폭염사상의 비정상성 빈도해석 및 불확실성 분석

Non-Stationary Frequency Analysis and Uncertainty of Heat Wave Events

서지유* · 원정은** · 최정현*** · 이옥정**** · 김상단*****

Seo, Jiyu* · Won, Jeongeun** · Choi, Jeonghyeon*** · Lee, Okjeong**** · Kim, Sangdan*****

Abstract

Due to global warming, there is an increasing concern regarding persistent and severe heat waves. The maximum daily surface air temperature observations show strong non-stationary features, and the increased intensity and persistence of heat wave events have been observed in many regions. The heat wave persistence day frequency (HPF) curve, which correlates the intensity of a heat wave persistence event for days with return periods, can be a useful tool to analyze the frequency of heat wave events. In this study, non-stationary HPF curves are developed to explain the trend in the increase of the surface air temperature due to climate change, and their uncertainty is analyzed. The non-stationary HPF model can be used in climate change adaptation management such as public health, public safety, and energy management.

Key words : Frequency Analysis, Heat Wave, Non-stationarity, Persistence Day, Uncertainty

요 지

지구 온난화로 인하여 지속적이고 극심한 폭염사상에 대한 우려가 점점 증가되고 있다. 일 최고 기온 관측자료는 강한 비정상성을 나타내고 있으며, 폭염사상의 강도 및 지속기간의 증가가 여러 지역에서 현실화하고 있다. 다양한 지속기간에 대한 폭염사상의 강도를 재현기간과 연관시키는 폭염-지속일수-빈도(Heat wave - Persistence day - Frequency, HPF) 곡선은 폭염사상의 빈도해석을 위한 유용한 도구가 될 수 있다. 본 연구에서는 기후변화에 따른 기온 증가의 경향성을 설명하기 위해 비정상성 HPF 곡선이 개발되고, 그에 대한 불확실성이 분석된다. 비정상성 HPF 모형은 공중보건, 공공안전 및 에너지 관리 분야와 같은 기후변화 적응관리 분야에 활용될 수 있을 것이다.

핵심용어 : 빈도해석, 폭염, 비정상성, 지속일수, 불확실성

1. 서 론

전 세계의 많은 지역에서 소위 폭염이라고 불리는 극한 기온이 공중 보건 및 경제에 악영향을 미칠 수 있음이 밝혀졌다(Huth et al., 2000; Subak et al., 2000; Dueñas et al., 2002).

최근 유럽은 건강에 유해한 막대한 폭염사상을 겪었으며 수천 명의 생명을 잃었다(Vidal, 2003). 캐나다 토론토를 대상으로 수행된 연구에서는 1980~1996년 기간 동안에 사망률과 폭염 스트레스 사이에 유의한 통계적 관계가 있음이 밝혀지기도 하였다(Rainham and Smoyer-Tomic, 2003). 그

*정회원, 부경대학교 지구환경시스템과학부 환경공학전공 석사과정(E-mail: gu426@naver.com)

Member, Master Course Student, Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University

**정회원, 부경대학교 지구환경시스템과학부 환경공학전공 박사과정

Member, Ph.D. Student, Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University

***정회원, 부경대학교 지구환경시스템과학부 환경공학전공 박사과정

Member, Ph.D. Student, Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University

****정회원, 부경대학교 i-SEED 지구환경교육연구단 박사 후 연구원

Member, Postdoctoral Researcher, School of Integrated Science for Sustainable Earth & Environmental Disaster, 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

들은 도시 인구에 대한 폭염의 영향은 앞으로 더 심각한 공중 보건 상의 문제가 될 수도 있음을 경고하였다. 우리나라 부산의 일 최고기온은 최근 50년 사이에 2 °C 이상 증가했으며, Kharin and Zwiers (2000)는 미래 기후모델링 자료로부터 2050년에는 극한기온이 최소한 2.4 °C 이상 증가할 것으로 전망하였다. 이러한 사실들과 다양한 기후변화 시나리오들에 비추어 볼 때, 최근 우리나라 여름철 폭염과 같은 극한기온을 정량적으로 분석하기 위한 통계적 기법을 마련하는 것이 필요하다. 이러한 기법이 있어야 현재 대비 미래의 변화를 객관적인 수치로 비교할 수 있으며, 비교된 수치를 기반으로 극한기온에 대한 기후변화 적응정책이 과학적인 토대위에 마련될 수 있기 때문이다.

빈도해석은 최대 홍수량, 저수지 최소 유입량, 가뭄 지속기간, 온도, 풍속과 같은 수문 기상학적 변수들의 극한 거동을 설명하고 그에 대한 대비책을 마련하는데 널리 사용되는 기법이다. 수문 기상학 분야에서 빈도해석에 관한 방법론 및 적용 절차는 Cunnane (1989), GREHYS (1996), Madsen, Rasmussen, et al. (1997), Madsen, Pearson, et al. (1997), Lang et al. (1999), Katz et al. (2002) 등을 참고할 수 있다. 우리나라의 경우 극한 강우, 최대 홍수, 최소 유입량 자료에 대해서는 극치 확률에 대한 분석이 활발하게 진행되었으나, 폭염과 같은 극한 기온에 관련된 확률론적인 해석 사례는 많지 않은 실정이다. Cho et al. (2011)과 Sim et al. (2014) 등에서 관련된 연구 사례를 일부 찾아볼 수 있다. 외국도 폭염과 관련된 확률론적 해석은 많지 않으며, 최근 활발한 연구가 시작되는 단계라고 볼 수 있다(Khaliq et al., 2005; Ouarda and Charron, 2018; Mazdiyasni et al., 2019).

