

강우자료의 시간해상도에 따른 강우 분해 성능 평가

이정훈·장주형*·김상단**,+

부경대학교 환경연구소 전임연구원
*국립환경과학원 물환경평가연구과 전문위원
**부경대학교 환경공학과 교수

Performance Evaluation of Rainfall Disaggregation according to Temporal Scale of Rainfall Data

Lee, Jeonghoon·Jang, Juhyoung*·Kim, Sangdan**,+

Institute of Environmental Research, Pukyong National University

**Water Quality Assessment Research Department, National Institute of Environmental Research*

***Department of Environmental Engineering, Pukyong National University*

(Received : 04 September 2018, Revised: 15 October 2018, Accepted: 15 October 2018)

요약

본 연구에서는 다양한 시간해상도(3-, 6-, 12-, 24-hr)를 가지는 강우자료를 1-hr 강우자료로 분해하여 강우 분해기법의 성능을 평가한다. 강우 분해기법은 추계학적 점 강우 모형인 Neyman-Scott Rectangular Pulse Model(NSRPM)에서 생성된 데이터베이스를 기반으로 수행된다. 기상청 울산, 창원, 부산, 밀양지점의 7월 시간강우자료를 이용하여 분석을 수행하였다. 연구결과, 강우 분해기법은 강우의 주요 통계치뿐만 아니라 공간상관성도 고려할 수 있는 뛰어난 성능을 보여주었다. 또한, 일단위 시간해상도의 미래 기후변화 시나리오가 가지는 불확실성을 간접적으로 살펴보았다. 강우 분해기법은 미래 기후변화 시나리오에 적용된다면 효과적인 미래 유역관리에 도움이 되리라 기대된다.

핵심용어 : 기후 변화, 강우 분해, 상세화, 추계학적 강우모형

Abstract

In this study, rainfall data with various temporal scales (3-, 6-, 12-, 24-hr) are disaggregated into 1-hourly rainfall data to evaluate the performance of rainfall disaggregation technique. The rainfall disaggregation technique is based on a database generated by the stochastic point rainfall model, the Neyman-Scott Rectangular Pulse Model (NSRPM). Performance evaluation is carried out using July rainfall data of Ulsan, Changwon, Busan and Milyang weather stations in Korea. As a result, the rainfall disaggregation technique showed excellent performance that can consider not only the major statistics of rainfall but also the spatial correlation. It also indirectly shows the uncertainty of future climate change scenarios with daily temporal scale. The rainfall disaggregation technique is expected to disaggregate the future climate change scenarios, and to be effective in the future watershed management.

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

1. 서론

기후변화가 전 지구적 강우량의 변화에 영향을 줄 것이라는 것은 널리 알려진 사실이다. 전 지구기후모형(Global Climate Model, GCM)은 기후 변화 시나리오에 대한 강우량을 추정하기 위한 가장 중요한 도구이지만 작은 공간스케일의 적용에는 어려움이 있다 (Eden et al., 2014). GCM은 일반적으로 수백

km의 공간 분해능을 가지고 있으며, 수문과정은 보다 작은 규모의 스케일에서 발생한다. 따라서 기후변화의 수문학적 영향을 신뢰성 있게 평가하기 위해서는 관련 기상 변수에 대한 고해상도 시나리오가 필요하다. 하지만 상세한 격자에 따른 방대한 연산과 저장용량, 해상도에 따라 달라지는 매개변수의 재산정 과정 등에 따라 현실적인 제약을 받고 있다(Lee and Kim, 2018).

상세화 기법은 기후변화 시나리오와 영향 평가를 위해 요구되는 해상도 간의 간극을 해결하기 위해 개발되었다. 상세화 기법은 일반적으로 대규모 스케일의 기상 현상이 지역적 기상 현상에 큰 영향을 미친다는 가정을 기반으로 하며, 지역 규모의 기상현상이 지구 규모에 미치는 역 효과는 무시하게 된다

* To whom correspondence should be addressed.
Department of Environmental Engineering, Pukyong National University
E-mail: skim@pknu.ac.kr

(Maraun et al., 2010). 상세화 기법에는 크게 두 가지(역학적, 통계적) 접근법이 존재한다. 역학적 상세화 기법은 GCM 결과를 입력자료로 지역기후모형(Regional Climate Model, RCM)을 구동하여 한정된 연구 지역을 고해상도 격자 해상도로 대기 물리를 표현한다. 통계적 상세화 기법은 대규모 스케일의 기상과 관측자료가 존재하는 지역 규모 스케일의 기상 간의 통계적 관계를 설정한다. RCM을 구동하여 고해상도 시나리오를 생산하는 것은 많은 계산 비용이 소모됨(Chadwick et al., 2011)에 따라 현재까지는 통계적 상세화 기법이 상대적으로 효과적인 접근법이라 할 수 있다.

