



Assessment of hydrological drought risk in the southern region in 2022: based on bivariate regional drought frequency analysis

Kim, Yun-Sung^a · Jung, Min-Kyu^b · Kim, Tae-Woong^c · Jeong, Seung-Myeong^d · Kwon, Hyun-Han^{e*}

^aMaster Student, Department of Civil & Environmental Engineering, Sejong University, Seoul, Korea

^bPh.D Course, Department of Civil & Environmental Engineering, Sejong University, Seoul, Korea

^cProfessor, Department of Civil & Environmental Engineering, Hanyang University, Ansan, Korea

^dSenior Researcher, Autonomous IoT Research Center, Korea Electronics Technology Institute (KETI), Seongnam, Korea

^eProfessor, Department of Civil & Environmental Engineering, Sejong University, Seoul, Korea

Paper number: 22-112

Received: 13 November 2022; Revised: 8 January 2023; Accepted: 27 January 2023

Abstract

This study explored the 2022 drought over the Nakdong River watershed. Here, we developed a bivariate regional frequency analysis method to evaluate the risk of hydrological drought. Currently, natural streamflow data are generally limited to accurately estimating the drought frequency. Under this circumstance, the existing at site frequency analysis can be problematic in estimating the drought risk. On the other hand, a regional frequency analysis could provide a more reliable estimation of the joint return periods of drought variables by pooling available streamflow data over the entire watershed. More specifically, the Copula-based regional frequency analysis model was proposed to effectively take into account the tail dependencies between drought variables. The results confirmed that the regional frequency analysis model showed better performance in model fit by comparing the goodness-of-fit measures with the at-site frequency analysis model. We find that the estimated joint return period of the 2022 drought in the Nakdong River basin is about eight years. In the case of the Nam river Dam, the joint return period was approximately 20 years, which can be regarded as a relatively severe drought over the last three decades.

Keywords: Hydrological drought, Copula, Bivariate regional drought frequency analysis

2022년 남부지역 수문학적 가뭄위험도 평가: 수문학적 이변량 가뭄 지역빈도해석 중심으로

김윤성^a · 정민규^b · 김태웅^c · 정승명^d · 권현한^{e*}

^a세종대학교 건설환경공학과 석사과정, ^b세종대학교 건설환경공학과 박사과정, ^c한양대학교(ERICA) 건설환경공학과 교수,

^d한국전자기술연구원(KETI) 자율지능 IoT 연구센터 선임연구원, ^e세종대학교 건설환경공학과 교수

요 지

본 연구에서는 수문학적 가뭄의 위험도 평가를 위해 이변량 지역빈도해석 방법을 적용하여 2022년 가뭄 빈도를 평가하였다. 현재 우리나라의 수문학 분야에서 사용 가능한 자료의 대부분이 자료연수가 부족하여 기존의 지점빈도해석 수행 시 도출되는 결과의 신뢰도에는 한계가 있다. 본 연구에서는 유입량 자료를 대상으로 지역빈도분석을 수행하였으며, 최종적으로는 가뭄사상의 결합재현기간을 도출하여 가뭄위험도 평가를 위한 각 담별 빈도분석을 수행하였다. 본 연구에서 제안되는 Copula 기반 지역빈도해석 모형은 가뭄변량 간의 상관성 및 극치 특성을 효과적으로 반영하는 것을 확인할 수 있었으며, 지역빈도해석모형과 지점빈도해석모형의 적합성 검정 결과의 비교를 통해 지역빈도해석 모형의 장점을 확인할 수 있었다. 결과적으로 2022년에 발생한 낙동강 유역의 수문학적 가뭄사상은 결합재현기간이 8년을 상회하는 것으로 나타났으며 남강댐의 경우 결합재현기간이 20년으로 평가되어 낙동강 유역에서 상대적으로 심한 가뭄이 발생한 것으로 판단된다.

핵심용어: 수문학적 가뭄, 코플라, 이변량 가뭄 지역빈도해석

*Corresponding Author. Tel: +82-2-3408-3726

E-mail: hkwon@sejong.ac.kr (Kwon, Hyun-Han)

1. 서론

가뭄은 온도, 습도, 일조량, 운량, 토양수분 등 기상·수문학적 인자, 사회·경제적인 인자가 복합적으로 작용하여 발생하며 가뭄으로 인한 피해의 영향은 장기적, 전국적으로 나타난다. 이에 대한 파급효과 또한 사회, 경제, 환경 등 복합적인 양상으로 발생하여 정량적인 파악에 어려움이 있다. 위와 같은 이유로, 가뭄은 관심 분야, 지역, 시기, 인자 등의 기준에 의해 상이하게 정의된다.

Wilhite and Glantz (1985)는 기후와 지역 특성을 기반으로 가뭄을 기상학적, 농업적, 수문학적, 사회경제적 가뭄으로 구분하였다. 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)에서는 강수량이 지속적이고 연속적으로 부족한 현상으로 가뭄을 정의하였으며, McGuire and Palmer (1957)는 강수량 기준값을 제시하여 평수기의 기준값 이하의 강수량을 기록하는 시기를 기상학적 가뭄으로 정의하였다. Palmer (1965)는 관측된 월 강수량, 기온, 토양유효용량 및 증발산량 사이의 관계를 가뭄 심도와 연계하는 파머가뭄지수(Palmer Drought Severity Index, PDSI)를 제시하여 수문학적 가뭄의 평가를 수행하였다.

Shafer and Dezman (1982)는 표면유출인자(강수량, 유출량, 저수량, 적설량) 자료를 이용하여 SWSI 지표를 제시하여 수문학적 가뭄에 대한 정량적인 평가를 수행하였으며, Byun (2009)은 가뭄과 물부족을 구분하여 자연적인 강수 부족량을 기반으로 기상학적 가뭄을 정의하였으며 농업적, 수문학적, 사회경제적 가뭄을 물의 남용 및 물수요의 증가로 구분하여, 새로운 가뭄 평가 기법을 제시하였다.

우리나라의 기상청(Korean Meteorological Administration, KMA)은 Wilhite and Glantz (1985)가 정의한 가뭄 이론을 기반으로 '어느 지역에서 일정 기간 이상 평균 이하의 강수로 인해 강수량이 부족이 장기화되는 현상'으로 기상학적 가뭄을 정의하였으며, 댐이나 저수지, 하천 등의 수량 부족 등 전반적인 수자원 공급의 부족을 수문학적 가뭄이라고 정의하여 우리나라의 지형조건과 물공급 특성에 맞게 SWSI를 보완한 수정지표 수공급지수(Modified Surface Water Supply Index, MSWSI)를 활용하여 수문학적 가뭄의 정량적 평가를 수행하고 있다.

일반적으로 수문학적 가뭄은 기상학적 가뭄으로부터 전이되는 가뭄전이 현상에 의해 발생되며(Changnon, 1987; Eltahir and Yeh, 1999) 수개월에 걸쳐 진행되는 특성이 있다. 가뭄의 발생은 댐과 저수지의 유입량 및 저수량에 심각한 영향을 미치며 정상적인 기후로 회복된 뒤에도 장기간에 걸쳐 가뭄의 영향이 지속된다. 댐은 생공용수공급, 수력발전과 하천의 기

능유지(수질, 수생태 관리 등)를 위한 하천유지유량 방류 등 하천관리에 있어 매우 중요한 역할을 하며, 강수량의 부족으로 인해 댐의 유입량 및 용수가 부족해질 경우 용수공급 및 하천 하류에서 수질 및 수생태 문제가 발생될 수 있다(Kim *et al.*, 2016).

2022년 우리나라 봄철의 강수량은 154.9 mm를 기록하여 평년(222.1~268.4 mm)에 크게 못 미치는 것으로 관측되었으며, 전국 다목적댐의 평균 저수율은 42.5%를 기록하여 전년 대비 약 12% 낮은 수치를 나타내었다. 기후변화로 인한 수문학적 가뭄의 모니터링과 대응을 위해서는 가뭄의 정량적인 평가를 위한 연구가 선행되어야 하며 국내외에서 신뢰도 높은 가뭄위험도 평가를 위한 연구가 다양하게 진행되었다. Ryu *et al.* (2002)는 TANK모형을 기반으로 SWSI 지수를 산정하여 PDSI 및 SPI와 비교하여 가뭄을 정량적으로 분석하였다. Zhang *et al.* (2013)은 중국의 동강 유역을 대상으로 Copula 함수를 이용한 이변량 가뭄지점빈도해석을 수행하였으며, Wong *et al.* (2013)은 유럽을 대상으로 기상학적 가뭄과 수문학적 가뭄의 특성인자 간(지속시간, 심도)의 의존성을 연구하였다. Lee *et al.* (2021)는 SPEI, SDI, WBDI 지수를 산정한 뒤, 이변량 지점빈도해석 방법을 사용하여 수문학적 가뭄평가를 실시하였다.