배수 구조물의 용량을 결정하기 위한 강우강도-지속기간-빈도(rainfall Intensity - Duration - Frequency, IDF) 곡선을 개발하기 위해 다양한 지속기간에 대한 강우 빈도해석이 오랫동안 사용되어왔다(Viessman et al., 1977). 현재는 대부분의 강우 관측 지점에 대해 IDF 곡선을 어렵지 않게 작성할 수 있다. 이와 유사하게 본 연구에서는 폭염사상을 특성화하기 위하여 일 최고기온의 빈도해석을 수행하고자 하였다. 단순히 일 최고기온의 빈도를 해석하는 것만으로는 폭염사상을 특성화하기에 충분하지 않다. 이러한 극단적인 기후사상이 지속되는 기간을 극한 기후사상의 강도와 연관시켜야만 더 잘 설명할 수 있기 때문이다.

본 연구의 첫 번째 목적은 다양한 연속 지속일수 동안 유지되는 일 최고기온의 연 최대시계열을 사용하여 부산지점 일 최고기온 시계열의 폭염-지속일수-빈도(Heat wave - Persistence day - Frequency, HPF) 곡선을 개발하는 것이다. 본 연구에서 폭염사상은 높은 수준의 일 최대기온이 특정 일 동안 연속적으로 유지되는 기상학적인 사상으로 정의된다. 이는 IDF 해석에서 사용되는 지속기간(duration)과는 약간 다른 개념이다. IDF 해석에서 지속기간 4시간 동안의 강우강도는 지속기간 4시간 동안의 평균 강우강도를 의미

한다. 그러나 본 연구에서 지속일수 4-day 동안의 일 최고기온이라 함은 4-day 동안 연속으로 유지되는 일 최고기온, 즉, 4-day 연속 일 동안의 최소 일 최고기온으로 정의된다. 강우 빈도해석에서는 결국에는 비가 온 총량이 중요하기 때문에 지속기간에 평균적으로 내린 강우강도가 빈도해석에 적용되는 것이 타당하다. 그러나 폭염 빈도해석에서는 중간에 하루 시원한 날이 발생하면 폭염으로 인한 스트레스가 어느 정도 경감될 수 있기 때문에, IDF 해석과 같은 지속기간 개념은 적절하지 않다. 지속기간 개념보다는 연속 일 동안에 유지되는 일 최고기온(즉, 연속 일수 최소 일 최고기온)이 얼마나 높은가가 폭염으로 인한 스트레스를 더 잘 설명할 수 있으므로, 연속 지속일수(persistence day) 개념을 적용하는 것이 타당하다. 우리나라 기상청의 폭염주의보 발령기준(일 최고기온이 33 °C 이상인 상태가 2일 이상 지속될 것으로 예상) 및 폭염경보 발령기준(일 최고기온이 35 °C 이상인 상태가 2일 이상 지속될 것으로 예상)도 특정기간 동안의 평균적인 일 최고기온보다는 연속적으로 지속되는 일 최고기온이 폭염으로 인한 스트레스를 더 잘 설명한다는 관점에서 시행되고 있다. 그 외에 다양한 연속 지속일수에 대한 연 최대시계열을 구성하여 빈도해석을 수행한다는 측면에서는 IDF 해석에서와 거의 같은 절차가 적용될 수 있다.

본 연구의 두 번째 목적은 구축된 HPF 곡선 작성 절차를 기반으로 비정상성 개념을 도입하는 것이다. Kim et al. (2019)에서 살펴볼 수 있듯이, 기온과 관련된 최근의 다양한 지표들이 폭염으로 인한 스트레스를 가중하는 방향으로 진행되고 있으므로, 극한기온에 대한 기후변화 적응정책에 활용되기 위해서는 비정상성 조건에서의 HPF 곡선을 구성할 필요가 있기 때문이다.

2. 방 법

2.1 자료 및 연 최대시계열

본 연구에서는 한국 기상청 ASOS의 부산지점 일 최고기온(Tmax) 자료(단위: °C)가 사용되었다. 자료기간은 1973년 1월 1일부터 2019년 12월 31일까지 47년이다. Fig. 1에 Tmax의 연 최대시계열(Annual Maximum Series, AMS)을 Tmax의 연별 평균값과 함께 도시하였다. Fig. 1에서 Tmax AMS는 파란색 동그라미로, Tmax 연별 평균값은 검은색 네모로 표기하였다. 부산지점의 Tmax AMS는 강한 선형추세가 있음을 살펴볼 수 있다. Fig. 1의 붉은색 실선은 Tmax AMS를 단순 선형 회귀 분석한 결과로서, Tmax AMS = 32.53 + 0.04006 * (year-1973)의 관계를 보이며, 기울기의 95% 신뢰구간은 0.008309 ~ 0.07180 °C/year으로 나타났다. Tmax의 연별 평균값(Fig. 1에서 붉은색 점선)의 경우 약 0.02566 °C/year의 상승률을 나타내는 것과 비교해보면, Tmax AMS의 경우 연별 평균값의 상승률을 약 60% 정도 상회하는

증가율을 보이고 있음을 살펴볼 수 있다. Tmax AMS의 Mann Kendall 경향성 분석을 수행한 결과, 추세가 없을 확률이 2.363%로 나타났으며, Tmax AMS에서 단순히 선형추세를 제거한 후에 Mann Kendall 경향성 분석을 수행하면 추세가 없을 확률이 92.66%로 나타났다. 따라서 부산지점 Tmax AMS는 증가하는 경향성이 강하게 나타나는 비정상성 시계열임을 살펴볼 수 있다.

