시계열이 생성될 것이라고 가정하고 장기간 시계열의 데이터베이스를 구축하고 이를 활용하여 강우 분해를 수행하였다.

강우 분해는 계산시간의 효율을 위해 강우사상 별로 수행하게 되며 장기간의 일강우 자료로부터 개별적인 강우사상의 분리를 위해 IETD(Inter Event Time Definition)의 개념을 적용하였다. IETD는 강우 사상을 분리하는 최소한의 무강우 시간으로 정의 될 수 있으며, 본 연구에서는 이를 1일로 정의하여 강우사상을 분리하였다. 분리된 강우사상 별 강우 분해과정은 다음과 같다.

- ① 강우사상의 일별 강우발생 순서 확인(예를 들어, 강우 발생 = 0, 무강우 = 1)
- ② 동일한 강우발생 순서를 가지는 시계열을 데이터베이스에서 탐색
- ③ 탐색된 시계열 중 다음의 목적함수(f)를 최소화 하는 최적 합성시계열을 결정
- ④ 결정된 최적 합성시계열을 이용하여 강우 분해 수행

$$f = \sqrt{\left[\sum \ln^2 \left(\frac{Z+c}{Z+c} \right) \right]} \quad (3)$$

여기서, Z 는 목표사상에 대한 일단위 관측 시계열이며, $\tilde{Z}$ 는 이에 대응하는 합성시계열의 일합계로 이루어진 시계열이다. c 는 모의 중 도출되는 0값으로 인한 오류를 방지하기 위해 상수로 본 연구에서는 0.1을 입력하였다.

강우발생일수가 매우 장기간 연속되는 경우는 데이터베이스로부터 동일한 강우발생 순서를 획득하는 것이 매우 어렵게 된다. 이러한 경우에는 2개 이상의 강우사상이 중첩되었다고 가정하여 추가적으로 분리한 뒤, 별도의 분해를 수행하였다. 또한, 한번 사용된 합성시계열은 데이터베이스에서 제외하여 동일한 시계열이 사용되는 것을 방지하였다.

2.3.2 강우 조정절차

아무리 장기간의 데이터베이스를 구축한다고 하더라도 모의 기간이 길어진다면 관측강수량 일 합계를 완벽히 재현하는 시계열을 찾는 것은 실질적으로 불가능하기 때문에

조정 절차(adjusting procedure)를 거치게 된다. 여기서 뜻하는 조정(adjusting)은 최적 합성 시계열을 수정하는 것으로 모형의 추계학적 구조에는 영향을 미치지 않는다.

Koutsoyiannis and Onof(2001)는 이러한 조정 절차를 위해 비례 조정(proportional adjusting), 선형 조정(linear adjusting), 멱 조정(power adjusting) 3개의 방법을 제시하고, 살펴본 바 있다. 하지만 선형 조정의 경우 관측 강수량과 합성 시간강우자료의 공분산에 의존하는 계수를 더함으로써 일강수량을 재현할 수 있으나 음의 값을 가질 수 있다는 단점이 있다. 멱 조정은 비정상상태를 고려한 기법으로 월 단위 강수량은 일반적으로 정상성을 가정하므로 결국 비례 조정과 동일하게 된다. 따라서 본 연구에서는 합성 시간강우자료의 일합계가 관측 일강수량과 동일하도록 상수를 곱해주는 구조를 가진 비례 조정 기법(Eq. (4))을 이용하였다.

$$X_s = \tilde{X}_s \left(Z / \sum_{j=1}^k \tilde{X}_j \right) \quad (4)$$

여기서, $\tilde{X}_s$ 는 합성시계열의 초기 시간 강수량이며, k 는 합성시계열의 수(본 연구에서는 일단위를 시간단위로 분해하므로 24개)이며, X_s 는 조정절차를 거친 합성시계열의 시간 강수량이다.