빈도해석을 통해 도출되는 재현기간은 수문학 분야에서 물수급체계 조사, 수공구조물의 설계기준 및 수자원 관리계획 수립 등 수자원 계획을 수립하기 위한 설계인자로 활용된다(Kwak *et al.*, 2012). 일반적으로 활용되는 지점빈도해석(at site frequency analysis) 기법은 대상 자료의 관측기간이 충분히 확보되지 못하면 산정되는 확률수문량의 신뢰도가 떨어지는 문제점이 발생할 가능성이 높다(Kwon *et al.*, 2013). 이에 대한 해결방안으로 지역빈도해석(regional frequency analysis) 방법이 제안되어 국내외로 다수의 연구가 진행되고 있으며(Hosking and Wallis, 2005) 관측 연수가 짧고 미계측 유역과 같이 결측 자료가 다수 존재하는 수문학 분야에서 활용성이 높게 평가되고 있다. 지역빈도해석 방법은 대상 유역 내의 자료를 사용하는 방법으로 지역의 구분 및 대상자료의 동질성 검증 수행이 선행되어야 한다. 본 연구에서는 낙동강 유역 내의 다목적댐의 유입량 자료를 대상자료로 활용하여 지역의 구분을 고려하지 않았다. 지역빈도해석 방법에서 지역 동질성(regional homogeneity) 검증은 가뭄변량의 지역빈도함수를 결정짓는 지점들의 통계적 특성치들의 유사성을 검증하기 위한 방법이다. 본 연구에서는 이질성 척도(heterogeneity measure)를 활용하여 도출된 가뭄 사상의 지역적 동질성 검증을 수행하였다. 이질성 척도는 각 지점의 자료에 대하여 임의성을

가정할 수 있을 만큼 자료의 이산도를 모의 발생시킨 평균과 이산도의 차 및 표준편차의 비로 정의된다(Hosking, 1990). 위와 같이 국내외적으로 지역빈도해석 기법 기반의 수문학적 가뭄의 위험도 평가 연구가 활발하게 수행되고 있지만, 댐 및 저수지의 수문자료를 직접적으로 이용한 수문학적 가뭄 위험도 평가 연구는 상대적으로 미진하다. 따라서, 본 연구에서는 수문학적 가뭄의 위험도 평가를 위하여 이변량 가뭄지역빈도 해석 기법을 기반으로 낙동강 유역 내 다목적댐의 유입량 자료를 이용하여 결합재현기간을 도출하고자 한다. 이에 앞서, 추출된 가뭄사상을 대상으로 수문학적 동질성 검정을 수행하여 낙동강 유역에서의 지역빈도해석의 적용가능성을 검토하였다. 이후 변량 간의 서로 다른 분포 특성을 고려할 수 있는 Copula 함수를 기반으로 가뭄 변량 간의 결합분포 관계를 구축하였다. 구축된 결합분포관계를 기반으로 이변량 지역빈도 해석 기법을 적용하여 수문학적 가뭄사상의 결합재현을 도출하였다. 최종적으로 지점 및 지역빈도해석 방법에서 산정된 확률수문량의 비교를 수행하였으며, Fig. 1에 연구의 수행 과정을 도시하였다.

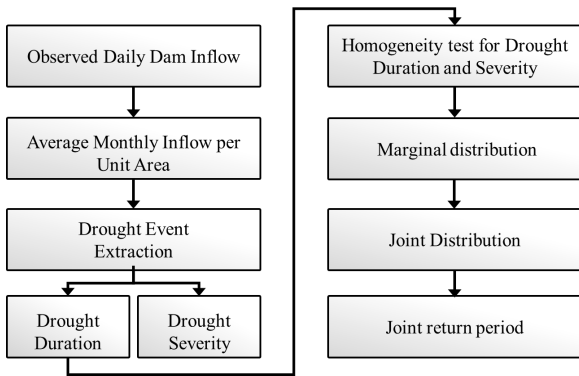


Fig. 1. Flowchart of research

2. 연구방법

2.1 가뭄의 정의

가뭄이란 일정 기간 동안 평균보다 적은 강우로 인해 장기적으로 강우량 부족이 발생하는 현상으로, 가뭄을 다루는 목적에 따라 기상학적(meteorological), 농업적(agricultural), 수문학적(hydrological), 사회경제적(socioeconomic) 가뭄으로 정의될 수 있다. 본 연구에서는 수문학적 가뭄의 빈도해석을 수행하기 위해 월 평균 유입량 자료를 이용하였으며 Yevjevich (1967)에 의해 제안된 연속이론(run theory)으로 가뭄을 정의하여 가뭄의 지속기간과 심도를 산정하였다. 연속이론에서 제안된 가뭄 및 가뭄변량의 정의는 Fig. 2에 도시하였다.

연속이론에서 사상(event)은 수문변수 x_t 가 정의된 값(threshold value) X_0 이하로 떨어진 사건으로 정의된다. 본 연구에서는 가뭄의 특성인자를 추출하기 위해 연속이론을 활용하였으며, 낙동강 유역 다목적댐 10개소의 6개월 누적유입량 자료를 활용하여 정상년 유입량을 기준으로 Anomaly를 산정하였다. Anomaly 시계열이 0 이하로 떨어졌을 때, 가뭄의 시작부터 종료까지 기간을 가뭄 지속기간, 0 이하로 떨어진 양의 총합을 가뭄심도로 정의하여 Eq. (1)와 같이 가뭄의 절단수준을 결정한 뒤 최종적으로 가뭄을 구분하였다.

$$X_t = (R_{(1,i)} + R_{(2,i)} + \dots + R_{(n,i)})/n - \bar{A}_m \quad (1)$$

여기서 n, i 는 Anomaly의 연도와 월을 나타내며, $R_{(n,i)}$ 은 6개월 누적 유입량을 의미한다. \bar{A}_m 은 자료기간에 대한 m 월의 Anomaly 평균이며 X_t 는 가뭄상태를 의미한다.

2.2 대상유역

본 연구의 대상 지점은 K-water에서 관할하는 낙동강 유역

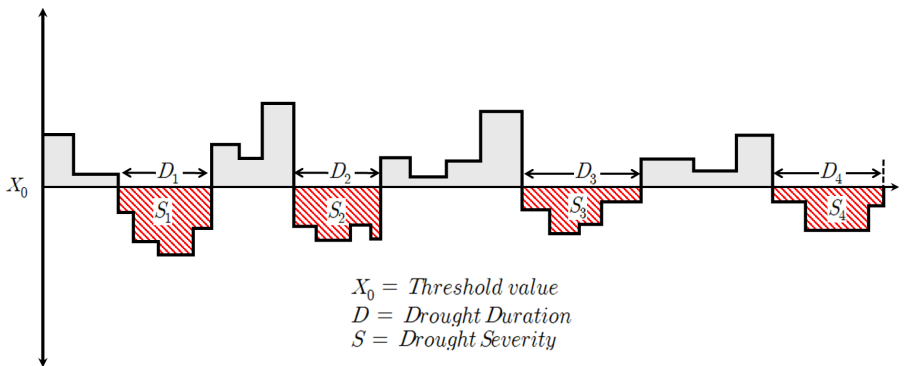


Fig. 2. Definition of drought state using run theory for a given threshold level

Table 1. Characteristics of 10 multi-purpose Dams located in Nakdong-river watershed

Dam name	Observation period	Watershed area (km ²)	Elevation (EL.m)	Volume (10 ³ m ³)
Gunwi	2010.05 ~ 2022.08	87.5	208.4	877.0
Buhang	2012.12 ~ 2022.08	82	201.4	2,189.0
Namriver	2000.01 ~ 2022.08	2285	51.0	1,280.0
Miryang	2001.01 ~ 2022.08	95.4	212.5	3,943.0
Bohyeon	2014.07 ~ 2022.08	32.6	241.0	203.0
Seongdeok	2014.07 ~ 2022.08	41.3	368.5	227.0
Andong	1977.01 ~ 2022.08	1584	166.0	4,015.0
Yeongju	2011.07 ~ 2022.08	500	168.0	1.2
Imha	1992.01 ~ 2022.08	1361	168.0	3,423.0
Hapcheon	1989.01 ~ 2022.08	925	181.0	891.0