Fig. 1. Annual Maximum Series and Yearly Series of Daily Maximum Surface Air Temperature

하루보다 긴 연속일수의 폭염사상을 추출하려면 일 Tmax 시계열에서 다양한 지속일수의 Tmax를 계산해야한다. 본 연구에서 지속일수 d -day의 폭염사상 시계열은 H_d^i 로 표시하였다. 따라서 i 년의 H_d^i 는 i 년 동안 연속 d -day 동안 일관되게 관측된 일 최대온도의 연 중 최댓값이 된다. 예를 들어, i 년에 3일 동안 관측된 일 최고기온의 최솟값 중에서 최댓값이 30 °C인 경우 $H_3^i = 30$ °C이다. 본 연구에서 지속일수 d 는 1-day부터 10-day가 적용되어 다양한 지속일수별 AMS가 추출되었다.

본 연구에서 적용된 빈도해석을 위한 절차를 요약하면 아래와 같다.

- (1) Tmax 수집: T_t
- (2) 지속일수 D-day 결정
: 본 연구에서는 1-day부터 10-day까지 10개의 지속일수를 적용
- (3) D-연속일 동안의 최소 Tmax 시계열 Y_t 구성

$$Y_t = \min[T_{t-D+1}, T_{t-D+2}, \dots, T_t] \quad (1)$$

여기서 Y_t 는 D-연속일 동안의 최소 Tmax

- (4) 시계열 Y_t 의 연 최대치 시계열 x_t 구성
- (5) 지속일수 D-day에 대한 연 최대치 시계열 x_t 를 정상성 또는 비정상성 분포에 적용하여 빈도해석을 수행
- (6) Step 2)로 돌아가서, 다른 지속일수에 대한 빈도해석을 수행

2.2 비정상성 GEV 분포

일반극치(Generalized Extreme Value, GEV)분포의 누가 확률분포함수 F_{GEV} 는 아래 Eq. (2)와 같이 정의된다.

$$F_{GEV} = \exp \left[- \left(1 - \frac{\beta}{\alpha} (x - x_o) \right)^{1/\beta} \right] \quad (2)$$

여기서 x 은 어떤 특정 지속일수에 대한 Tmax AMX이며, α 은 축척 매개변수, β 은 형상 매개변수, x_o 는 위치 매개변수이다. GEV 분포에서 특정 비초과확률 $1-p$ 에 대응하는 극한 Tmax $x_{(1-p)}$ 은 Eq. (2)의 역함수를 구하여 아래와 같이 계산될 수 있다.

$$x_{(1-p)} = x_o + \frac{\alpha}{\beta} [1 - (-\ln(1-p))^\beta] \quad (3)$$

여기서 $0 < p < 1$ 이며, 정상성 조건에서 재현기간 T -year와 p 의 관계는 $p = 1/T$ 이다.

전통적으로, GEV 분포는 관측자료가 Independent and Identically Distributed (IID)라고 가정하지만, 이 가정은 비정상성을 설명하기 위하여 공변량을 도입함으로써 완화될 수 있다. 예를 들어, GEV 분포의 매개변수는 주어진 공변량의 함수로 표현될 수 있다. 이론적으로는 GEV 분포의 모든 매개변수가 다양한 공변량들의 함수로 적용될 수 있으나, 본 연구에서는 공변량의 영향을 직관적으로 이해할 수 있기 위해 아래와 같이 위치 매개변수 x_o 에만 공변량 ‘시간’을 적용하기로 하였다.

$$x_o(t) = x_{oc} + x_{om}(y - 1973) \quad (4)$$

여기서 y 는 연도이다. 정상성 분포의 위치 매개변수 x_o 가 x_{oc} 와 x_{om} 의 두 개 매개변수를 이용한 시간의 함수로 변경되었다. 시간의 흐름에 대한 변화를 고려하기 위해 개발된 비정상성 빈도해석의 경우에는 비초과확률에 대한 quantile 또한 시간에 흐름에 따라 변하기 때문에, 재현기간의 개념을 사용하기가 곤란하게 된다. 본 연구에서는 특정연도 y 에서의 비초과확률 $1-p$ 에 대응하는 극한 Tmax를 x_{1-p}^y 로 정의하여, 정상성 x_{1-p} 와 구분하였다.

2.3 Metropolis-Hastings 알고리즘

GEV 분포의 매개변수는 불확실성을 고려하기 위하여 Metropolis-Hastings (MH) 알고리즘을 이용하여 추정되었다. 이 알고리즘은 관측자료 X 가 주어졌을 때 매개변수 θ 의 사후분포 $\pi(\theta|X)$ 에서 표본을 추출하는 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) 표본추출을 위한 알고리즘들 중 하나이다. MH 알고리즘은 초기 매개변수의 값 θ_o 와 함께 시작된다. 그런 다음 매개변수의 $N+M$ 개 시퀀스 $\theta_i, i = 1, \dots, N+M$

가 아래와 같은 절차를 거쳐 생성된다.