3. 결과 및 고찰

3.1 대상지역

바다와 접하고 있는 연안도시는 일반도시와 다른 기후특성을 가지고 있으며 단순한 연안지역과 달리 도시특성 또한 포함하고 있다. 이로 인해 기후변화에 크게 노출되어 있으며 이에 따른 자연재해로 많은 문제들이 발생하고 있다(Oh et al., 2014). 본 연구는 우리나라 연안도시 중 부산, 목포 지점을 대상으로 관측 강수량 1981년~2005년까지 25년 자료를 이용하여 연구를 수행하였다. Table 1은 이들 지점의 관측 시간강우자료를 이용하여 분석된 통계적 특성을 나타낸다. 평균 강수량($E[Y_i^{1h}]$)과 집성시간 별 분산($Var[Y_i^{1h}]$, $Var[Y_i^{3h}]$, $Var[Y_i^{6h}]$, $Var[Y_i^{12h}]$, $Var[Y_i^{24h}]$)은 부산지점이 큰 값을 나타내고 있었다. 무강우확률($\phi(24h)$)은 목포지점이 68% 이었으며, 부산지점은 73% 로 나타났다. 강우에서 강우로 이어지는 전이 확률은 목포지점이 좀 더 높은 값을 나타내며, 반대로 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률은 부산지점은 좀 더 높은 값을 나타내었다. 이러한 결과는 목포지점에서 강우가 조금 더 자주 발생하지만, 부산지점은 강우가 발생할 경우 목포지점에 비해 많은 양의 강우가 발생한다는 것을 유추할 수 있다. Fig. 2는 부산 및 목포지점의 연강수량 시계열을 도시한 것으로 상대적으로 부산에서 많은 강수량을 보이고 있음을 확인 할 수 있다.

Table 1. Statistical Properties of Historical Rainfall Time Series in Busan and Mokpo

Station	Busan	Mokpo
$E[Y_i^{1h}]$ Mean (1-hour)	0.175	0.132
$Var[Y_i^{1h}]$ Variance (1-hour)	1.805	1.147
$Var[Y_i^{3h}]$ Variance (3-hour)	10.502	6.397
$Var[Y_i^{6h}]$ Variance (6-hour)	32.437	19.076
$Var[Y_i^{12h}]$ Variance (12-hour)	90.588	53.989
$Var[Y_i^{24h}]$ Variance (24-hour)	242.184	142.902
$\phi_{ww}(24h)$ P[wet to wet] (24-hour)	0.489	0.526
$\phi_{dd}(24h)$ P[dry to dry] (24-hour)	0.813	0.772
$\phi(24h)$ P[dry] (24-hour)	0.732	0.675

Fig. 2. Observed Cumulative Daily Rainfall

3.2 매개변수 추정에 따른 NSRPM3 성능평가

앞서 언급한 바와 같이 Lee et al.(2017)은 평균에 가중치를 둔 목적함수를 사용함에 따라 무강우확률을 과다 추정하는 문제가 발생하였다. 이를 해결하기 위해 평균 외에도 무강우 확률에 영향을 주는 통계치에도 가중치를 주어 매개변수를 추정하였다. 추정된 매개변수로 93,000일(31일×3,000년) 동안의 강우를 모의 하였으며 선행연구와의 비교를 수행하였다. 분해에 가장 큰 영향을 미칠 것이라 판단되는 무강우확률과 집성시간 1시간, 3시간, 6시간, 12시간, 24시간에 대한 평균 강우량을 살펴본 결과는 Figs. 3-6과 같다. 그림 내 NSRPM3는 선행연구에 사용했던 목적함수를 통해 매개변수를 추정하여 모의 한 결과이며, Modified NSRPM3는 본 연구에서 새롭게 추정한 매개변수를 바탕으로 모의한 결과를 뜻한다.

Figs. 3과 4는 우기에 속하는 8월의 부산 및 목포지점의 통계적 특성을 살펴본 결과이다. Modified NSRPM3는 NSRPM3에 비해 무강우확률의 재현성능이 대폭 개선되었음을 확인할 수 있으며, 집성시간별 평균 강우량은 Modified NSRPM3와 NSRPM3 모두 우수한 성능을 나타냈다.