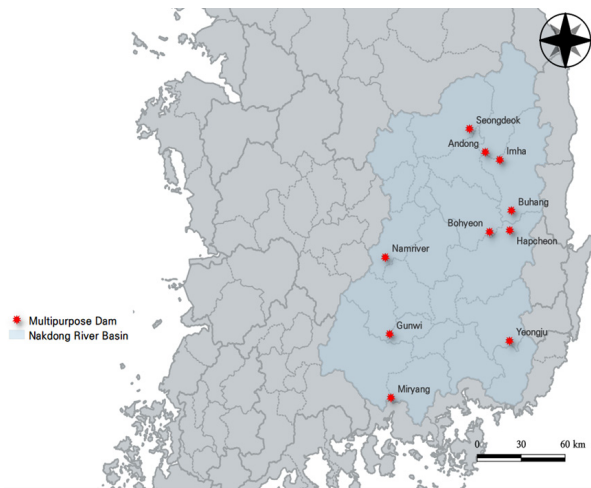


Fig. 3. Multi-purpose Dams location in Nakdong-river watershed

내 10개의 다목적댐으로 군위댐, 김천부항댐, 남강댐, 밀양댐, 보현산댐, 성덕댐, 안동댐, 영주댐, 임하댐, 합천댐의 관측 자료를 이용하여 연구를 수행하였다. 가뭄변량을 대상으로 낙동강 유역의 전반적인 특성을 확인하기 위해 일유입량 자료를 유역면적으로 나누어 단위 면적 당 유입량 자료를 산정하여 6개월 누적 유입량으로 변환하였으며, 연속이론에 따라 가뭄빈도해석 시 필요한 변량을 추출하였다. 사용된 댐별 속성정보를 Table 1에 나타내었으며 Fig. 3는 본 연구에서 활용한 낙동강 유역 내 위치한 10개의 다목적댐의 위치를 도시하였다.

2.3 수문학적 동질성 검증

지역빈도해석은 자료 수가 부족할 경우 도출되는 확률수문량의 신뢰성이 떨어지는 경향이 나타나는 지점빈도해석의 문제점을 해결하기 위한 대안으로서, 대상 지역의 자료를 기반

으로 빈도해석을 수행하는 모형이며 다수의 연구에서 효율성을 확인할 수 있다. 그러나 지역빈도해석은 대상 유역의 지점 자료만을 사용하여 확률수문량을 산정하는 지점빈도해석과는 다르게 대상 유역의 자료를 모두 사용하여 빈도분석을 수행하므로 유역 내 지점들이 수문학적 동질지역(regional homogeneity)이라는 가정이 전제되어야 한다. 지역빈도함수를 결정짓는 지점의 특성치들의 유사성 확보를 위한 수문학적 동질유역 구분은 지역빈도해석 과정에서 중요한 절차이며, 본 연구에서는 낙동강 유역 내의 수문학적 가뭄사상을 대상으로 Hosking and Wallis (1997)가 제안한 이질성 척도(H)지표를 산정하여 수문학적 동질성을 평가하였다. 이질성 척도는 L-모멘트법을 사용하여 유역 내 자료들의 동질성을 평가하는 지표로서 유역 내 모든 지점들의 자료가 동일한 확률분포형을 따른다고 가정하여 관측자료와 모의 발생시킨 L-모멘트 비간의 평균 및 표준편차의 비로 정의한다(Hosking, 1990). L-모멘트법은 확률가중모멘트법(probability weighted moment, PWM)의 선형조합으로 표현되며 모멘트에 가중치를 부여하여 산정된 매개변수의 편의가 최소화되며, 관측자료의 크기에 따라 편의가 다르게 나타나는 일반모멘트 방법에 비해 동질유역의 구분이 유리하다. L-모멘트의 추정량은 Eq. (2)과 같다.

$$l_1 = \hat{\lambda}_1 = a_0 = b_0 \tag{2a}$$

$$l_2 = \hat{\lambda}_2 = a_0 - 2a_1 = 2b_1 - b_0 \tag{2b}$$

$$l_3 = \hat{\lambda}_3 = a_0 - 6a_1 + 6a_2 = 6b_2 - 6b_1 + b_0 \tag{2c}$$

$$l_4 = \hat{\lambda}_4 = a_0 - 12a_1 + 30a_2 - 20a_3 = 20b_3 - 30b_2 + 12b_1 - b_0 \tag{2d}$$

Eq. (2)로 추정된 L-모멘트를 이용하여 L-변동계수(L-coefficient of variation), L-왜곡도 계수(L-skewness), L-첨예도계수(L-kurtosis)를 정의하면 Eq. (3)과 같으며(Hosking and Wallis, 1986) 지역평균 L-모멘트비를 이용하여 산정된 가중분산V는 Eq. (4)과 같다.

$$\tau_2 = \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \quad (L\text{-coefficient of variation, } L-C_v) \quad (3a)$$

$$\tau_3 = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} \quad (L\text{-skewness, } L-C_s) \quad (3b)$$

$$\tau_4 = \frac{\lambda_4}{\lambda_2} \quad (L\text{-kurtosis, } L-C_k) \quad (3c)$$

여기서 τ_2, τ_3, τ_4 는 $(0 < \tau_2 < 1), (-1 < \tau_3 < 1), (\frac{1}{4}(5\tau_3^2 - 1) \leq \tau_4 \leq 1)$ 의 범위를 가진다.

$$V_1 = \frac{\sum_{i=1}^N n_i (t_2^{(i)} - \bar{t}_2)^2}{\sum_{i=1}^N n_i} \quad (4a)$$

$$V_2 = \frac{\sum_{i=1}^N n_i \{(t_2^{(i)} - \bar{t}_2)^2 (t_3^{(i)} - \bar{t}_3)^2\}^{1/2}}{\sum_{i=1}^N n_i} \quad (4b)$$

$$V_3 = \frac{\sum_{i=1}^N n_i \{(t_3^{(i)} - \bar{t}_3)^2 (t_4^{(i)} - \bar{t}_4)^2\}^{1/2}}{\sum_{i=1}^N n_i} \quad (4c)$$

$$H_k = \frac{(V_k - \mu_v)}{\sigma_v}, \quad k = 1, 2, 3 \quad (5)$$

여기서 i 는 지점의 수, n_i 는 i 지점의 자료 개수, $t_2^{(i)}, t_3^{(i)}, t_4^{(i)}$ 는 i 지점 각각의 L-변동계수, L-왜곡도계수, L-첨예도계수이며, $\bar{t}_2, \bar{t}_3, \bar{t}_4$ 는 지역의 L-변동계수, L-왜곡도계수, L-첨예도계수이다. 이질성 척도는 $\bar{t}_2, \bar{t}_3, \bar{t}_4$ 모멘트 값을 가지는 Kappa 분포를 적합시킨 후, 각 지점의 자료 개수와 동일한 수의 자료를 모의발생 시키는 과정을 통해 Eqs. (4) and (5)에 대입하여 산정

된다. 본 연구에서는 충분한 임의성을 가질 수 있도록 500회 이상의 모의 발생을 수행하였다. 지역의 L-모멘트비는 지점의 자료 개수에 따라 가중치를 부여하며 다음 식과 같다.

$$\bar{t} = \frac{\sum_{i=1}^N n_i t^{(i)}}{\sum_{i=1}^N n_i} \quad (6)$$

이질성 척도는 사용된 L-모멘트비에 따라 H_1 (L-변동계수), H_2 (L-왜곡도 계수), H_3 (L-첨예도계수)의 세 가지 형태로 나타낼 수 있으며, $H < 1$ 이면 동질성 지역, $1 \leq H < 2$ 이면 이질성 지역일 가능성이 있으며, $H > 2$ 이면 확실한 이질성 지역으로 분류 가능하다.

2.4 Copula 함수

가뭄 사상은 서로 상관성을 가지는 변량의 복합적인 작용을 기반으로 발생하며 빈도해석 수행 시, 신뢰성 있는 재현기간 평가를 위해서는 이러한 다변량의 특성을 동시에 고려하여야 한다.