- (1) 제안분포 $q(\theta^*|\theta_{i-1})$ 로부터 후보 매개변수 θ^* 을 생성한다. 이 때, 제안분포는 본 연구에서는 평균 θ_{i-1} , 분산 Σ 인 끝이 매개변수의 상한과 하한에 의해 잘린 정규분포가 적용되었다.
- (2) 채택 기준 값 T 계산

$$T = \frac{\pi(X|\theta^*)}{\pi(X|\theta_{i-1})} \quad (5)$$

여기서 $\pi(X|\theta^*)$ 와 $\pi(X|\theta_{i-1})$ 은 각각 매개변수 θ^* 와 θ_{i-1} 에서의 우도 값으로 아래와 같이 정의된다.

$$\pi(X|\theta) \sim \prod_{i=1}^n f(X_i) \quad (6)$$

여기서 f 는 GEV 분포의 확률밀도함수이다.

- (3) 0에서 1사이의 균등난수 u 에 대하여 $\min(1, T) > u$ 을 만족하면, $\theta_i = \theta^*$ 가 되며, 그렇지 못할 때는 $\theta_i = \theta_{i-1}$ 이 된다.

초기 N 회 반복하는 단계를 거친 후에 구성된 Markov 체인은 매개변수의 사후분포 $\pi(\theta|X)$ 에서 무작위로 추출된 매개변수를 갖는 체인으로 수렴된다. 이 때, 초기 N 회 반복되기 전에 추출된 매개변수는 버려야 한다.

MH 알고리즘을 사용하기 전에, 초기 매개변수 θ_0 , 제안분포 $q(\theta^*|\theta_{i-1})$, 초기 반복 추출 횟수 N , 총 반복 추출 횟수 $N+M$ 등이 결정될 필요가 있다. 초기 매개변수의 값 θ_0 의 선택은 일반적으로 결과에 민감하지 않지만, 제안분포 $q(\theta^*|\theta_{i-1})$ 의 선택은 중요하다. 일반적인 방법은 평균 θ_{i-1} 과

일정한 공분산 행렬 Σ 인 정규분포를 사용하는 것인데, $\min(1, T) > u$ 의 채택율이 20 ~ 40%가 되도록 Σ 을 선택하는 것이 추천된다. 버려질 반복 횟수 N 는 M 의 25% 이상을 적용하면 충분한 것으로 알려져 있으며, 체인이 진행되는 경과를 추적하여 매개변수 사후분포의 평균이 수렴되기에 충분한 만큼 표본 횟수 M 을 확보해야 한다.

생성된 표본으로부터 매개변수 사후분포의 특성을 정량화할 수 있다. 일반적으로 최종 추정된 매개변수 $\bar{\theta}$ 는 아래와 같이 계산된다.

$$\bar{\theta} = \frac{1}{M} \sum_{i=N+1}^M \theta_i \quad (7)$$

이 외에도 추정된 매개변수의 분산도 생성된 표본으로부터 계산할 수 있다.

3. 결 과

3.1 지속일수별 연 최대시계열의 경향성

지속일수를 1-day부터 10-day까지 증가시키면서 연속적으로 지속되는 Tmax 시계열을 구성한 후, 연 최대시계열을 작성하였다. Fig. 2는 지속일수 4-day와 8-day에 대한 Tmax AMS를 보여주고 있으며, 모든 지속일수에 대한 Tmax AMS의 경향성을 Table 1에 정리하였다. Mann-Kendall 검사의 p-값을 근거로 살펴보면(Mann, 1945; Kendall, 1975), 연속일수 1-day부터 5-day에 대한 Tmax AMS는 경향성이 있는 것으로 나타났으나(p-값이 10% 이하), 지속일수 6-day부터는 경향성이 있다고 볼 수 없는 것을 알 수 있다(p-값이 10% 이상). 특히, 지속일수 1-day, 3-day, 4-day, 5-day에 대한 Tmax AMS는 p-값이 5% 이하로 나타났기 때문에, 상대적으로 더 명확한 증가추세를 보인다고 말할 수 있다. 다만, 지속일수 2-day에 대한 p-값이 상대적으로 더 높은

Table 1. Result of Simple Regression Analysis and Mann-Kendall Test

Persistence day	Regression slope (°C/year)	95% Confident interval of regression slope	p-value (%) of Mann-Kendall test
1	0.04006	[0.008309 0.08309]	2.363
2	0.03344	[-0.001674 0.06856]	8.993
3	0.03474	[0.001508 0.06796]	3.059
4	0.03889	[0.004705 0.07307]	2.364
5	0.03579	[0.0003516 0.07123]	4.690
6	0.02212	[-0.01075 0.05500]	21.62
7	0.02251	[-0.01081 0.05584]	21.38
8	0.02261	[-0.01254 0.05775]	25.20
9	0.02466	[-0.01101 0.06033]	21.94
10	0.03005	[-0.009689 0.06980]	15.54

이유는 명확하지 않다. 이러한 특성이 부산지점만의 특성인지, 아니면 우리나라 전체 자료의 특성인지는 더 자세한 분석이 필요할 것이다. 특히, 지속일수 2-day는 우리나라 기상청의 폭염주의보 및 폭염경보의 기준이 되는 지속일수이다. 따라서 이에 대한 상세한 분석이 추후 요구된다. Fig. 3은 50년 기간을 기준으로 다양한 지속일수에 대한 Tmax AMS의 경향성을 95% 신뢰구간과 함께 보여주고 있다. 신뢰구간 95%는 지속일수별 연 최대치 시계열과 연도의 단순 선형 회귀분석의 결과로부터 도출되었다. 지속일수 1-day, 3-day, 4-day, 5-day에 대한 Tmax AMS는 95% 신뢰구간의 하한치에서도 증가하는 경향성이 읽히고 있음을 살펴볼 수 있다.