최근 국외에서는 주어진 스케일(예를 들어, 3-hr 또는 24-hr) 자료에서 더 작은 스케일(예를 들어, 1-hr)로 정보를 전환하는 개념인 강우 분해(dis-aggregation)에 대한 연구가 수행되고 있다(Koutsoyiannis and Onof, 2001; Lombardo et al., 2012; Kossieris et al., 2018). 이러한 분해개념은 상세화 기법과 매우 유사하지만 서로 동일하다고 할 수 없다. 예를 들어, 상세화 기법은 주어진 일단위 시계열의 통계치를 잘 재현하는 시간단위 시계열을 생산하는 것을 목적으로 한다면, 분해기법은 통계적 특성뿐 아니라 주어진 일단위 시계열의 총 합까지 재현하는 시계열을 생산하는 것이다(Koutsoyiannis and Onof, 2001). 즉, 주어진 자료의 해상도에서는 공간상관성을 완벽하게 고려할 수 있음을 의미한다. 국내에서도 Lee and Kim(2018)이 추계학적 점 강우 모형인 Neyman-Scott Rectangular Pulse Model(NSRPM)과 강우 분해 개념을 결합하여 일강우량을 1-hr 강우자료로 분해한 바 있다.

우리나라 기상청에서는 국내 기후변화 대응 지원을 위하여 135 km 공간 해상도를 가지는 GCM 결과를 바탕으로 지역기후모형(Regional Climate Model, RCM)을 구동하여 역학적으로 상세화(downscaling)된 한반도 지역 기후변화 시나리오(12.5km 공간 해상도와 일-단위 시간 해상도)를 개발한 바 있으며, 최근 연구사업의 결과로서 3-hr 해상도가 제공되기 시작했다. 하지만 수공구조물 설계를 위해서는 분-단위 혹은 시간-단위 강우자료가 요구됨에 따라 원하는 시간 강우자료를 얻기 위해서는 여전히 상세화 기법이 적용되어야 할 필요가 있다(Kim et al., 2018).

본 연구에서는 다양한 시간해상도로 개발되는 기후변화 시나리오를 고려하여, 관측된 시간강우자료를 시간해상도(3-, 6-, 12-, 24-hr)별로 강우자료를 구축하고, 이를 Lee and Kim(2018)에 의해 개발된 강우 분해기법을 사용하여 시간 강우자료로 분해하여 강우 분해기법의 성능을 분석하고자 한다.

2. 연구방법

2.1 강우자료

본 연구에서는 낙동강 하구언 유역에 인접한 기상청 울산, 창원, 부산, 밀양지점의 강우자료를 사용하였다. 1981년부터 2010년까지 30년간의 강우자료 중 강우가 가장 많이 발생하는 7월 시간강우자료를 이용하여, 다양한 시간해상도(3-, 6-, 12-, 24-hr)별로 집성하여 기상자료를 구축하였다. 단, 창원지점의 경우 1985년부터 관측이 시작되어 26년간의 시간강우자료를 활용하였다.



Fig. 1. Location of meteorological stations used in the study.

2.2 NSRPM과 매개변수 추정

본 연구에서는 강우세포의 강도가 일반적인 적용되는 지수 분포가 아닌 3-변수 혼합 지수분포를 따른다고 가정하여 개선된 NSRPM이 적용된다. 따라서, 본 연구에서 사용되는 NSRPM은 기존의 5개가 아닌 7개의 매개변수를 가진다. 이에 대한 적용성은 선행연구(Kim and Han, 2010; Choi et al., 2012; Lee et al., 2017; Lee and Kim, 2018)를 통해 검증된 바 있다.

강우 분해기법을 적용하기 위해서는 지점별 그리고 구축된 강우자료의 시간해상도별로 NSRPM이 구축되어야 하므로 각각의 NSRPM은 별도의 매개변수 추정과정을 거치게 된다.

NSRPM의 매개변수 추정과정은 다음과 같이 정리 할 수 있다.

1) 강우 분해기법을 적용할 입력자료로부터 1시간 강우량의 평균($E[Y_i^{1h}]$), 24 hr 강우량의 분산($Var[Y_i^{24h}]$), 24-hr 단위(즉, 일단위) 자료에서 강우에서 강우로 이어지는 전이확률($\phi_{uu}(24h)$), 일단위 자료에서 무강우에서 무강우로 이어지는 전이확률($\phi_{dd}(24h)$), 일단위 자료의 무강우확률($\phi(24h)$)을 계산함. $E[Y_i^{1h}]$ 는 입력자료의 평균을 입력자료의 시간해상도로 나누어서 쉽게 구할 수 있으며, 본 연구에서는 가장 낮은 해상도를 가진 입력자료가 24-hr 으로 나머지 통계치도 쉽게 계산할 수 있음.

2) 1-, 3-, 6-, 12-hr 강우량의 분산($Var[Y_i^{1h}]$, $Var[Y_i^{3h}]$, $Var[Y_i^{6h}]$, $Var[Y_i^{12h}]$)을 추정함. 입력자료의 분산과 관측자료로부터 산정된 1-, 3-, 6-, 12-hr 강우량의 분산과의 회귀모형을 구성하여 매개변수 추정에 활용하는 것이 바람직한 것으로 알려져 있음(Cowpertwait et al., 1996; Lee et al., 2017). 이는 월단위 스케일에서 지역적 정상성을 가정하는 것으로, 임의의 분포보다 경험적 관계를 활용하는 것이 현실적으로 합리적이고 판단됨.