Figs. 5와 6은 건기에 속하는 2월을 대상으로 살펴본 결과로 3시간 간격으로 관측되는 것으로 고려하여 집성시간 3시간부터 결과를 분석하였다. 목포지점의 집성시간 24시간에 대한 평균 강우량이 조금 차이나는 것을 제외하면 우기와 마찬가지로 지점에 상관없이 Modified NSRPM3와 NSRPM3 모두 집성시간별 평균 강우량을 우수하게 추정하고 있는 것을 확인할 수 있다. 하지만 부산지점의 무강우확률은 Modified NSRPM3가 월등하게 좋은 결과를 나타냈다. 목포지점은 집성시간 12시간 이전에는 NSRPM3과의 성능차이가 없지만 집성시간 12시간 이후에는 Modified NSRPM3이 보다 좋은 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있다.

Tables 2와 3은 부산과 목포지점의 8월 및 2월의 관측 강수량과 모의 강수량의 통계적 특성을 분석한 결과이다. 앞서 분석한 바와 같이 확률과 관련된 통계치는 Modified NSRPM3가 매우 좋은 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 집성시간 별 분산은 NSRPM3가 상대적으로 우수한 구간이 존재하나, 전반적으로 Modified NSRPM3가 우수한 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 3. Probability of Zero and Mean Rainfall in August at Busan

Fig. 4. Probability of Zero and Mean Rainfall in August at Mokpo

Fig. 5. Probability of Zero and Mean Rainfall in February at Busan

Fig. 6. Probability of Zero and Mean Rainfall in February at Mokpo

Table 2. Statistical Properties of Historical and Simulated Rainfall Time Series in August

Station	Busan			Mokpo		
	Observation	NSRPM3	Modified NSRPM3	Observation	NSRPM3	Modified NSRPM3
$E[Y_i^{1h}]$ Mean (1-hour)	0.368	0.368	0.370	0.262	0.263	0.258
$Var[Y_i^{1h}]$ Variance (1-hour)	4.877	4.653	4.810	2.792	2.829	2.782
$Var[Y_i^{3h}]$ Variance (3-hour)	30.505	32.082	33.756	15.798	17.998	17.420
$Var[Y_i^{6h}]$ Variance (6-hour)	94.918	93.737	99.957	46.447	49.659	47.500
$Var[Y_i^{12h}]$ Variance (12-hour)	247.251	250.822	261.237	121.665	124.134	115.859
$Var[Y_i^{24h}]$ Variance (24-hour)	698.637	622.055	622.124	304.629	286.647	264.236
$\phi_{ww}(24h)$ P[wet to wet] (24-hour)	0.606	0.643	0.601	0.575	0.598	0.569
$\phi_{dd}(24h)$ P[dry to dry] (24-hour)	0.760	0.832	0.760	0.717	0.780	0.724
$\phi(24h)$ P[dry] (24-hour)	0.621	0.679	0.624	0.600	0.646	0.610

Table 3. Statistical Properties of Historical and Simulated Rainfall Time Series in February

Station	Busan			Mokpo		
	Observation	NSRPM3	Modified NSRPM3	Observation	NSRPM3	Modified NSRPM3
$E[Y_i^{1h}]$ Mean (1-hour)	0.069	0.695	0.069	0.0600	0.0615	0.0604
$Var[Y_i^{1h}]$ Variance (1-hour)	0.585	0.512	0.334	0.312	0.309	0.247
$Var[Y_i^{3h}]$ Variance (3-hour)	1.726	2.177	1.970	0.915	1.195	1.251
$Var[Y_i^{6h}]$ Variance (6-hour)	5.569	5.517	5.197	2.775	2.808	3.000
$Var[Y_i^{12h}]$ Variance (12-hour)	15.311	13.803	12.742	7.460	6.655	6.931
$Var[Y_i^{24h}]$ Variance (24-hour)	35.759	32.535	28.659	18.130	14.914	15.442
$\phi_{ww}(24h)$ P[wet to wet] (24-hour)	0.443	0.453	0.441	0.521	0.527	0.517
$\phi_{dd}(24h)$ P[dry to dry] (24-hour)	0.855	0.900	0.856	0.751	0.780	0.755
$\phi(24h)$ P[dry] (24-hour)	0.792	0.845	0.796	0.657	0.683	0.663

이러한 분석을 통해 Modified NSRPM3가 선행연구(NSRPM3)에서 목적으로 한 평균뿐 아니라 관측강우량의 통계적 특성을 우수하게 재현하는 합성시계열을 생성하는 것을 확인하였다. 본 연구에서는 NSRPM3 및 Modified NSRPM3를 바탕으로 모의된 3,000년 결과를 강우분해를 위한 데이터베이스로 구축하였으며, 이에 대한 비교평가를 수행하였다.