Fig. 2. Trend of Annual Maximum Series for Two Persistence Days

Fig. 3. 50-Year Increment in Tmax AMS for Various Persistence Days

3.2 정상성 HPF 곡선

GEV 분포의 매개변수는 확률가중모멘트법(Probability Weighted Moment, PWM) 및 MH 알고리즘을 이용하여 각각 추정되었다. Fig. 4에 MH 알고리즘에 의한 매개변수의 사후분포와 PWM 매개변수의 추정결과를 도시하였다. Fig. 4에서 검은색 수선은 PWM으로 산정된 매개변수로서, 단일한 값으로 표현된다. MH 알고리즘으로 산정된 매개변수는 사후분포(Fig. 4에서 빨간색 실선)로 나타낼 수 있다. MH 알고리즘은 단일한 값의 매개변수를 반환하는 것이 아니라 매개변수의 사후분포를 계산해주기 때문에, 추정된 매개변수의 불확실성에 관한 정보를 획득할 수 있다. 상대적으로 넓은 범위의 균등분포(Fig. 4의 가로축 전체 구간)를 사전분포로 가정하였음에도 매개변수의 사후분포는 적절한 범위로 수렴되었음을 인지할 수 있다.

최종 추정된 매개변수를 Table 2에 나타내었다. MH 알고리즘의 매개변수 추정 값은 Eq. (7)에서 언급한 바와 같이 사후분포로부터 MCMC에 의해 추출된 표본의 양상불 평균으로 정의하였다. Table 2의 MH 알고리즘에 의한 매개변수 추정 값의 괄호는 매개변수의 변동계수이다. PWM과 MH 알고리즘은 규모 매개변수와 형상 매개변수 모두 유사한 매개변수의 값을 주고 있음을 발견할 수 있다. 또한 음의 대수우도 값($nllh$) 또한 서로 비슷하게 산정되었다. 상기 결과들로부터 부산 지점의 Tmax AMS를 GEV 분포에 적합하여지고자 할 때 MH 알고리즘에 의한 매개변수 추정이 적용 가능하며 추정된 매개변수의 불확실성에 대한 정보 또한 획득 가능하다는 것을 인지할 수 있다. Table 2에서 MH 알고리즘에 의해 추정된 매개변수의 변동계수를 통하여 GEV 분포의 매개변수 중에서 불확실성이 가장 큰 매개변수는 형상 매개변수이며, 불확실성이 가장 작은 매개변수는 위치 매개변수임을 알 수 있다. 이후 분석은 모두 MH 알고리즘에 의해 추정된 매개변수를 이용하였다.

Fig. 5는 상기 분석과정을 이용하여 획득한 재현기간 10-year, 30-year, 50-year에 대한 HPF 곡선을 보여주고 있다. 지속일수 3-day 및 재현기간 30-year에 대한 폭염사상은 35.4 °C이며, 지속일수 5-day 및 재현기간 10-year에 대한 폭염사상은 33.4 °C로 계산되고 있음을 살펴볼 수 있다. 이는 10년에 한번 정도는 폭염주의보가 5일 연속으로, 30년에 한번 정도는 기상청 폭염경보가 3일 연속으로 발령될 수 있음을 의미한다. 95% 예측 불확실성(Fig. 5의 점선)도 재현기간 30-year를 기준으로 ± 2 °C 내외로서, Tmax quantile의 불확실성은 크지 않은 것으로 분석되었다.

3.3 비정상성 HPF 곡선

지속일수별 Tmax AMS의 비정상성 빈도해석을 위하여 Eq. (4)와 같이 위치 매개변수가 시간에 대해 선형함수인 비정상성 GEV 분포가 구성되었다.

비정상성 GEV 분포의 매개변수는 MH 알고리즘을 이용

Fig. 4. Parameter Estimation of Stationary and Non-Stationary GEV Distribution for Persistence 2-Day Annual Maximum Series

하여 추정되었으며, Fig. 4에 MH 알고리즘에 의한 매개변수의 사후분포를 도시하였다(파란색 실선). 규모 매개변수와 형상 매개변수를 기준으로 보면, 비정상성 GEV 분포의 불확실성과 정상성 GEV 분포의 불확실성이 대체로 비슷한 수준이나, 위치 매개변수를 기준으로 보면, 비정상성 GEV 분포의 불확실성이 정상성 GEV 분포보다 크게 형성되어 있음을 살펴볼 수 있다. 이는 비정상성 빈도해석의 불확실성이 정상성 빈도해석의 불확실성보다 크게 될 가능성이 크다는 사실을 의미한다.

Fig. 5. Heat Wave - Persistence Day - Frequency Curves Using Stationary GEV Distribution

비정상성 GEV 분포의 음의 우도함수는 지속일수 1-day부터 5-day에 대한 Tmax AMS 별로 각각 83.5548, 88.4602, 86.0746, 86.9091, 88.4502로 계산되었다. Table 2의 정상성

분포의 음의 우도함수와 비교해볼 때, 시계열 자료의 적합도 측면에서는 비정상성 GEV 분포가 정상성 GEV 분포보다 더 우수한 것으로 판명되었다.