3) 9개의 통계량($E[Y_i^{1h}]$, $Var[Y_i^{1h}]$, $Var[Y_i^{3h}]$, $Var[Y_i^{6h}]$, $Var[Y_i^{12h}]$, $Var[Y_i^{24h}]$, $\phi_{ww}(24h)$, $\phi_{dd}(24h)$, $\phi(24h)$)을 이용하여 다음과 같은 목적함수(S)를 최소화 하도록 매개변수를 추정함.

$$S = \sum_{i=1}^9 w_i \left(\frac{f_i}{\hat{f}_i} - 1 \right)^2 \quad (1)$$

여기서, \hat{f}_i 는 관측 자료로부터 구한 i 번째 통계량이며, f_i 는 이에 대응하는 NSRPM의 결과로부터 도출된 통계량이다. w_i 는 통계량 i 의 가중치이다.

선행연구(Lee and Kim, 2018)에서는 평균 및 강우의 확률에 관련된 통계치에 높은 가중치를 주었으나, 본 연구에서는 모든 통계량에 대해 동일한 가중치 1을 주어 매개변수를 추정하였다. 이는 강우분해과정에서 NSRPM에서 생산하는 합성시계열의 모든 통계치가 중요하게 작용하기 때문이다.

2.3 강우 분해

NSRPM의 매개변수 추정이 완료되면 사용자는 대상 지점의 관측강우량의 통계적 특성을 재현하는 시간단위 강우시계열을 원하는 기간만큼 생산할 수 있다. 강우 분해기법은 장기간의 합성시계열을 생성한다면 관측 강우량을 흡사하게 재현하는 시계열이 생성될 것이라는 가정을 기반으로 한다. 본 연구에서는 지점별 그리고 시간해상도별로 6,000년의 합성시계열을 생성하여 데이터베이스를 구축하였다. 강우 분해는 계산시간의 효율을 위해 강우사상 별로 수행하게 되며 장기간의 강우 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 3-, 6-, 12-hr 강우량은 12시간, 24-hr 강우량은 1일로 가정하여 강우사상을 분리하였다. 분리된 강우사상 별 강우 분해과정은 다음과 같다.

- ① 강우사상의 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

$$f = \sqrt{\sum_{i=1}^L \ln^2 \left(\frac{E_i + c}{DB_i + c} \right)} \quad (2)$$

여기서, E_i 는 목표사상에 대한 시계열이며, DB_i 는 이에 대응하는 데이터베이스 내의 합성시계열이며, L 은 강우발생기간이다. c 는 모의 중 도출되는 0값으로 인한 오류를 방지하기 위해 상수로 본 연구에서는 0.1을 입력하였다. 강우발생이 매우 장기간 연속되는 경우는 데이터베이스로부터 동일한 강우발생 순서를 획득하는 것이 현실적으로 매우 어렵게 된다. 이러한 경우에는 2개 이상의 강우사상이 중첩되었다고 가정하여 추가적으로 분리한 뒤, 분해를 수행하였다. 또한, 한번 사용된 합성시계열은 데이터베이스에서 제외하여 동일한 시계열이 사용되는 것을 방지하였다.

목적함수(f)를 최소화 하는 최적 합성시계열이 탐색되더라도 목표시계열의 합계를 완벽히 재현하는 것은 실질적으로 불가능하며 이에 따라 조정 절차(adjusting procedure)을 거치게 된다. 본 연구에서는 Lee and Kim(2018)이 사용한 비례 조정(proportional adjusting) 절차를 사용하였으며, 이에 대한 식은 아래와 같다.

$$X_s = \tilde{X}_s \left(E / \sum_{j=1}^k \tilde{X}_j \right) \quad s = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

여기서, \tilde{X}_s 는 목적함수(f)를 최소화 하는 최적 합성시계열의 초기 시간 강우량이며, k 는 입력자료의 시간해상도(24-hr 강우량의 경우 $k=24$), X_s 는 조정절차를 거친 합성시계열의 시간 강우량으로 강우 분해기법을 통해 최종적으로 분해된 결과이다.