3.3 강우 분해 결과

상기 구축된 데이터베이스를 기반으로 부산지점의 우기 및 건기를 대상으로 강우 분해를 수행하였다. Table 4는 8월의 부산의 관측 강우량(OBS)과 강우 분해결과(DIS)를 바탕으로 분석한 집성시간 1시간, 3시간, 6시간, 12시간, 24시간에 대한 평균($E[Y_i^h]$), 0값 제외 평균($E[Y_i^h \neq 0]$), 분산($Var[Y_i^h]$), 강우에서 강우로 이어지는 전이확률($\phi_{ww}(h)$), 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률($\phi_{dd}(h)$), 무강우확률($\phi(h)$)을 나타낸다. 우선 집성시간별 평균 강우량을 살펴보면, 관측치와 분해결과가 완벽하게 동일한 것을 알 수 있다. 이는 조정절차를 거쳐 일 단위에서는 강수량을 완벽하게 재현하기 때문이며 보다 정확한 분석을 위해 0값을 제외한 평균을 살펴보았다. 0값을 제외한 평균은 모든 집성시간에 대해 분해결과가 약간 높은 수치를 나타냈으나 그 차이가 크지 않았다. 무강우확률은 집성시간 3시간, 6시간, 12시간이 조금 높게 추정되었으나 추계학적 점강우모형의 무강우확률의 과대추정 문제를 고려한다면 우수한 결과라 할 수 있다. 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률은 관측 통계치를 거의 완벽하게 추정하고 있으며, 집성시간 3시간과 6시간에 대한 강우에서 강우로 이어지는 전이확률이 다소 과소추정된 것을 확인할 수 있다.

추계학적 점 강우 모형의 주요 문제점 중 극한강우의 과소추정이 하는데 본 연구에서 수행한 강우 분해 결과가 이러한 극치값의 분석에 어떠한 영향을 미치는 확인해보고자 하였다. 부산지점의 1981년~2005년까지 25년 동안의 8월 일강수량을 분해한 결과를 바탕으로 지속시간 별 최대치 시계열을 추정하여 확률강우량을 산정한 결과는 Fig. 7과 같다. 이때, 확률강우량은 L-moment 법을 이용한 Gumbel

분포를 사용하였다. 그림 내 NSRPM3는 NSRPM3의 데이터베이스를 기반으로 분해 한 결과로부터 추정된 결과이며, Modified NSRPM3는 Modified NSRPM3의 데이터베이스를 기반으로 분해한 결과를 뜻한다.

Fig. 7을 살펴보면 모든 지속시간에 대해 Modified NSRPM3가 극한 강우량의 모의능력이 개선 된 것을 확인할 수 있다. 하지만 지속시간이 증가할수록 관측치에 비해 극한 강우량이 과대 추정되는 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 무강우 확률과 평균을 보다 잘 재현할 목적으로 설정된 목적함수를 사용함에 따라 무강우시간 및 평균 강우량을 맞췄으나 극치 강수량이 발생하는 것이 아니라 일정 수준 이상의 강수량이 연속적으로 발생되기 때문이라 추정된다. 이외에도 데이터베이스의 기간 및 분해 과정에서 사용되는 목적함수의 문제도 있을 것이라 판단된다.