Fig. 6은 재현기간 10-year과 30-year에 대한 HPF 곡선을 보여주고 있다. Fig. 6에서 ‘s’는 Fig. 5에 도시한 정상성 GEV 분포의 앙상블 평균 결과이며, ‘1973’과 ‘2019’는 각각 1973년과 2019년을 기준으로 계산된 Tmax quantile의 앙상블 평균이다. 전술한 바와 같이, 비정상성 빈도해석은 기준 연도에 따라 quantile이 달라진다. 같은 비초과확률에 대응하는 quantile이 1973년과 2019년이 다르다는 것은 비정상성 빈도해석을 수행하는 것이 바람직하다는 것을 의미한다. 대응하는 정상성 빈도해석의 quantile이 비정상성 빈도해석의 1973년 quantile과 2019년 quantile의 중간 정도의 값을 가진다는 사실도 비정상성 빈도해석을 수행하는 것의 타당성을 보여주는 사례이다. 기온상승의 경향성을 반영하여 1973년의 HPF 곡선보다는 2019년의 HPF 곡선이 더 위에 있게 계산되며, 정상성 조건에서의 HPF 곡선이 그 사이에 있음을 살펴볼 수 있다. 이는 최근의 기온상승 경향성을 고려한다면, 정상성 조건으로 추정된 HPF 곡선은 현재의 폭염사상을 과소추정하고 있음을 의미한다. 2019년의 HPF 곡선과 정상성 HPF 곡선의 차이는 전반적으로 0.5 °C 정도의 차이를 보이고 있으며, 지속일수 3-day에서 두 곡선 사이의 차이가 상대적으로 더 크다는 것을 제외하면 지속일수나 재현기간에 따른 두 곡선 사이의 관계는 찾아보기 어려웠다. 95% 예측 불확실성(Fig. 6의 점선)도 재현기간 30-year를

Table 2. Result of Parameter Estimation of Stationary GEV Distribution

Persistence day	Parameter	PWM	MH
1-day	α	1.4335	1.4805 (10.27%)
	β	0.1552	0.1452 (52.36%)
	x_o	32.8169	32.8208 (0.71%)
	$nllh$	86.0034	86.1502
2-day	α	1.5780	1.6982 (13.45%)
	β	0.1976	0.2263 (35.74%)
	x_o	31.8750	31.8980 (0.84%)
	$nllh$	90.2680	90.3333
3-day	α	1.4667	1.5186 (10.22%)
	β	0.1563	0.1561 (21.83%)
	x_o	31.4119	31.3901 (0.73%)
	$nllh$	87.9076	87.9570
4-day	α	1.6813	1.7816 (9.09%)
	β	0.3784	0.4394 (15.53%)
	x_o	30.9308	31.0327 (0.90%)
	$nllh$	88.7625	88.5992
5-day	α	1.7318	1.8493 (11.49%)
	β	0.3916	0.4021 (18.83%)
	x_o	30.6206	30.6626 (1.00%)
	$nllh$	90.1035	90.2840

(a) 10-year

(b) 30-year

Fig. 6. Heat Wave - Persistence Day - Frequency Curves Using Non-Stationary GEV Distribution

기준으로 ± 2 °C 내외로서, Tmax quantile의 불확실성은 크지 않은 것으로 분석되었다. 단, 지속일수 3-day에서의 불확실성이 다른 지속일수에서의 불확실성보다 상대적으로 더 크게 형성되고 있음을 발견할 수 있다.

4. 토 론

빈도해석의 최종목적은 Tmax quantile의 추정이지만, quantile 뿐만 아니라 quantile의 추정에 필요한 확률분포형의 매개변수는 제한된 표본으로부터 추정되었기 때문에 불확실성이 있을 수밖에 없다. 따라서 적용된 확률분포형의

매개변수 및 빈도해석의 결과물로서 도출된 quantile의 불확실성을 살펴보는 것은 모형의 적용성 여부를 판별하는데 중요한 정보를 준다. 본 연구에서는 아래와 같은 정량화 인자를 정의하여 정상성 모형과 비정상성 모형의 불확실성을 정량화하고자 하였다.

$$m\text{-factor} = \frac{\text{Width of 95PPU for paramter}}{\text{estimated parameter value}} \quad (8)$$

$$h\text{-factor} = \frac{\text{Width of 95PPU for quantile estimate}}{\text{quantile estimate}} \quad (9)$$

여기서 95PPU는 대응변수의 95% 예측 불확실성을 의미한다(Abbaspour et al., 2007).

정상성 모형과 비정상 모형 모두 매개변수의 사후분포에서 6,000개의 매개변수를 추출하여 다양한 비초과확률에 대응하는 6,000개의 quantile estimate 앙상블을 모의 발생한 후, Eqs. (8)과 (9)를 이용하여 매개변수에 대한 불확실성과 Tmax quantile에 대한 불확실성을 정량화하였다(Table 3). Eq. (8)의 m-factor를 중심으로 매개변수의 불확실성을 먼저 탐색하였다. 지속일수 3-day에 대한 비정상성 GEV 분포의 형상 매개변수를 제외하면, 규모 매개변수와 형상 매개변수는 정상성 모형과 비정상성 모형 사이에서 m-factor가 서로 유사함을 확인할 수 있다. 위치 매개변수의 경우에는 비정상성 모형의 m-factor가 지속일수에 상관없이 일관적으로 크게 형성되어 있으나, m-factor 자체의 값이 다른 매개변수에 비하여 상대적으로 작아서 위치 매개변수의 불확실성이 Tmax

quantile의 불확실성에 미치는 영향을 많지 않을 것임을 짐작할 수 있다. 즉, 매개변수의 불확실성 측면에서 볼 때, 정상성 GEV 분포와 비정상성 GEV 분포의 성능 차이는 거의 없다고 보는 것이 무방할 것이다.