3. 연구결과

3.1 지점별 강우 통계치 성능평가

Fig. 2는 다양한 시간해상도의 강우자료를 1시간 강우자료로 분해하였을 경우 강우량의 집성시간 별 평균을 살펴본 것이다. 그림 내의 TS는 시간해상도(Temporal Scale)를 뜻하며, 예를 들어 TS-03hr 은 03-hr 강우량을 1시간 강우자료로 분해한 결과를 의미한다. 그림 내 NSRPM은 강우 분해기법이 적용되지 않은 NSRPM의 결과를 의미한다. 평균은 강우시계열에서 0값을 제외하고 계산한 것으로, 이는 조정절차를 거침에 따라 0값을 포함하는 강우량의 평균은 완벽하게 재현하기 때문이다. 결과를 살펴보면, 전반적으로 우수하게 관측 시간강우량의 통계적 특성을 재현하는 것을 살펴볼 수 있다. 또한, NSRPM은 TS-24hr 분해 결과와 거의 일치하는 결과를 보여주었나 분해결과가 상대적으로 재현성이 떨어지며, 특히 창원지점의 경우 많은 오차가 발생함을 알 수 있다. 이는 NSRPM의 한계도 일부 존재하겠지만, 지역의 강우 특성을 고려하지 않고 모든 지점에 대해 동일한 방법이 적용되었기 때문으로 판단된다.

Fig. 3은 강우량의 분산을 집성시간별로 살펴본 결과로 마찬가지로 0값을 제외하고 분산을 계산하였다. 울산, 밀양 지점에 비해 창원과 부산지점의 분산은 전반적으로 높으며, 강우 분해결과도 이러한 지점별 통계적 특성을 잘 반영하고 있는

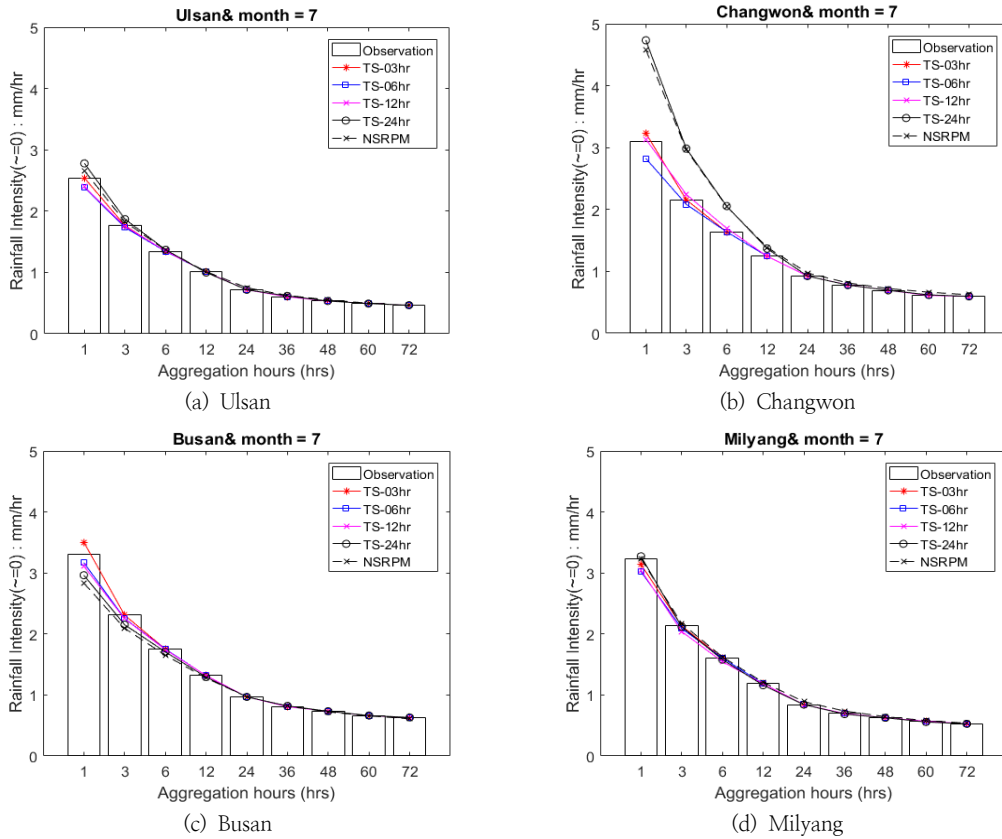


Fig. 2. Performance evaluation on mean of disaggregated rainfall.