Sklar (1959)에 의해 제시된 Copula 함수는 각 변량의 분포 특성이 다르게 나타나는 경우 주변확률분포 선정이 자유롭고 결합확률분포의 추정이 용이하며 자료의 극치값의 분포 관계를 파악하기 적절하다고 알려져 있다. 최근 수문학 분야에서는 Copula 함수를 사용한 다변량 분석을 수행하는 연구가 다수 진행되었으며(Kim et al., 2019) 수문학 분야에서 사용하는 자료의 경우 꼬리(tail)부분이 두꺼운 극치값이 나타나며 형태가 다소 비대칭적인 비정규성 분포의 경향이 강하게 나타난다. 가뭄과 같은 다양한 변량이 복합적으로 발생하는 현상에 대해 빈도해석을 수행할 경우 극치사상(extreme events)의 빈도를 추정하는 것은 중요하며 동시에 확률변수 간의 종속성 구조를 고려할 수 있어야 한다.

Copula 함수를 사용하여 다변량 가뭄빈도해석을 수행할 경우, 각 변량 간의 특성과 극치값을 반영하는데 있어 적절하다고 판단된다. Sklar의 정리를 통해서 확률변수 u, v 에 대해 결합누가분포함수 $F_{u,v}(u,v)$ 의 주변누가분포함수 $F_u(u)$ 와 $F_v(v)$ 가 존재하며 서로 연속일 때, 이를 연결시킬 수 있는 Copula 함수 $C_{u,v}$ 가 존재함을 알 수 있다. Copula 함수는 매개변수적 Copula, 비매개변수적 Copula 함수로 구분 가능하다. 매개변수적 Copula는 Student's t copula, Gaussian과 Archimedean copula인 Gumbel, Frank, Clayton copula 등이 있으며, 비매개변수적 Copula는 Kernel, Empirical copula가 있다. 본 연구에서는 매개변수적 Copula 함수인 Archimedean Copula를 활용하였다. Archimedean Copula는 매개변수 추정이 다소 간단

Table 2. The Archimedean Copula function used in this study

Type of Copula	Joint Probability Distribution Function ($C_{u,v}$)	Parameter (θ)
Clayton	$[\max(u^{-\theta} + v^{-\theta} - 1; 0)]^{1/\theta}$	$\theta \in [-1, \infty) \setminus 0$
Frank	$-\frac{1}{\theta} \log \left[1 + \frac{(\exp(-\theta u) - 1)(\exp(-\theta v) - 1)}{\exp(-\theta) - 1} \right]$	$\theta \in \mathbb{R} \setminus 0$
Gumbel	$\exp(-((-\log(u))^\theta + (-\log(v))^\theta)^{1/\theta})$	$\theta \in [-1, \infty)$

하며 다양한 확률분포형에 적용이 가능한 장점이 있으며 함수식은 Table 2와 같다.

가뭄의 지속기간 및 심도는 가뭄 발생 시 나타나는 특성으로서로 상관성이 높은 것으로 알려지고 있으며 확률분포를 통해 변량의 특성을 정의할 수 있다. Shiau and Shen (2001)은 두 변량간의 결합확률밀도함수를 활용하여 가뭄의 평균 발생 간격을 산정하였다. 이는 Shiau (2006)에 의해 정의된 이변량 가뭄빈도해석 식의 입력 값으로 활용이 가능하며 사용된 함수식의 형태는 Eq. (7)과 같다.

$$T_{DS} = \frac{E(L)}{P(D \geq d, S \geq s)} \tag{7a}$$

$$= \frac{E(L)}{1 - F_D(d) - F_S(s) + C(F_D(d), F_S(s))}$$

$$T'_{DS} = \frac{E(L)}{P(D \geq d \text{ or } S \geq s)} \tag{7b}$$

$$= \frac{E(L)}{1 - C(F_D(d), F_S(s))}$$

특정 지속기간과 심도를 갖는 사상이 발생하는 경우, T_{DS} 는 가뭄의 지속기간 및 심도가 모두 초과할 확률 $P(D \geq d, S \geq s)$ 일 때의 결합재현기간이며 T'_{DS} 는 가뭄의 지속기간과 심도 중 한 변량이 초과할 확률 $P(D \geq d \text{ or } S \geq s)$ 의 재현기간을 의미하며 $E(L)$ 은 가뭄의 평균 발생 간격, $F_D(d)$ 와 $F_S(s)$ 는 가뭄의 지속기간과 심도의 누적분포함수이다.

2.5 가뭄 지역빈도해석

수문학 분야에서 관측자료를 활용한 지점빈도해석 수행시, 관측기간이 짧은 경우 산정되는 확률수문량의 신뢰도가 떨어지는 문제점이 발생할 수 있으며, 지점 내의 충분한 자료의 확보가 필요하다. 이에 대한 대안으로 지역빈도해석 방법을 사용한 연구가 국내외로 다수 진행되었으며, 효율성이 확인되었다. 지역빈도해석은 지점 내의 자료가 부족한 경우나 미계측 지점의 확률수문량을 산정하기 위해 제안된 방법으로서 우리나라의 유입량 자료와 같이 자료연수가 다소 부족한 경우 지역빈도해석이 사용되면 효율적으로 확률수문량의 산

정이 가능하다. 본 연구의 목적은 우리나라 유입량 자료를 이용한 지역빈도해석을 수행하여 가뭄의 특성인자별 적절한 확률분포형을 선정하고 신뢰성 있는 가뭄의 재현기간을 산정하는 것이다. 대상구역의 자료를 사용하기 위하여 수문학적 동질성 검정을 선행하였으며 Copula 함수를 이용하여 지역빈도해석을 수행하였다.

지역빈도해석은 지점빈도해석과 대상자료의 샘플링 과정은 다르지만 통계적 추론 과정은 동일하다. 연속이론으로 정의된 가뭄사상의 발생확률은 확률밀도함수로 정의하며 이를 위해 각 변량의 주변확률분포, 결합확률분포 및 매개변수의 추정 후 검증을 통해 최적의 모형을 선택하였다. 본 연구에서는 이변량 가뭄지역빈도해석을 수행하기 위해 지역 가뭄변량의 표준화 과정을 선행하였으며 각 댐별 가뭄변량의 평균값을 사용하여 표준화를 수행하였다. Eq. (8)은 표준화 과정을 나타낸다.

$$\hat{d}_{i,j} = \frac{d_{i,j}}{\bar{d}_j}, \hat{s}_{i,j} = \frac{s_{i,j}}{\bar{s}_j}, i = 1, \dots, n(j), j = 1, \dots, N \tag{8}$$

여기서 $d_{i,j}$, $s_{i,j}$ 는 j 번째 댐의 i 번째 가뭄변량이며 $n(j)$ 는 j 번째 댐의 가뭄변량의 개수, N 은 댐의 개수, \bar{d}_j 및 \bar{s}_j 는 j 번째 댐의 가뭄변량의 평균, $\hat{d}_{i,j}$, $\hat{s}_{i,j}$ 는 j 번째 댐의 i 번째 표준화를 통해 산출된 가뭄변량의 표준화된 자료를 나타낸다.

3. 결과 및 고찰

3.1 수문학적 동질성 검정 결과

본 연구에서는 낙동강 유역 내 다목적댐들의 유입량 자료를 6개월 누적유입량으로 변환 후 Eq. (1)를 이용하여 가뭄사상의 지속기간과 심도를 추출하였다. 댐 관측자료들의 동질성 여부를 판단하기 위해 댐별 가뭄특성인자들을 대상으로 표본 L-모멘트비를 산정하였으며 그 결과를 Tables 3 and 4에 요약하였다. 산정된 L-모멘트비를 이용하여 Kappa분포에 적합시켜 매개변수 추정을 수행하였다. 추정된 매개변수를 기준으로 Monte Carlo모의를 수행하여 이질성 척도 H1, H2, H3를

산정하였으며 그 결과는 Table 5와 같다. L-첨예도 계수를 고려한 H3, L-왜곡도 계수를 고려한 H2에 비해 표본자료의 특성을 잘 반영한다고 알려진 L-변동계수를 고려한 H1을 기준으로 지역의 이질성 정도를 판단하였다. 가뭄변량을 대상으로 산정된 H1은 음수의 값을 가지므로써 낙동강 유역 내의 10개 다목적댐의 유입량 자료는 Hosking and Wallis (1997)가 제안한 동질성 기준에 부합하는 것으로 나타났으며 동질성 검정 결과를 기반으로 가뭄 지역빈도해석을 수행하였다. 이 밖에도 불일치 척도(discordancy measure, Di)를 기준으로 평가하였으며, 제시된 10개 지점은 동질성을 갖는 것으로 평가되었다.

