

기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 인과 기반 가뭄 전파 분석

이채림* · 원정은* · 최시중** · 김상단**

*국립부경대학교 지구환경시스템과학부 환경공학전공

**한국건설기술연구원 수자원하천연구본부

Causality-based drought propagation analysis from meteorological to hydrological drought

Lee, Chaelim* · Won, Jeongeun* · Choi, Sijung** · Kim, Sangdan**

*Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University, Busan, Korea**Department of Hydro Science and Engineering Research, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology (KICT), Goyang, Korea

(Received : 09 September 2024, Revised : 21 October 2024, Accepted : 21 October 2024)

요약

많은 연구에서 가뭄 전파를 살펴볼 때 선형 상관관계를 적용하는 것에 관한 신뢰성 문제를 제기하고 있다. 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파의 본질은 강수량과 유출량 사이의 인과관계이다. 수문 분야에서 인과관계 분석은 모형화 분야에서는 급성장하고 있지만, 관측자료를 이용하는 경우는 아직 드물다. 본 연구에서는 순수하게 관측자료를 기반으로 CCM(Convergent Cross Mapping) 기법을 사용하여 가뭄 전파에 대한 새로운 관점(즉, 인과관계)을 제공하는 것이 목적이다. 한반도 남동부에 있는 합천댐 유역의 표준화 강수 지수와 표준화 하천 유량 지수 사이의 인과적 영향이 1989~2023년의 관측자료를 이용하여 분석된다. 또한 댐 유입량과 댐 방류량으로부터 계산된 표준화 하천 유량 지수를 이용하여, 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파가 댐에 의해 어떻게 영향을 받았는지를 살펴본다. 기존 연구 결과와 비교하여 가뭄 전파 연구에서 인과관계 분석을 적용하는 것이 선형 상관관계 분석을 적용하는 것과 어떤 차이가 있는지를 보여준다.

핵심용어 : 인과관계, Convergent Cross Mapping, 가뭄 전파

Abstract

Many researchers have raised reliability concerns about applying linear correlations when looking at drought propagation. The essence of propagation from meteorological to hydrological drought is the causal relationship between precipitation and runoff. Causal analysis in hydrology is a burgeoning area of modeling, but it is still rarely done using observational data. This study aims to provide a new perspective on drought propagation (i.e., causality) using a convergent cross mapping (CCM) technique based purely on observations. The causal influence between the standardized precipitation index and the standardized stream flow index in the Hapcheon Dam basin in the southeastern part of the Korean Peninsula is analyzed using observations from 1989 to 2023. Using the standardized streamflow index calculated from dam inflow and dam discharge, this study examines how the transmission of meteorological drought to hydrological drought was affected by the dam. Compared to the results of existing studies, this paper shows how applying causal analysis in drought propagation studies differs from applying linear correlation analysis.

Key words : Causality, Convergent Cross Mapping, Drought Propagation

*To whom correspondence should be addressed.

Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University, Busan, Korea
E-mail : skim@pknu.ac.kr

- Chae Lim Lee Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University, Busan, Korea/Master Course Student(coflarj1@naver.com)
- Jeong Eun Won Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University, Busan, Korea/Research Fellow(wjddms8960@naver.com)
- Si Jung Choi Department of Hydro Science and Engineering Research, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology (KICT), Goyang, Korea/Senior Researcher(sjchoi@kict.re.kr)
- Sang Dan Kim Division of Earth Environmental System Science (Major of Environmental Engineering), Pukyong National University, Busan, Korea/Professor(skim@pknu.ac.kr)

1. 서론

물 부족 현상인 가뭄은 과거, 현재, 미래에 예측할 수 없이 반복되는 자연스럽고 불가피한 현상이다. 가뭄은 평년보다 낮은 강우량이 장기간 지속되면서 발생한다(Won and Kim, 2023). 이 강우 부족은 수문 순환을 통해 전파되며 토양수분 및 하천 유량 부족으로 이어진다(Jung et al., 2022). 기상학적 가뭄, 농업적 가뭄, 수문학적 가뭄은 각각 강수량, 토양수분, 하천 유량의 물 부족을 나타내는 데 자주 사용된다(Won et al., 2020). 지속적이고 광범위한 가뭄은 환경에 해롭고 전 세계적으로 엄청난 경제적 손실을 유발한다(Vicente-Serrano et al., 2020; Elkouk et al., 2022).