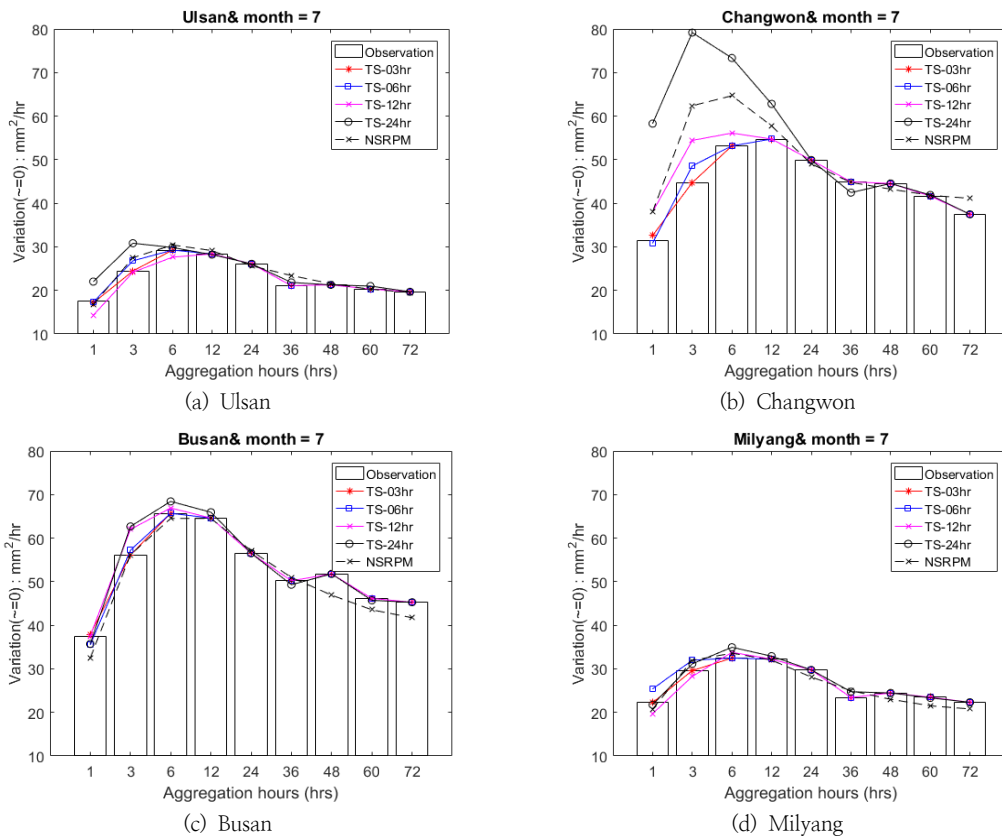


Fig. 3. Performance evaluation on variation of disaggregated rainfall.

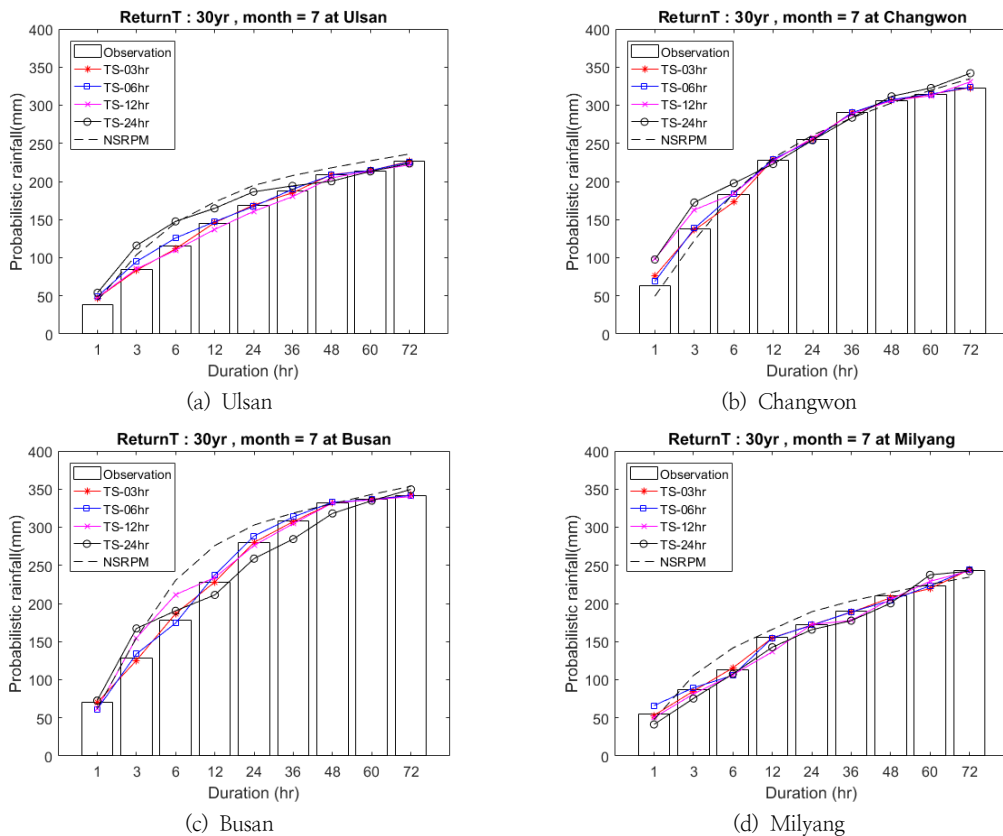


Fig. 4. Frequency analysis of disaggregated rainfall : 30yr Return Period.

것을 확인할 수 있다. 하지만 TS 12-, 24hr 분해결과는 상대적으로 재현성이 떨어지며, 평균과 마찬가지로 창원지점의 경우 많은 오차가 발생함을 알 수 있다. NSRPM 결과는 집계시간 24시간 이하에서는 TS- 24hr 분해 결과에 비해 좋은 성능을 보였으나, 집계시간이 길어질수록 비슷하거나 재현능력이 떨어지는 것으로 확인할 수 있다.