비정상성 모형의 경우 재현기간 30-year에 대응하는 Tmax quantile의 h-factor는 기준 연도를 1973년과 2019년, 두 가지로 나누어 계산됐다. 1973년 기준의 quantile과 2019년 기준의 quantile의 h-factor는 거의 유사한 수준임을 살펴볼 수 있다. 또한 정상성 GEV 분포로부터 추정된 quantile의 h-factor와도 큰 차이를 발견할 수 없었다. 따라서 quantile의 불확실성 측면에서 볼 때도 정상성 GEV 분포와 비정상성 GEV 분포의 성능 차이는 거의 없다고 말할 수 있을 것이다.

마지막으로 살펴볼 사항은 빈도해석 모형의 경향성을 나타내는 매개변수인 x_{om} 에 관한 것이다. Fig. 7은 지속일수에 대한 x_{om} 의 앙상블 평균과 95% 예측 불확실성을 보여주고

Table 3. Uncertainty of Stationary and Non-Stationary Frequency Analysis

Persistence day	Factor	Parameter	Stationary	Non-stationary
1-day	m-factor	α	0.3949	0.3614
		β	1.9616	0.7968
		x_o or x_{oc}	0.0277	0.0422
		x_{om}		1.6279
	h-factor	30-year	0.0601	0.0590 (at 1973) 0.0484 (at 2019)
2-day	m-factor	α	0.5498	0.4162
		β	1.4075	0.9254
		x_o or x_{oc}	0.0333	0.0501
		x_{om}		1.9532
	h-factor	30-year	0.0611	0.0581 (at 1973) 0.0612 (at 2019)
3-day	m-factor	α	0.3998	0.4873
		β	0.8381	2.4298
		x_o or x_{oc}	0.0285	0.0623
		x_{om}		1.4903
	h-factor	30-year	0.0579	0.0777 (at 1973) 0.0814 (at 2019)
4-day	m-factor	α	0.3486	0.4297
		β	0.6024	0.6865
		x_o or x_{oc}	0.0353	0.0594
		x_{om}		3.0667
	h-factor	30-year	0.0299	0.0408 (at 1973) 0.0599 (at 2019)
5-day	m-factor	α	0.4486	0.3998
		β	0.7859	0.6379
		x_o or x_{oc}	0.0400	0.0557
		x_{om}		2.0952
	h-factor	30-year	0.0445	0.0449 (at 1973) 0.0500 (at 2019)

있다. 전체적으로 보면, 지속일수가 증가할수록 x_{om} 의 추정치가 작아지는 경향성을 읽어낼 수 있으나, 지속일수 3-day에서의 x_{om} 추정치의 큰 값과 95% 예측 불확실성의 측면에서 보면 지속일수에 대한 x_{om} 의 변화는 일정한 패턴을 찾을 수 없다고 말하는 것이 타당하다. 그러나 지속일수에 대한 x_{om} 의 비 일관성 있는 패턴은 quantile의 추정에 모순점을 일으키는 원인으로 작용한다. Fig. 6(b)에서 2019년 기준의 HPF 곡선의 지속일수 2-day와 3-day에 대한 quantile이 거의 같은 값을 갖고 있음을 살펴볼 수 있다. 지속일수가 증가할수록 quantile은 감소하는 것이 타당하지만, 지속일수 3-day의 x_{om} 이 지속일수 2-day의 x_{om} 보다 크기 때문에 기준년도가 진행될수록 비합리적인 결과를 도출할 가능성이 있다. 비정상성 빈도해석 시에 발생할 수 있는 이러한 부분의 연구가 추후 필요할 것으로 판단된다.

Fig. 7. Ensemble Average and 95 Percent Prediction Uncertainty of x_{om}

5. 결 론

극한강우를 위한 IDF 해석에 착안하여 본 연구에서는 폭염을 특성화하기 위해 부산 지역의 다양한 지속일수 동안의 연 최대 일 최대온도 시계열을 모형화하기 위한 HPF 해석이 제시되었다. 5% 유의수준으로 관측 일 최고기온 자료의 경향성을 분석하였으며, 5일 이하의 짧은 지속일수의 폭염은 증가하는 추세를 나타내고, 그 이상의 긴 지속일수의 폭염은 특별한 경향성이 보이지 않음을 찾아낼 수 있었다. 이에 따라 비정상성 빈도해석에 기초한 HPF 곡선이 개발되었다.

시계열 자료의 적합도 측면에서는 비정상성 GEV 분포가 정상성 GEV 분포보다 더 우수한 성능을 보이고 있었으나, 확률분포형의 매개변수의 불확실성 측면에서는 비정상성 빈도해석의 불확실성이 정상성 빈도해석의 불확실성보다 크게 될 가능성이 있음을 발견할 수 있었다. 다만, 빈도해석의 최종목적인 일 최고기온의 quantile의 추정에 미치는 매개변수의 불확실성의 영향을 살펴본 결과, 정상성 빈도해석과 비정상성 빈도해석의 불확실성 차이는 유의하지 않음을

살펴볼 수 있었다. 따라서 시계열의 경향성을 설명할 수 있는 비정상성 HPF 곡선이 보다 현실을 잘 반영한 극한 일 최고기온을 추정할 수 있는 것으로 판단되었다.