Table 3. L-moment ratio of the drought duration obtained from multi-purpose Dam data

Variable	Dam name	$L-C_v$	$L-C_s$	$L-C_k$
Duration	Gunwi	0.3462	0.2193	0.0271
	Buhang	0.2926	0.2560	0.1582
	Namriver	0.3508	0.2061	0.1229
	Miryang	0.4573	0.4148	0.2369
	Bohyeon	0.3688	0.1349	0.0444
	Seongdeok	0.3874	0.1744	0.0281
	Andong	0.4004	0.2867	0.1545
	Yeongju	0.5683	0.5663	0.3062
	Imha	0.3635	0.2412	0.2323
	Hapcheon	0.4193	0.2979	0.1451

Table 4. L-moment ratio of the drought severity obtained from multi-purpose Dam data

Variable	Dam name	$L-C_v$	$L-C_s$	$L-C_k$
Severity	Gunwi	0.6098	0.4046	0.0953
	Buhang	0.5535	0.4351	0.2170
	Namriver	0.5201	0.2881	0.0787
	Miryang	0.5936	0.4191	0.1761
	Bohyeon	0.5245	0.1956	-0.0146
	Seongdeok	0.5823	0.3256	0.0173
	Andong	0.5547	0.3190	0.0921
	Yeongju	0.6935	0.5567	0.2111
	Imha	0.5170	0.3402	0.1847
	Hapcheon	0.5888	0.3760	0.1255

Table 5. Heterogeneity measure for drought factor variables

Heterogeneity measure	Duration	Severity
H ₁	-0.45	-1.81
H ₂	-1.70	-1.99
H ₃	-2.137	-2.56

3.2 주변확률분포형 선정 결과

본 연구에서는 도출된 가뭄변량에 대하여 Weibull, Log-logistic, Normal, Generalized Extreme Value (GEV), Generalized Pareto (GPA), Exponential, Logistic 등의 확률분포형을 적용하여 매개변수를 추정한 뒤, 적합도 검정을 수행하였다. 대표적인 적합도 검정 방법에는 Maximum Likelihood Estimation (MLE), Akaike Information Criterion (AIC), Akaike Information Criterion correction (AICc), Bayesian Information Criterion (BIC) 등이 있다. MLE방법은 음의 우도함수(L) 값을 사용하며, 적합한 모형은 가장 큰 우도함수 값을 가지므로 MLE값이 가장 최소가 되는 값을 가진 모형이 자료의 분포와 가장 적합한 모형으로 선택된다. MLE방법은 후보모형의 자유도가 모분포보다 높을 경우 매개변수의 개수가 많은 후보모형이 모분포로 선택되는 경우가 많다. 자료의 개수가 적을 경우 그러한 경향이 강해지며 본 연구에서는 적용하지 않았다. AIC 방법은 우도함수의 값과 모형의 복잡함 정도에 따라 패널티가 반영되며 가장 최소의 정보 손실(information loss)를 갖는 모형이 가장 적합한 모형으로 선택되며 식은 다음과 같다.

$$AIC = -2\ln(L) + 2k \tag{9}$$

여기서 k 는 후보 모형의 매개변수의 개수이다. AIC방법은 MLE방법에 기반하여 적합도 검증을 수행하지만, 모형의 복잡성을 반영하여 패널티를 부여하므로 MLE방법의 단점을 보완하여 모형 선택에 신뢰성을 제공한다. AICc방법은 AIC 방법의 보정된 적합도 검정 방법으로 자료의 개수를 반영하여 적합도 검증을 수행하며 MLE, AIC방법과 마찬가지로 최소의 통계량 값을 가진 모형이 최적의 모형으로 선택된다. BIC 방법은 우도함수와 사전분포를 이용하여 도출된 사후분포를 기반으로 계산된 통계량이다. 앞의 방법들과 유사하지만 AIC 방법에 비해 매개변수의 개수에 더 민감하게 반응하며 식은 다음과 같다.

$$BIC = -2\ln(L) + k\ln(n) \tag{10}$$

여기서 n 은 자료의 개수이다. 본 연구에서는 AIC, AICc, BIC 방법을 사용하였으며 연구에서 사용된 대상자료가 적합도 평가 기준에 따라 선택되는 최적 주변확률분포형이 다르지 않기 때문에 기준이 되는 검정 방법을 따로 정하지 않았으며, 세 가지 방법을 모두 고려하여 가장 적합한 모형을 선정했다. 가뭄변량의 확률분포형에 따른 적합도 검정값을 각각 Tables 6 and 7에 제시하였다.

Table 6. Goodness of fit test result for different marginal distributions (Drought duration)

Variable	Distribution	<i>AIC</i>	<i>AIC_c</i>	<i>BIC</i>
Duration (month)	Log-normal	261.175	261.257	267.183
	Weibull	270.435	270.518	276.443
	Loglogistic	271.285	271.368	277.293
	Generalized extreme value	271.847	272.012	280.859
	Generalized pareto	292.315	292.481	301.327
	Exponential	300.000	300.027	303.004
	Logistic	320.125	320.207	326.133
	Normal	333.238	333.320	339.246
	Extreme value	417.555	417.637	423.563

Table 7. Goodness of fit test result for different marginal distributions (Drought severity)

Variable	Distribution	<i>AIC</i>	<i>AIC_c</i>	<i>BIC</i>
Severity (mm)	Gamma	293.870	293.952	299.878
	Weibull	294.282	294.364	300.290
	Exponential	300.000	300.027	303.004
	Generalized pareto	302.951	303.117	311.963
	Loglogistic	316.817	316.899	322.825
	Generalized extreme value	332.921	333.086	341.932
	Logistic	437.332	437.414	443.340
	Normal	442.543	442.625	448.551
		Extreme value	507.951	508.033

가뭄 지속기간의 경우 Log-normal 분포가 최적의 주변확률 분포형으로 산정되었으며, 가뭄 심도는 Gamma 분포가 가장 적합한 것으로 나타났다. Fig. 4는 가뭄의 변량을 이용하여 이론적인 확률분포로부터 추정된 누적확률밀도함수(cumulative distribution function, CDF)와 경험적인 누적확률밀도함수를 도시한 결과로서 가뭄의 지속기간과 심도 모두 확률분포형을 잘 따르는 것을 그림을 통해 확인할 수 있다.

3.3 결합확률분포 선정

본 연구에서는 매개변수적 Copula 함수인 Archimedean Copula (Clayton, Frank, Gumbel)에 속하는 세 개의 Copula 함수를 이용하여 지역 매개변수를 추정하였으며, 추정된 모형을 대상으로 적합도 검정을 수행하여 최적의 결합확률분포를 제시하였다. Copula 함수는 다변량 자료의 변량 간의 종속적 구조를 분석하고 모형화하는데 유용한 함수이다. Copula 함수의 모수를 추정하는 방법은 변수들의 결합분포의 가정 정도에

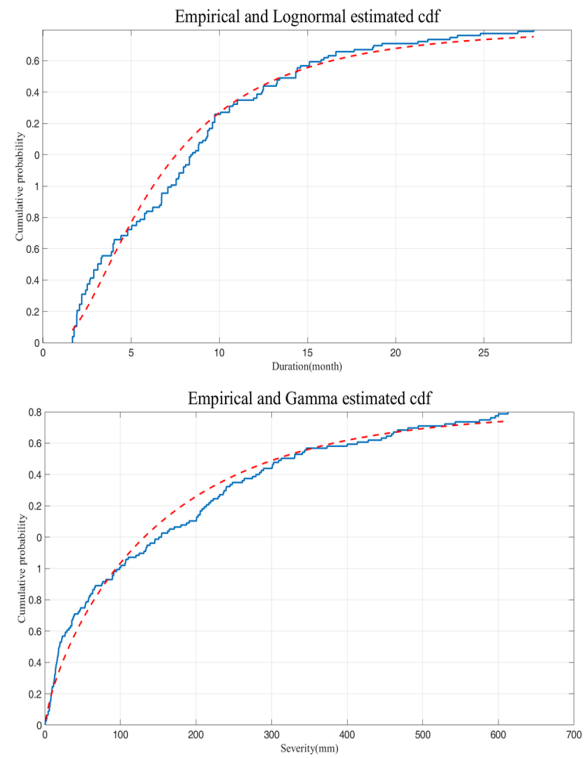


Fig. 4. A comparisons of CDFs between empirical and theoretical CDFs of the drought duration and severity

따라 모수적(parametric) 추정방법, 비모수적(nonparametric) 추정방법으로 분류할 수 있다. 모수적 추정 방법에는 최대우도 함수를 이용하는 MLE 방법, 각 변량의 주변확률분포의 모수와 Copula 함수의 모수를 단계적으로 추정하는 IFM (inference functions for margins) 방법, 주변확률분포의 순위를 기반으로 재구성된 자료를 이용하여 최우도법으로 코플라 함수의 모수를 추정하는 유사우도방법(maximum pseudo likelihood) 등이 존재하며 IFM방법은 2단계 추정방법으로 분류되기도 한다. 비모수적 추정방법에는 각 변량의 주변확률분포를 경험적 분포함수로 추정한 후 Copula 함수의 모수를 추정하는 CML(canonical maximum likelihood)방법이 있다.