Fig. 4는 다양한 시간해상도의 강우자료를 1시간 강우자료로 분해한 결과를 바탕으로 빈도해석을 수행한 결과이다. 방재 성능목표 설정을 위해 사용되는 30년 빈도에 대해 살펴보았으며, 빈도해석은 L-moment 법을 이용한 GEV 분포를 사용하였다. 결과를 살펴보면, 03-, 06-hr 강우량 자료의 분해결과가 관측자료의 확률강우량을 지속시간에 대해 우수하게 재현하는 것을 확인할 수 있다. NSRPM은 확률강우량을 상대적으로 과대 추정하는 결과를 보여주었다.

평균, 분산, 빈도해석 결과는 지점별로 차이는 있으나 일강우량을 1시간 강우로 분해하는 경우에는 어느 정도의 불확실성을 감안해야 한다는 사실을 잘 나타내고 있다. 또한, 입력한 자료의 시간해상도가 높을수록 좋은 결과는 나타내는데 이는 일강우량 이하의 해상도에서의 강우 분산을 보다 우수하게 추정할 수 있기 때문으로 상식적인 결과라 할 수 있다.

3.2 지점간 공간상관성 성능평가

앞서 언급한 바와 같이 강우 분해기법은 입력한 강우자료와

는 완벽히 일치하며 시간단위에서는 통계적으로 일치하는 합성시계열을 생산하는 것으로 입력한 강우자료의 시간해상도에서는 완벽하게 공간상관성을 확보 할 수 있다. Fig. 5는 시간단위로 분해할 경우 이러한 공간상관성의 변화를 살펴보기 위해 지점간의 교차상관계수를 분석한 결과이다. 그림을 살펴보면, 강우 분해기법이 적용되지 않은 NSRPM의 시간강우량은 0에 가까운 교차상관계수를 나타냄에 따라 공간적인 상관관계를 전혀 고려하지 못하는 것을 확인할 수 있다. 또한, 입력자료의 시간해상도가 공간상관성에 큰 영향을 미치는 것을 확인할 수 있는데, 03-, 06-hr 강우량 자료의 분해결과는 큰 차이를 나타내지 않았다.

3.3 유역 빈도해석 성능평가

공간상관성이 확보된다면 유역평균강우량을 계산하여 활용할 수 있게 된다. 울산, 창원, 부산, 밀양지점의 강우가 영향을 미치는 낙동강 하구연 유역에 대한 유역평균강우량을 산정하기 위해 티센망을 구축하였으며, 지점별로 울산(0.1026), 창원(0.0634), 부산(0.5208), 밀양(0.3132)의 가중치를 적용하였다. 낙동강 하구연 유역의 빈도해석 결과는 Fig.6과 같다. 빈도해석은 L-moment 법을 이용한 GEV 분포를 사용하였으며, 10년 및 30년 빈도에 대해 살펴보았다. 공간적인 상관관계를 고려하지 못하는 NSRPM의 결과는 과소 추정되는 것을 확인할 수 있다. 시간해상도에 따른 결과를 살펴보면 24-hr 강우량