Table 5는 건기에 속하는 2월의 부산의 관측 강우량(OBS)과 강우 분해결과(DIS)를 바탕으로 분석한 집성시간 3시간, 6시간, 12시간, 24시간에 대한 0값 제외 평균, 분산, 강우에서 강우로 이어지는 전이확률, 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률, 무강우확률을 나타낸다. 이때, 평균값은 앞서 언급한 바와 같이 완벽히 동일한 값을 산출하기 때문에 분석에서 제외하였으며 집성시간 1시간에 대한 관측자료는 의미가 없기 때문에 마찬가지로 분석에서 제외하였다.

분해결과를 살펴보면 집성시간에 상관없이 0값을 제외한 평균값이 다소 높게 추정되었으며, 강우에서 강우로 이어지는 전이확률의 재현능력이 상대적으로 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 이는 3시간 간격으로 관측이 수행되기 때문에 3시간 간격으로 발생하는 강우를 모형에서 구현하기 어렵다는 점에서 기인한 문제로 판단된다. 하지만 관측자료의 한계에도 불구하고 무강우확률 및 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률은 우수하게 추정됨에 따라 집성시간이 커질수록 관측자료를 우수하게 재현함을 살펴볼 수 있다.

이러한 관측자료의 한계점과 일 강수량자료만을 이용하여 시간 강수량자료로 분해했다는 조건을 고려했을 때, 건기 시의 강우도 우수하게 분해되었다고 판단하고 극치값의 분석을 수행하였다.

Table 4. Statistical Properties of Historical and Disaggregation Rainfall Time Series in August

Busan statistics	Aggregation level(hours)									
	1-hour		3-hour		6-hour		12-hour		24-hour	
	OBS	DIS	OBS	DIS	OBS	DIS	OBS	DIS	OBS	DIS
$E[Y_i^h]$ Mean	0.368	0.368	1.103	1.103	2.206	2.206	4.411	4.411	8.823	8.823
$E[Y_i^h \neq 0]$ Mean	3.228	3.438	6.804	7.376	10.487	11.011	15.791	16.089	23.257	23.257
$Var[Y_i^h]$ Variance	4.877	4.731	30.505	33.720	94.918	105.848	247.251	307.053	698.637	698.637
$\phi(h)$ P[dry]	0.886	0.893	0.838	0.850	0.790	0.800	0.721	0.726	0.621	0.621
$\phi_{dd}(h)$ P[dry to dry]	0.969	0.974	0.942	0.939	0.909	0.907	0.844	0.849	0.760	0.760
$\phi_{ww}(h)$ P[wet to wet]	0.761	0.783	0.699	0.656	0.658	0.628	0.599	0.600	0.606	0.606

Fig. 7. Extreme Value Analysis in August at Busan

Table 5. Statistical Properties of Historical and Disaggregation Rainfall Time Series in February

Busan statistics	Aggregation level(hours)							
	3-hour		6-hour		12-hour		24-hour	
	OBS	DIS	OBS	DIS	OBS	DIS	OBS	DIS
$E[Y_i^h \neq 0]$ Mean	2.635	2.792	3.943	4.240	5.874	5.967	7.887	7.887
$Var[Y_i^h]$ Variance	1.675	2.208	5.361	5.677	14.896	15.127	34.681	34.681
$\phi(h)$ P[dry]	0.924	0.928	0.898	0.905	0.863	0.865	0.796	0.796
$\phi_{dd}(h)$ P[dry to dry]	0.973	0.976	0.957	0.960	0.921	0.926	0.858	0.858
$\phi_{ww}(h)$ P[wet to wet]	0.671	0.691	0.619	0.617	0.500	0.524	0.441	0.441

Fig. 8은 부산지점의 1981년~2005년까지 25년동안의 2월 일강수량을 분해한 결과를 바탕으로 산정된 지속시간 별 확률강우량이다. Fig. 8을 살펴보면 우기와 마찬가지로 전반적으로 Modified NSRPM3가 극한 강우량의 모의성능이 개선된 것을 확인할 수 있다. 하지만 지속시간 3시간, 6시간에 대한 극한 강우량은 NSRPM3 및 Modified NSRPM3가 동일한 성능을 나타내고 있으며, 이는 데이터베이스로부터 최적시계열을 탐색하기 위해 사용된 목적함수의 한계로 판단된다. 또한, 우기시에는 지속시간이 증가함에 따라 극한