본 연구에서는 비모수적 척도인 스피어만상관계수(Spearman's rank correlation coefficient, ρ)를 사용하여 Copula 함수의 모수를 추정하였으며 이와 같은 방법을 사용했을 경우, 확률변수 간의 종속성 구조를 유실하지 않으며 확률변수 사이의 관계식을 효율적으로 구성할 수 있는 장점이 있다. 추정된 개별 매개변수(θ_D)와 지역 매개변수(θ_R)를 Table 8에 도시하였다.

세 가지 적합도 평가 기준을 토대로 추정된 매개변수에 대한 각 Copula 모형의 적합도 평가 결과를 Tables 9~11에 도시하였다. Gumbel Copula 모형의 지역 매개변수(θ_R)의 검정값은

Table 8. Estimated copula parameters for region and each dam (θ_R, θ_D)

Copula model		Gumbel	Frank	Clayton
Region parameter (θ_R)		4.190	13.924	6.477
Each Dam (θ_D)	Gunwi	3.803	12.508	5.686
	Buhang	3.475	11.295	5.014
	Namriver	3.470	11.277	5.003
	Miryang	5.261	17.799	8.660
	Bohyeon	2.399	7.188	2.812
	Seongdeok	10.278	35.479	18.705
	Andong	4.385	14.632	6.874
	Yeongju	7.137	24.486	12.455
	Imha	2.727	8.474	3.483
Hapcheon	4.868	16.384	7.861	

Table 9. Goodness of fit test result of region and each dam for the Gumbel Copula model ($\theta_R, \theta_S, \theta_D$)

Copula model		Gumbel		
Information Criterion		AIC	BIC	AICc
Region (θ_R)		-274.745	-271.742	-274.718
At site (θ_S)		-263.869	-258.574	-258.782
Each Dam (θ_D)	Gunwi	-19.391	-18.993	-18.946
	Buhang	-13.301	-13.104	-12.730
	Namriver	-26.064	-25.174	-25.814
	Miryang	-33.163	-32.390	-32.877
	Bohyeon	-6.343	-6.551	-5.343
	Seongdeok	-6.083	-6.292	-5.083
	Andong	-70.398	-68.872	-70.273
	Yeongju	-14.493	-14.701	-13.493
	Imha	-29.744	-28.700	-29.534
Hapcheon	-44.888	-43.797	-44.688	

-271.742~-274.745으로 -260.178~-263.182인 Frank 모형 및 -144.928~-147.932으로 나타난 Clayton 모형보다 적합한 것으로 평가됐다. 댐별 Copula 매개변수와와의 비교를 위해 각 댐별 적합도 검정을 수행하여 지점 매개변수의 합(θ_S)을 구하였으며 Clayton Copula 모형을 제외한 Gumbel, Frank Copula 모형의 지역 매개변수 적합도 검정값이 댐별 매개변수 검정값보다 작은 것을 확인할 수 있었다. 적합도 값이 작을수록 모형의 안정성과 정확도가 높은 것을 의미하기 때문에 지역빈도해석이 지점빈도해석보다 성능이 좋은 것을 확인할 수 있었으며 결과적으로는 Gumbel Copula 모형을 최적의 Copula 모형으로 선택하여 이변량 가뭄지역빈도해석을 수행하였다.

Table 10. Goodness of fit test result of region and each dam for the Frank Copula model ($\theta_R, \theta_S, \theta_D$)

Copula model		Frank		
Information Criterion		AIC	BIC	AICc
Region (θ_R)		-263.182	-260.178	-263.155
At site (θ_S)		-249.095	-243.799	-244.008
Each Dam (θ_D)	Gunwi	-19.437	-19.039	-18.993
	Buhang	-10.349	-10.151	-9.777
	Namriver	-25.341	-24.451	-25.091
	Miryang	-35.197	-34.424	-34.911
	Bohyeon	-6.194	-6.402	-5.194
	Seongdeok	-8.041	-8.249	-7.041
	Andong	-64.612	-63.086	-64.487
	Yeongju	-11.317	-11.525	-10.317
	Imha	-28.055	-27.011	-27.845
Hapcheon	-40.552	-39.461	-40.352	

Table 11. Goodness of fit test result of region and each dam for the Clayton Copula model ($\theta_R, \theta_S, \theta_D$)

Copula model		Clayton		
Information Criterion		AIC	BIC	AICc
Region (θ_R)		-147.932	-144.928	-147.905
At site (θ_S)		-184.312	-179.017	-179.225
Each Dam (θ_D)	Gunwi	-18.156	-17.759	-17.712
	Buhang	5.741	5.939	6.313
	Namriver	-29.547	-28.657	-29.297
	Miryang	-36.516	-35.744	-36.230
	Bohyeon	-6.119	-6.327	-5.119
	Seongdeok	3.070	2.862	4.070
	Andong	-36.949	-35.423	-36.824
	Yeongju	-10.882	-11.090	-9.882
	Imha	-22.406	-21.362	-22.196
Hapcheon	-32.548	-31.457	-32.348	

3.4 수문학적 이변량 가뭄 지역빈도해석 결과

본 연구에서는 연속이론을 사용하여 가뭄의 특성인자로 지속시간 및 심도를 산정하였다. 산정된 특성인자를 대상으로 동질성 검정을 수행하여 지점별 특성치들의 유사성을 확인하였으며 이를 토대로 가뭄의 지속시간과 심도의 주변확률분포를 결정하였다. 본 연구에서는 수문학적 빈도해석에서 사용하는 확률분포형을 대상으로 적합도 검정을 수행하였으며 각각 Log-normal 분포와 Gamma분포가 최적의 주변확률분포형으로 선정되었다. 결합확률분포 모형은 Gumbel Copula 모형을 최적의 모형으로 선택하였으며 선정된 주변확률분포와

Gumbel Copula 모형을 이용하여 낙동강 유역 다목적댐의 이변량 가뭄 지역빈도해석을 수행하였다. 분석 결과, 낙동강 유역의 평균 수문학적 가뭄 발생 간격($E(L)$)은 약 14~15개월로 나타났다. 2022년에 발생한 가뭄사상은 지속기간 10.3개월, 심도 269.1 mm 및 결합재현기간은 약 8년으로 추정되었으며 Fig. 5에 도시하였다.

2022년에 남부지역에서 발생한 가뭄사상에 대한 지역빈도 해석 결과를 지점빈도해석 결과와 비교하여 Fig. 6에 도시하였

다. 도출된 가뭄사상의 결합재현기간을 각각 댐별로 도시하여 2022년 가뭄사상을 평가하였으며 해당 댐의 지역빈도해석 결과를 “파란 원” 및 2022년 가뭄사상을 “빨간 별”, 지점빈도해석 결과를 “빨간 원” 및 2022년 가뭄사상을 “파란 별”로 나타내었다. 군위댐, 김천부항댐, 밀양댐, 보현산댐, 성덕댐, 영주댐의 경우 지점 및 지역 빈도해석의 결과가 모두 5년 이하의 빈도로 나타났으며, 안동댐, 임하댐에서는 10년 이하의 재현기간을 가지는 것으로 나타났다. 합천댐의 경우 약 12.5년의 빈도로