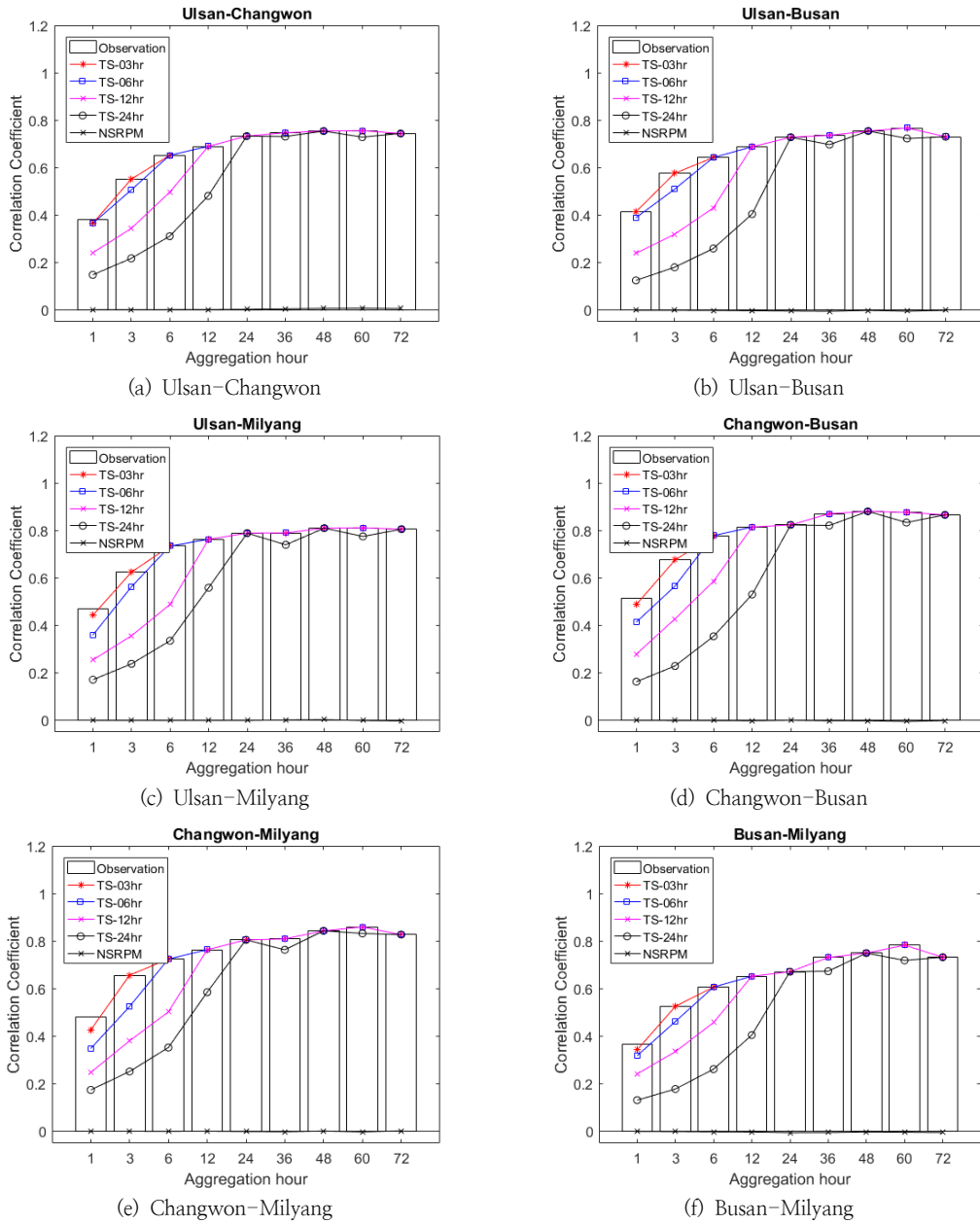


Fig. 5. Correlation analysis of disaggregated rainfall.

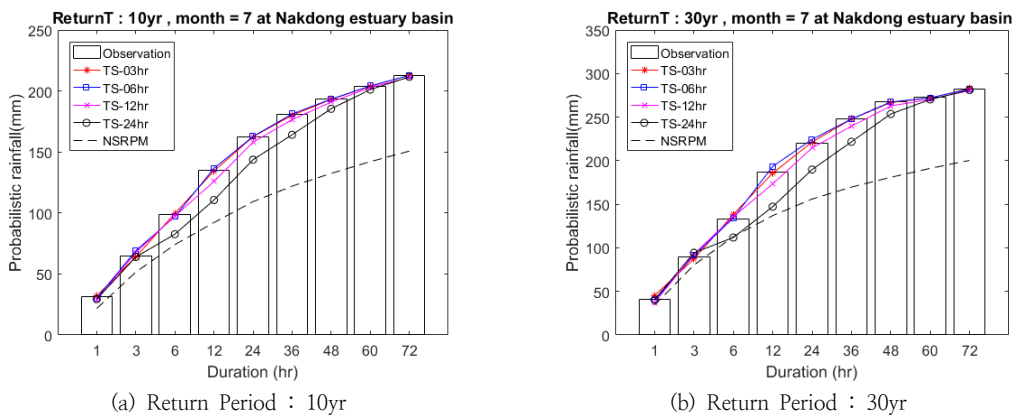


Fig. 6. Frequency analysis of disaggregated rainfall : Nakdong estuary basin.

자료의 분해결과가 지속시간 6에서 60시간 구간에서 재현능력이 떨어지는 것을 제외하면 대체적으로 우수한 재현능력을 보여주었다. 또한, 03-, 06-hr 강우량 자료의 분해결과는 큰 차이를 나타내지 않으며 모두 우수한 결과를 나타냈다.

4. 결 론

일반적으로 기후변화 시나리오는 저해상도로 개발되며, 이를 활용하기 위해서는 고해상도로 변환이 필요하다. 하지만 이러한 변환과정에서 통계적으로 일관성 있는 시계열을 생성하는 것은 매우 어려운 문제이다. 가장 간단한 해결책은 모델링을 통해 고해상도 시계열을 생산하고, 이를 집성하여 저해상도 시계열을 생산하는 것이지만 막대한 계산비용이 소모된다는 현실적인 문제가 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 기후변화 시나리오의 상세화가 많은 연구자들의 관심을 끌고 있으며, 최근 강우 분해기법이 주목받고 있다.