강우량을 과대추정하는 반면, 건기시에는 지속시간이 짧을 때 과대추정하다가 지속시간이 길어질수록 관측자료로부터 산정된 극한 강우량을 우수하게 재현하고 있다. 이는 상대적으로 강우발생이 적는데 무강우시간 및 평균 강우량이 과대 추정되었기 때문으로 지속시간이 짧은 경우에는 극한 강우량의 과대추정 문제가 발생한다. 하지만 건기시에는 강우가 발생한다고 해도 양이 많지 않기 때문에 지속시간이 길어지면 이러한 문제가 상쇄되는 것으로 판단된다.

Fig. 8. Extreme Value Analysis in February at Busan

4. 결 론

기후변화의 영향을 예측하기 위해서는 미래의 기후를 모의한 GCM 결과가 이용되나 시간적 공간적 해상도의 한계로 인해 수문 및 방재분야에서의 실무적인 적용에는 어려움이 따른다. 우리나라 기상청에서 이러한 문제를 해결하기 위해 GCM을 역학적으로 상세화 하여 일단위 자료를 제공하고 있으나 소규모 유역에서는 시간 단위 정보를 필요로 하기 때문에 국외에서는 추계학적 분해 기법이 주목받고 있다. 추계학적 분해는 주어진 스케일 자료에서 더 작은 스케일로 정보를 전환하는 것으로 국내에서는 이에 대한 연구가 미진한 실정이다.

이에 본 연구에서는 일단위 강수량을 시간단위 강수량을 분해하기 위해 추계학적 점 강우모형을 이용하는 방법을 제시하고, 이를 국내 주요 연안도시 중 부산과 목포지점에 적용하여 성능평가를 수행하였다. 3변수 혼합지수분포가 결합된 Neyman-Scott Rectangular Pulse Model을 이용하였으며 선행연구와는 달리 평균뿐만 아니라 확률에 관련된 통계치에도 가중치를 주어 매개변수를 추정한 결과, 평균뿐만 아니라 무강우확률 등 주요 통계 특성에 대한 재현성능이

대폭 개선됨을 확인하였다.

개선된 모델을 통해 장기간의 합성시계열을 생성하여 데이터베이스를 구축하였으며 이로부터 최적 합성시계열을 선택하는 방법을 통해 강우 분해를 수행하였다. 강우 분해 결과는 건기와 우기로 나누어 집성시간별로 분석되었으며, 주요 통계치를 합리적으로 재현하는 것으로 확인되었다. 하지만 극치값의 분석 결과는 선행연구에 개선된 결과를 도출하였으나, 추계학적 모형의 주요 한계점인 무강우확률의 과다추정과 극한 강우의 과소추정을 극복했다고 하기엔 아쉬운 부분이 존재하였다. 하지만 이러한 한계점은 보다 장기간의 데이터베이스 구축과 최적 합성시계열 탐색을 위한 목적함수에 대한 추가적인 연구가 수행된다면 충분히 개선가능할 것으로 판단된다. 또한 본 연구에서는 건기와 우기별로 동일한 목적함수를 사용하여 매개변수를 추정하였으나, 지점별, 월별, 집성시간별로 다른 강우 특성을 가지게 되는 점을 고려했을 때 각 지점의 월별로 최적 매개변수를 찾는 연구도 수행되어야 할 것으로 판단된다. 추가적인 연구를 통해 제시된 방법론의 적용성을 검증한다면 미래 일강우량의 시간적 분해에도 충분히 활용가능 할 것으로 예상된다.

감사의 글

본 연구는 정부(행정안전부)의 재원으로 재난안전기술개발 사업단의 지원을 받아 수행된 연구임[MOIS-재난-2015-03].