가뭄은 인간 사회와 환경에 지대한 영향을 미치기 때문에 수자원 및 환경 관리에 중요한 문제이다. 최근 수십 년 동안 가뭄의 특성, 평가 및 예측을 탐구하기 위해 다양한 접근법이 제안되었다. 그동안 대부분의 가뭄 연구는 단일 유형의 가뭄에 초점을 맞추고 있었지만, 최근 다양한 유형의 가뭄 사이의 가뭄 전파 분석이 주목받고 있다. Zhang et al. (2022)은 가뭄 전파의 특성, 분석 접근법 및 영향 요인을 체계적으로 요약했다. 선형 상관 분석(Linear correlation analysis, LCA)은 다양한 유형의 가뭄 사이의 관계를 감지하기 위해 일반적으로 사용되는 접근 방식이다. 예를 들어, Wu et al. (2021)은 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파 임계값을 결정하고 수문학적 가뭄의 조기 경보를 제공하기 위해 다중 시간 척도의 SPI(Standardized Precipitation Index) 및 SRI(Standardized Runoff Index) 시계열과의 선형 상관관계를 분석했다. 다양한 가뭄 유형 사이의 특성을 탐색하기 위한 분석 도구로 선형 상관관계를 채택한 다른 연구로는 Hellwig et al. (2020), Ding et al. (2021), Won et al. (2022), Jung et al. (2023), Seo et al. (2024) 등이 있다.

Sugihara et al. (2012)는 상관관계가 인과관계를 확립하는 것에 필요하지도 충분하지도 않다고 지적했다. 즉, 높은 상관관계는 인과관계를 추론하기에 불충분하며, 상관관계가 없다고 해서 인과관계가 부족하다는 의미는 아니다. 다양한 유형의 가뭄 사이의 가뭄 전파는 인과관계로 지배된다(Shi et al., 2022). 다양한 유형의 가뭄 사이의 가뭄 전파 관계는 복잡하고 비선형적이다. LCA와는 별도로 인과 추론은 변수 사이의 인과관계를 감지하고 식별하기 위해 시계열 측정만 활용하는 가뭄 전파를 탐색하기 위한 대안적 접근 방식을 제공한다(Ombadi et al., 2020).

Sugihara et al. (2012)이 제안한 CCM(convergent cross mapping)은 생태계 분석에서 종과 환경 요인 사이의 인과관계를 식별하기 위해 개발된 방법이다(Chang et al., 2020; Barraquand et al., 2021). 수문 분야에서 CCM을 적용하는 것이 최근 인기를 얻고 있다(Shiau, 2023). 예를 들어, Ombadi et al. (2020)은 CCM을 포함한 다양한 인과 추론 방법을 사용하여 강우, 토양수분, 유출 사이의 인과관계를 탐색했으며, Kadir et al. (2020)도 CCM을 사용하여 알제리 하천의 유량 변화와 인과 요인(강수, 온도, 증발산, 관개, NDVI)을 감지했다. Shi et al. (2022)은 CCM을 사용하여 관측자료만을 이용하여 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파를 분석했으며, Bonotto et al. (2022)도 호주의 유역에 대해 CCM을 기반으로 하천 유량과 지하수 사이의 인과관계를 살펴보았다. Ionita et al. (2022)은 CCM을 사용하여 북대서양 SST와 유럽 전역의 장기 가뭄 사이의 인과관계를 조사하기도 했다.

본 연구의 주요 목표는 CCM을 사용하여 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로 전파되는 인과적 연결 고리와 이러한 자연적인 전파 현상이 댐에 의해 어떻게 변경되는지를 조사하는 것이다. 한반도 동남부에 있는 합천댐 유역의 자료가