본 연구에서는 이러한 강우 분해기법의 성능평가를 수행하기 위해 울산, 창원, 부산, 밀양지점의 관측 시간강우자료를 이용하여 다양한 시간해상도(3-, 6-, 12-, 24-hr)로 강우자료를 구축하고, 이를 시간단위 분해한 결과 강우 분해기법은 강우의 주요 통계치뿐만 아니라 공간상관성도 고려할 수 있는 뛰어난 성능을 보여주었다. 분해된 강우량을 바탕으로 강우의 주요 통계치인 평균, 분산 및 빈도해석 결과는 전반적으로 우수한 재현능력을 보여주었으며, 일반적으로 집성시간이 작을수록 좋은 결과가 도출되는 타당한 결과가 도출되었다. 하지만 창원은 집성시간 6시간 이하의 통계치가 상대적으로 과대 추정되었다. 이는 NSRPM의 한계도 일부 존재하겠지만, 지역의 강우 특성을 고려하지 않고 모든 지점에 대해 동일한 방법이 적용되었기 때문으로 판단된다. 이러한 한계점은 NSRPM의 매개변수 추정방법을 보완한다면 어느 정도 해결할 수 있으리라 판단된다. 빈도해석 결과는 24-hr, 즉 일-단위 강우자료를 시간-단위로 분해할 경우 모든 지점에 대한 확률강우량이 과다 추정됨을 확인할 수 있었다. 이러한 오차는 지점간의 교차상관 계수분석과 유역빈도해석 결과에서 보다 명확히 확인할 수 있다. 우리나라의 경우 최근까지도 일-단위 미래 기후변화 시나리오가 제공되었으며 이를 기반으로 다양한 연구가 수행된 바 있다. 따라서 선행 연구들을 활용하기 위해서는 일-단위 미래 기후변화 시나리오에 대한 불확실성 평가가 동반되어야 할 것으로 판단된다.

최근 생산된 3-hr 단위 시간해상도를 가지는 기후변화 시나리오는 강우 분해기법을 통해 의미 있는 결과가 도출될 수 있으리라 생각되며, 이를 통해 효과적인 미래 유역 수문분석이 가능할 것으로 기대된다.

앞서 언급한 바와 같이 본 연구에서는 모든 기상지점에 대해 동일한 방법론이 적용되었으나 물리적으로 가까운 기상지점이더라도 지리 및 기후에 따라 강우의 통계적 특성이 달라질 수 있다. 따라서 대상 지점의 특성에 맞는 매개변수 추정 혹은 데이터베이스 구축에 대한 연구도 추가적으로 수행되어야 하리라 판단된다. 또한 집성시간에 따른 별다른 경향성이

확인되지 않음에 따라 보다 많은 기상지점에 대한 연구가 수행되어야 할 것이다.

사 사

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 18AWMP-B083066-05).

References

- Chadwick, R., Coppola, E. and Giorgi, F. (2011) An artificial neural network technique for downscaling GCM outputs to RCM spatial scale, *Nonlin. Processes Geophys.*, 18, pp. 1013–1028, [DOI: 10.5194/npg-18-1013-2011].
- Choi, C., Cho, S., Park, M.J., and Kim, S. (2012) Overflow risk analysis for designing a nonpoint sources control detention, *Water Environ Res.*, 84(5), pp. 434–440, [DOI: <https://doi.org/10.2175/106143012X13373550426959>].
- Eden, J. M., M. Widmann, D. Maraun, and M. Vrac (2014), Comparison of GCM- and RCM-simulated precipitation following stochastic postprocessing, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 119, pp. 11,040–11,053, [DOI: 10.1002/2014JD021732].
- Kim, K., Choi, J. Lee, J. and Kim, S. (2018) Effect of RCM Temporal Resolution on Estimating Future IDF Curves, *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, 18(4), pp. 341–352, [DOI: <https://doi.org/10.9798/KOSGAM.2018.18.4.341>].
- 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 Environ Res.*, 82(1), pp. 43–50, [DOI: <https://doi.org/10.2175/106143009X447939>].
- Kossieris, P., Makropoulos, C., Onof, C. and Koutsoyiannis, D. (2018) A rainfall disaggregation scheme for sub-hourly time scales: Coupling a Bartlett-Lewis based model with adjusting procedures, *J. of Hydrology*, 556, pp. 980–992, [DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.07.015>].
- Koutsoyiannis, D. and Onof, C. (2001) Rainfall disaggregation using adjusting procedures on a Poisson cluster model, *J. of Hydrology*. 246(1–4), pp. 109–122, [DOI: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00363-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00363-8)].
- Lee, J. and Kim, S. (2018) Temporal Disaggregation of Daily Rainfall data using Stochastic Point Rainfall Model, *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, 18(2), pp. 493–503, [DOI: <https://doi.org/10.9798/KOSGAM.2018.18.2.493>].
- 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.*, 17(1), pp. 323–337, [DOI: <https://doi.org/10.9798/KOSHAM.2017.17.1.323>].

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*, 57(6), pp. 1052–1066, [DOI: [10.1080/02626667.2012.695872](https://doi.org/10.1080/02626667.2012.695872)].

Maraun, D., Wetterhall, F., Ireson, A., Chandler, R., Kendon, E., Widmann, M., Brienen, S., Rust, H., Sauter, T.,

Thiemeßl, M., Venema, V., Chun, K., Goodess, C., Jones, R., Onof, C., Vrac, M., and Thiele-Eich, I. (2010) Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user, *Rev. Geophys.*, 48, RG3003, [DOI: [10.1029/2009RG000314](https://doi.org/10.1029/2009RG000314)].