References

- Abdellatif, M., Atherton, W., and Alkhaddar, R. (2013) Application of the Stochastic Model for Temporal Rainfall Disaggregation for Hydrological Studies in North Western England. *Journal of Hydroinformatics*, Vol. 15, No. 2, pp. 555-567.
- Cho, H., Kim, G., and Yi, J. (2014) Analysis of the Applicability of Parameter Estimation Methods for a Stochastic Rainfall Model. *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 34, No. 4, pp. 1105-1116.
- Choi, C., Cho, S., Park, M.J., and Kim, S. (2012) Overflow Risk Analysis for Designing a Nonpoint Sources Control Detention. *Water Environment Research*, Vol. 84, No. 5, pp. 434-440.
- Choi, J., Lee, O., and Kim, S. (2016) Analysis of the Effect of Climate Change on IDF Curves Using Scale-invariance Technique: Focus on RCP 8.5. *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 49, No. 12, pp. 995-1006.
- Cowperwait, P.S.P., O'Connell, P.E., Metcalfe, A.V., and Mawdsley, J.A. (1996) Stochastic Point Process Modelling of Rainfall. I. Single-site fitting and Validation. *Journal of Hydrology*, Vol. 175, No. 1-4, pp. 17-46.
- D'Onofrio, D., Palazzi, E., Von Hardenberg, J., Provenzale, A., and Calmanti, S. (2014) Stochastic Rainfall Downscaling of Climate Models. *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 15, No. 2, pp. 830-843.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (2014) *Climate Change 2014: Synthesis Report*. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. IPCC, Geneva, Switzerland.
- Kim, G., Cho, H., and Yi, J. (2012) Parameter Estimation of the Neyman-Scott Rectangular Pulse Model Using a Differential Evolution Method. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 12, No. 4, pp. 187-194.
- Kim, J., Park, C., and Kwon, H. (2016) A Development of Downscaling Scheme for Sub-daily Extreme Precipitation Using Conditional Copula Model. *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 49, No. 10, pp. 863-876.
- Kim, S. (2007) Derivation of Soil Moisture Probability Density Function Coupled with Stochastic Point Rainfall Model. *Journal of the Korean Society of Civil Engineers*, Vol. 27, No. 5B, pp. 499-506.
- Kim, S., and Han, S. (2010) Urban Stormwater Capture Curve Using Three-parameter Mixed Exponential Probability Density Function and NRCS Runoff Curve Number Method. *Water Environment Research*, Vol. 82, No. 1, pp. 43-50.
- Korea Meteorological Administration (KMA) (2012) *Report of Climate Change Projection on the Korean Peninsula*. KMA, Seoul, Korea
- Kossieris, P., Makropoulos, C., Onof, C., and Koutsoyiannis, D. (2016) A Rainfall Disaggregation Scheme for Sub-hourly Time Scales: Coupling a Bartlett-Lewis based Model with Adjusting Procedures. *Journal of Hydrology*, Vol. 556, pp. 980-992. doi:10.1016/j.jhydrol.2016.07.015.
- Koutsoyiannis, D., and Onof, C. (2001) Rainfall Disaggregation Using Adjusting Procedures on a Poisson Cluster Model. *Journal of Hydrology*, Vol. 246, No. 1-4, pp. 109-122.
- Lee, O., Choi, J., Jang, S., and Kim, S. (2017) Application of Stochastic Point Rainfall Model for Temporal Downscaling of Daily Precipitation Data. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 17, No. 1, pp. 323-337.
- Lee, T., Park, T., Lee, H., and Jeong, C. (2014) Temporal Downscaling of Precipitation from Daily to Hourly Based on Nonparametric Approach: Assessment of the Climate Change Impacts on the Hourly Precipitation for the Gyeongnam Region. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 14, No. 4, pp. 301-308.
- Lombardo, F., Volpi, E., and Koutsoyiannis, D. (2012) Rainfall Downscaling in Time: Theoretical and Empirical Comparison between Multifractal and Hurst-Kolmogorov Discrete Random Cascades. *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 57, No. 6, pp. 1052-1066.
- Shin, J., Joo, K., and Heo, J. (2011) A Study of New Modified Neyman-Scott Rectangular Pulse Model Development Using Direct Parameter Estimation. *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 44, No. 2, pp. 135-144.

Received	December 18, 2017
Revised	December 20, 2017
Accepted	December 26, 2017