HPF 곡선의 해석 결과는 부산 지역의 경우 10년에 한번 정도는 폭염주의보가 5일 연속으로, 30년에 한번 정도는 폭염경보가 3일 연속으로 발령될 수 있음을 알려주었으며, 95% 예측 불확실성은 재현기간 30-year를 기준으로 ± 2 °C 내외인 것으로 파악되었다. 다만, 기온이 점점 상승하는 경향성으로 볼 때 다가올 미래에는 폭염주의보 및 폭염경보가 더 자주 더 긴 지속일수에 대해 발령될 가능성이 크므로, 현재 대비 미래의 변화를 객관적인 수치로 비교할 수 있는 HPF 곡선은 공중보건, 공공안전 및 에너지 관리 분야와 같은 기후변화 적응관리 분야의 기후변화 적응정책 수립에 과학적인 지표 자료를 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

이 논문은 2020학년도 부경대학교 연구년 교수 지원사업에 의하여 연구되었음.

References

- Abbaspour, K.C., Yang, J., Maximov, I., Siber, R., Bogner, K., Mieleitner, J., et al. (2007). Modelling hydrology and water quality in the pre-Alpine/Alpine thur watershed using SWAT. *Journal of Hydrology*, Vol. 333, No. 2-4, pp. 413-430.
- Cho, S.J., Jun, H.D., Park, M.J., and Kim, S.D. (2011). Record breaking occurrence frequency of air temperature and precipitation. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 11, No. 5, pp. 345-352.
- Cunnane, C. (1989). *Statistical distributions for flood frequency analysis*. WMO-No. 718. Geneva, Switzerland: World Meteorological Organization.
- Dueñas, C., Fernández, M., Cañete, S., Carretero, J., and Liger, E. (2002). Assessment of ozone variations and meteorological effects in an urban area in the Mediterranean coast. *Science of the Total Environment*, Vol. 299, No. 1-3, pp. 97-113.
- Groupe de Recherche En Hydrologie Statistique (GREHYS). (1996). Presentation and review of some methods for regional flood frequency analysis. *Journal of Hydrology*, Vol. 186, No. 1-4, pp. 63-84.
- Huth, R., Kysely, J., and Pokorná, L. (2000). A GCM simulation of heatwaves, dry spells, and their relationships to circulation. *Climate Change*, Vol. 46, No. 1, pp. 29-60.

- Katz, R., Parlange, M., and Naveau, P. (2002). Statistics of extremes in hydrology. *Advances in Water Resources*, Vol. 25, No. 8-12, pp. 1287-1304.
- Kendall, M. (1975). *Rank correlation methods* (4th ed.). London, UK: Charles Griffin.
- Khaliq, M.N., St-Hilaire, A., Ouadra, T.B.M.J., and Bobée, B. (2005). Frequency analysis and temporal pattern of occurrences of southern Quebec heatwave. *International Journal of Climatology*, Vol. 25, No. 4, pp. 485-504.
- Kharin, V.V., and Zwiers, F.W. (2000). Changes in the extremes in an ensemble of transient climate simulations with a coupled atmosphere-ocean GCM. *Journal of Climate*, Vol. 13, No. 21, pp. 3760-3788.
- Kim, R., Won, J., Lee, J., Choi, J., and Kim, S. (2019). Trend of heat wave events in South Korea using daily minimum air temperature. *Journal of Wetlands Research*, Vol. 21, No. 4, pp. 344-353.
- Lang, M., Ouadra, T.B.M.J., and Bobée, B. (1999). Towards operational guidelines for over-threshold modeling. *Journal of Hydrology*, Vol. 225, No. 3-4, pp. 103-117.
- Madsen, H., Rasmussen, P.F., and Rosbjerg, D. (1997). Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events: 1. At-site modeling. *Water Resources Research*, Vol. 33, No. 4, pp. 747-757.
- Madsen, H., Pearson, C.P., and Rosbjerg, D. (1997). Comparison of annual maximum series and partial duration series methods for modeling extreme hydrologic events: 2. Regional modeling. *Water Resources Research*, Vol. 33 No. 4, pp. 759-769.
- Mann, H.B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica*, Vol. 13, No. 3, pp. 245-259.
- Mazdiyasni, O., Sadegh, M., Chiang, F., and AghaKouchak, A. (2019). Heat wave intensity duration frequency curve: a multivariate approach for hazard and attribution analysis. *Scientific Reports*, Vol. 9, 14117. doi:10.1038/s41598-019-50643-w
- Ouarda, T.B.M.J., and Charron, C. (2018). Nonstationary temperature-duration-frequency curves. *Scientific Reports*, Vol. 8, 15493. doi:10.1038/s41598-018-33974-y
- Rainham, D.G.C., and Smoyer-Tomic, K. (2003). The role of air pollution in the relationship between a heat stress index and human mortality in Toronto. *Environmental Research*, Vol. 93, No. 1, pp. 9-19.
- Sim, H.J., Ahn, M., and Kim, S. (2014). Feasibility assessment of RCP 8.5 in extreme air temperature. *J. Korean Soc. Hazard Mitig.*, Vol. 14, No. 3, pp. 351-359.
- Subak, S., Palutikof, J.P., Agnew, M.D., Watson, S.J., Bentham, C.G., Cannell, M.G.R., et al. (2000). The impact of anomalous weather of 1995 on the U.K. economy. *Climatic Change*, Vol. 44, No. 1-2, pp. 1-26.
- Vidal, J. (2003). Global warming may be speeding up, fears scientist (August 12, 2013). *The Guardian*, Retrieved from <https://www.theguardian.com/environment/2003/aug/06/weather.climatechange>
- Viessman, W., Knapp, J., Lewis, G., and Harbaugh, T. (1977). *Introduction to hydrology* (2nd ed.). New York, NY, USA: Harper and Row.

Received	November 10, 2020
Revised	November 11, 2020
Accepted	November 23, 2020