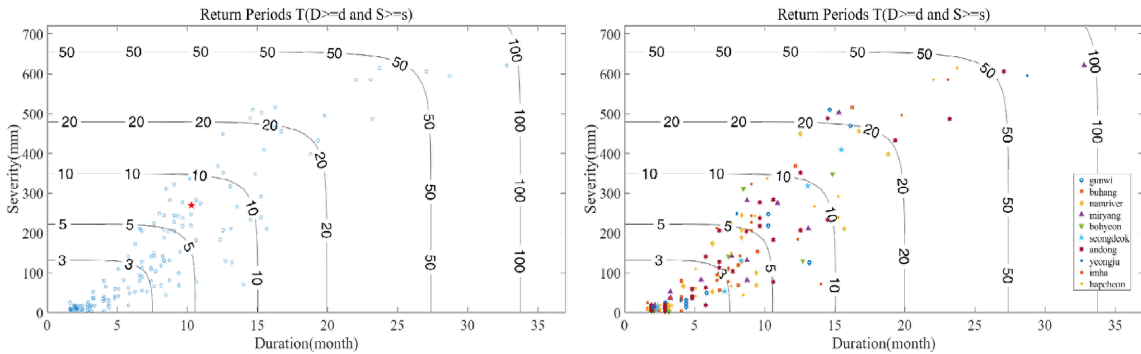


Fig. 5. Joint return periods of drought duration and severity for regional frequency analysis based on Multi-purpose Dam located in Nakdong-river basin

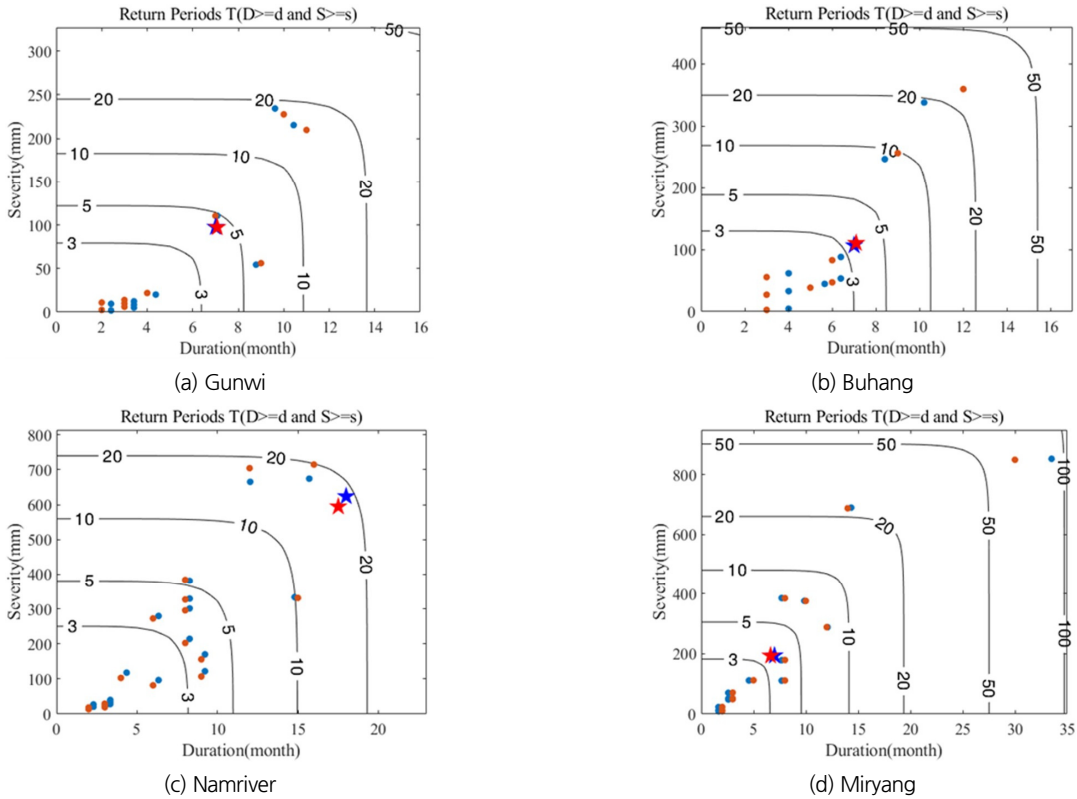


Fig. 6. Regional and at site drought frequency analysis for each Multi-purpose Dam. Red filled circle represents the regional drought return periods while the blue filled circle indicates at- site estimates

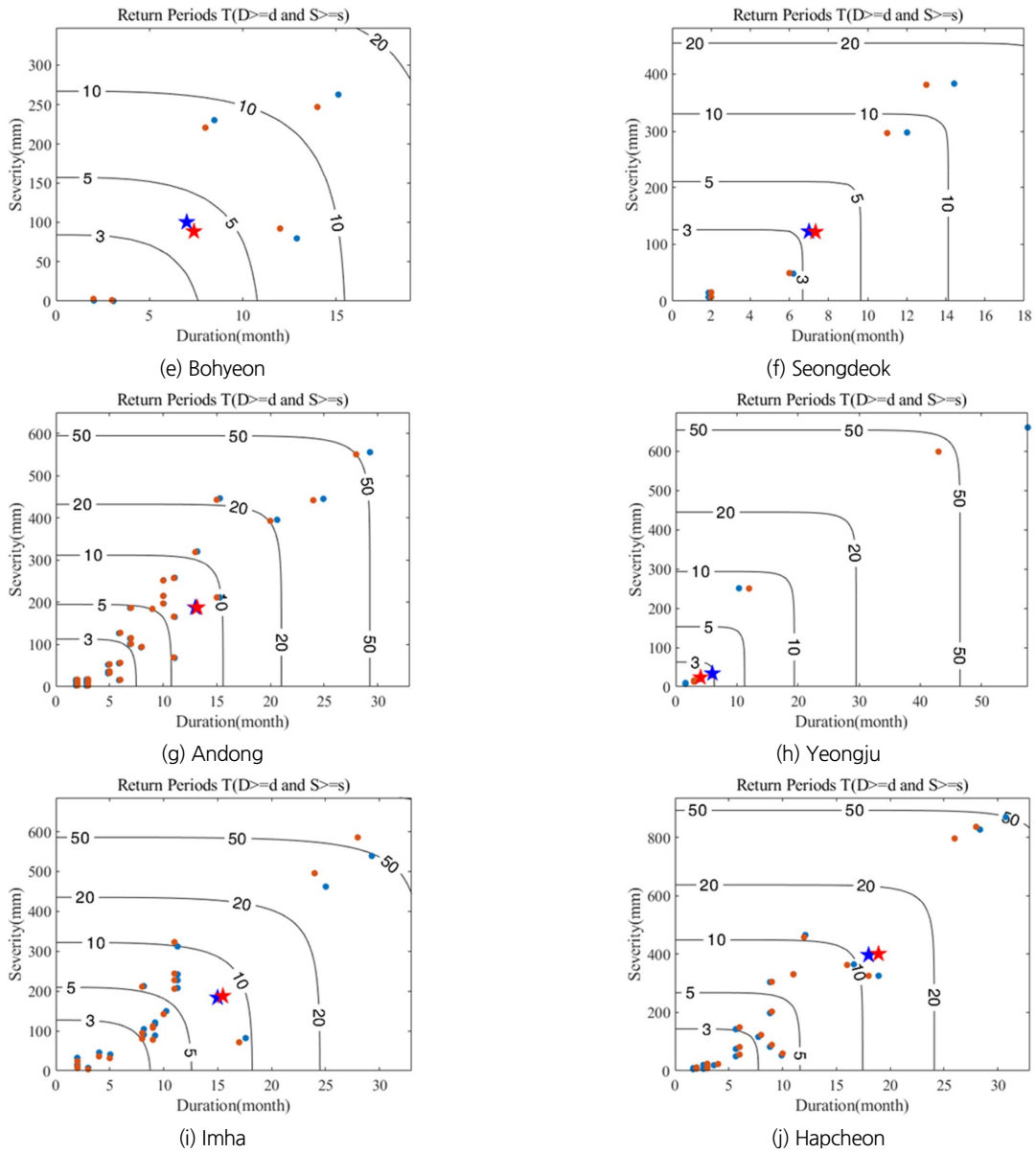


Fig. 6. Regional and at site drought frequency analysis for each Multi-purpose Dam. Red filled circle represents the regional drought return periods while the blue filled circle indicates at-site estimates (Continue)

도출되었으며, 남강댐의 경우 재현기간이 약 20년으로 낙동강 유역의 다목적댐 중 가장 큰 가뭄사상으로 평가되었다.

4. 결론

본 연구에서는 이변량 가뭄 지역빈도해석 기법을 이용하여 2022년에 발생한 남부지역의 수문학적 가뭄사상을 평가하였다. 분석자료로는 낙동강 유역 내 10개 다목적댐의 유입량

자료를 이용하였으며 기존의 이변량 가뭄 지점빈도해석 모형에서 이변량 가뭄 지역빈도해석 모형으로 개념의 확장을 통해 2022년 낙동강 유역에서 발생한 수문학적 가뭄에 대해 평가하였다. 본 연구를 수행한 결과, 다음과 같은 결론을 도출할 수 있었다.

본 연구에서는 이변량 가뭄 지역빈도해석 기법을 이용하여 2022년에 발생한 남부지역의 수문학적 가뭄사상을 평가하였다. 기존의 이변량 가뭄 지점빈도해석 모형에서 이변량 가뭄 지역빈도해석 모형으로 개념의 확장을 통해 대상유역과 가뭄

사상의 수문학적 특성을 고려함과 동시에, 산정되는 확률수문량의 신뢰도를 향상하기 위한 목적으로 본 연구를 수행하였다.

수문학적 가뭄사상의 추출을 위하여 낙동강 유역에 위치한 다목적댐 10개소의 유입량 자료를 활용하였으며 댐의 유역 면적을 고려하여 각 댐별 유역면적으로 나누어 면적당 월 유입량 자료를 구축하였다. 수문학적 가뭄 위험도 평가를 수행하기 위해 6개월 누적 Anomaly를 도출했으며, 연속이론을 기반으로 가뭄의 특성인자의 추출을 수행하였다. 지역빈도해석 기법을 적용하기 위해서는 지역의 동질성 검정이 선행되어야 하며 본 연구에서는 이질성 척도를 이용하여 가뭄의 특성인자의 수문학적 동질성 여부를 판단하였다. 낙동강 유역 내 수문학적 가뭄사상의 이질성 척도 값은 음수로 산정되어 동질성 기준에 부합하는 것으로 나타났으며, 음수 값이 도출되었을 경우 유역의 세분화 과정에 대한 고려가 필요하지만 본 연구는 남부지역 가뭄 위험도 평가에 목적이 있으므로 해당 과정을 거치지 않았다.

이변량가뭄빈도해석 시 지역빈도해석을 통한 모형 구축은 기존 지점빈도해석에 비해 통계적으로 우수한 적합능력을 나타내었다. 즉, AIC 및 BIC값을 기준으로 지역빈도해석 방법이 지점빈도해석 방법에 비해 작은 값으로 추정되는 등 전반적으로 모형 적합성 측면에서 우수성이 있는 것으로 평가되었다. 가뭄사상의 특성인자를 대상으로 수문학적 빈도해석에서 사용하는 확률분포형을 적용한 결과, 가뭄의 지속기간은 Log-normal 분포, 심도는 Gamma 분포가 최적의 주변확률분포형으로 선정되었으며 결합확률분포의 경우, Gumbel Copula가 최적의 모형으로 추정되었다. 이를 이용하여 이변량 가뭄지역빈도해석을 수행하여 낙동강 유역의 수문학적 가뭄사상의 결합재현기간을 도출하였다.

재현기간 도출 결과, 2022년에 발생한 낙동강 유역의 수문학적 가뭄 사상은 관측된 과거 가뭄 사상들을 포함하여 중간 규모에 해당하는 가뭄사상으로 평가될 수 있으며, 가장 큰 가뭄 사상은 2007년 밀양댐에서 발생한 가뭄사상으로, 약 100년의 재현기간을 가지는 것으로 평가되었다. 2022년에 발생한 가뭄사상에 대해 각 댐을 대상으로 재현기간을 산정하였다. 군위댐, 부항댐, 밀양댐, 보현산댐, 성덕댐, 영주댐에서는 5년 이하의 재현기간을 가지는 가뭄사상으로 평가되었으며 안동댐, 임하댐, 합천댐에서는 약 10년의 재현기간을 갖는 것으로 평가되었다. 남강댐에서는 재현기간이 약 20년으로 평가되었다. 본 연구에서는 국내외의 정량적 가뭄 평가 기법이 적용 가능한 확률수문량을 도출함으로써 추후 연구를 위한 기반을 마련하였으며 유역의 수문학적 특성과 가뭄사상의 지속기간 및 심도를 동시에 고려함으로써 보다 현실적이고 정확한 위험도 평가가 가능할 것으로 기대된다.

감사의 글

본 결과물은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 지능형 도시수자원 관리사업의 지원을 받아 연구되었습니다 (RE201903069).

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

References

- Byun, H.-R. (2009). "Comparative study of the drought assessment method." *The magazine of the Korea Society of Hazard Mitigation*, Vol. 9, No. 2, pp. 7-18.
- Changnon, S. A. (1987). *Detecting drought conditions in Illinois*. Circular no. 169.
- Eltahir, E.A.B., and Yeh, P. J.-F. (1999). "On the asymmetric response of aquifer water level to floods and droughts in Illinois." *Water Resources Research*, Vol. 35, No. 4, pp. 1199-1217.
- Hosking, J.R. (1990). "L-moments: Analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics." *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Vol. 52, No. 1, pp. 105-124.
- Hosking, J.R.M., and Wallis, J.R. (1986). "The value of historical data in flood frequency analysis." *Water Resources Research*, Vol. 22, No. 11, pp. 1606-1612.
- Hosking, J.R.M., and Wallis, J.R. (1997). *Regional frequency analysis: An approach based on L-Moments*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Hosking, J.R.M., and Wallis, J.R. (2005). *Regional frequency analysis: An approach based on L-moments*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Kim, J.-G., Kim, J.-Y., Ban, W.-S., and Kwon, H.-H. (2019). "A development of bivariate regional drought frequency analysis model using copula function." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 52, No. 12, pp. 985-999.
- Kim, J.-Y., So, B.-J., Kim, T.-W., and Kwon, H.-H. (2016). "A development of trivariate drought frequency analysis approach using copula function." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 49, No. 10, pp. 823-833.
- Kwak, J.-W., Kim, D.-G., Lee, J.-S., and Kim, H.-S. (2012). "Hydrological drought analysis using Copula theory." *KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research*, Vol. 32, No. 3B, pp. 161-168.
- Kwon, H.-H., Kim, J.-Y., Kim, O.-K., and Lee, J.-J. (2013). "A development of regional frequency model based on hierarchical Bayesian model." *Journal of Korea Water Resources Association*

- ation, Vol. 46, No. 1, pp. 13-24.
- Lee, J.-H., Park, S.-Y., Kim, M. G., and Chung, I.-M. (2021). "Hydrological drought analysis and monitoring using multiple drought indices: The case of Mulrocheon watershed." *KSCE Journal of Civil and Environmental Engineering Research*, Vol. 41, No. 5, pp. 477-484.
- McGuire, J.K., and Palmer, W.C. (1957). "The 1957 drought in the eastern United States." *Monthly Weather Review*, Vol. 85, No. 9, pp. 305-314.
- Palmer, W.C. (1965). *Meteorological drought*. US Department of Commerce, Weather Bureau, Washington, D.C., U.S., No. 45, pp. 1-58.
- Ryu, J.-H., Lee, D.-R., Ahn, J.-H., and Yoon, Y.-N. (2002). "A comparative study on the drought indices for drought evaluation." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 35, No. 4, pp. 397-410.
- Shafer, B., and Dezman, L. (1982). "Development of surface water supply index (SWSI) to assess the severity of drought condition in snowpack runoff areas." *Proceeding of the Western Snow Conference*, Reno, NV, U.S., pp.164-175.
- Shiau, J.T. (2006). "Fitting drought duration and severity with two-dimensional Copulas." *Water Resources Management*, Vol. 20, No. 5, pp. 795-815.
- Shiau, J.-T., and Shen, H. W. (2001). "Recurrence analysis of hydrologic droughts of differing severity." *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 127, No. 1, pp. 30-40.
- Sklar, A. (1959). "Fonctions de repartition a n dimensions et leurs marges." *l'Institut de Statistique de L'Universite de Paris*, Vol. 8, pp. 229-231.
- Willhite, D.A., and Glantz, M.H. (1985). "Understanding the drought phenomenon: The role of definitions." *Water International*, Vol. 10, No. 3, pp. 111-120.
- Wong, G., Van Lanen, H., and Torfs, P. (2013). "Probabilistic analysis of hydrological drought characteristics using meteorological drought." *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 58, No. 2, pp. 253-270.
- Yevjevich, V.M. (1967). *An objective approach to definitions and investigations of continental hydrologic droughts*. Hydrology Paper 23, Colorado State University, Fort Collins, CO, U.S.
- Zhang, Q., Xiao, M., Singh, V.P., and Chen, X. (2013). "Copula-based risk evaluation of hydrological droughts in the East River basin, China." *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 27, No. 6, pp. 1397-1406.