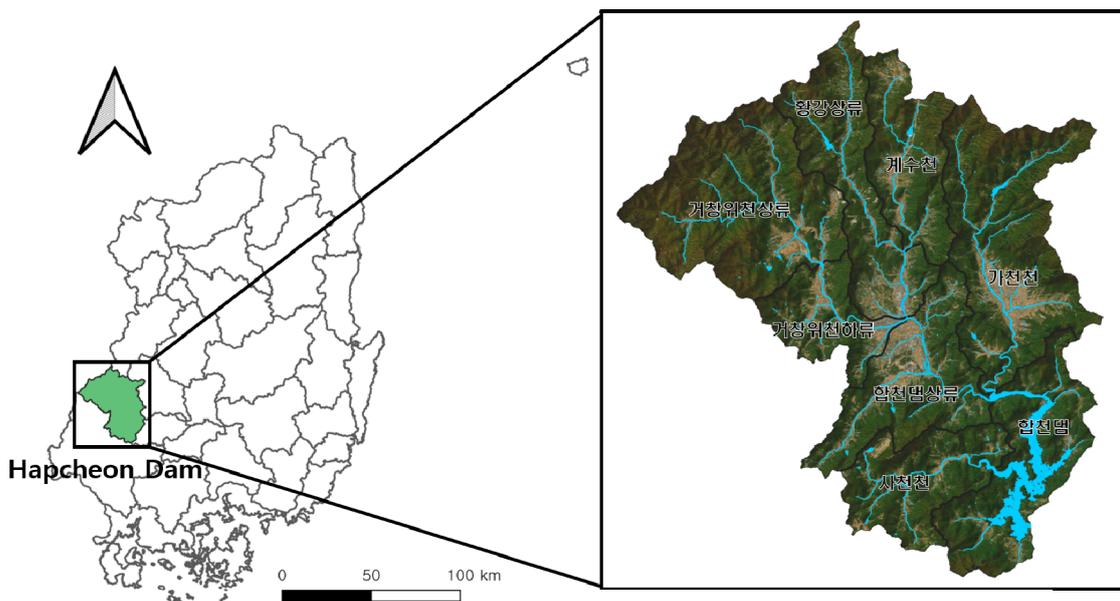


Fig. 1. Hapcheon Dam watershed

기상학적 가뭄과 수문학적 가뭄 사이의 인과관계를 조사하기 위한 예로 적용된다.

2. 자료 및 방법

2.1 대상 유역 및 자료

본 연구에서는 낙동강 유역에 있는 유역 면적 925.0 km²의 합천댐 유역이 적용 지역으로 선정되었다(Fig. 1). 합천댐 유역의 일 강수량, 일 유입량, 일 방류량 자료는 환경부 수자원 관리 종합정보시스템(www.wamis.go.kr)에서 수집하여 사용하였다.

합천댐 유역의 월평균 강수량을 Fig. 2에 나타내었다. 연평균 강수량의 70%가 우기(6~9월)에 몰려 있으므로 우기와 건기가 뚜렷하게 구분된다.

본 연구에서 기상학적 가뭄은 McKee et al. (1993)이 개발한 SPI로 평가하였다. SPI는 2단계 계산 방식을 통해 구현된다. 첫 번째 단계에서는 특정 시간 척도의 강수량 데이터를 확률 분포에 맞추고 관측된 강수량의 확률을 계산한다. 두 번째 단계에서는 관측된 강수량의 확률을 표준 정규 분포로 역변환하여 얻은 결괏값을 SPI로 정의한다. 이 2단계 접근 방식은 다음과 같이 공식화된다.

$$SPI_t = \phi^{-1}[F_R(r_t)] \quad (1)$$

여기서 r_t 는 시간 t 에서 관측된 특정 시간 척도의 강수량, F_R 은 특정 시간 척도의 강수량에 대한 누가확률밀도함수(Cumulative Distribution Function, CDF)로서 본 연구에서는 연중 일별로 CDF를 구분, ϕ^{-1} 은 누가 표준 정규 분포의 역함수, SPI_t 는 시간 t 에서 SPI를 나타낸다. 양수와 음수 SPI는 각각 중앙값 강수량보다 크고 작음을 나타낸다.

10-day 시간 척도의 강수량 시계열이 SPI를 계산하는 데 사용된다. 1~36개의 10-day 누적 강수량을 각각 SPI-1, SPI-2, ..., SPI-36으로 표시하였다. 즉, 본 연구에서 SPI-d는 $d \times 10$ -day 시간 척도의 SPI를 의미한다. 건기에는 강수가 자주 발생하지 않으므로 강수량 CDF를 맞추려면 강수 확률

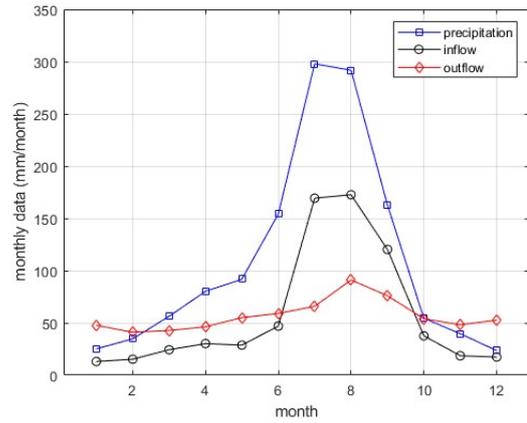


Fig. 2. Average monthly hydrologic data in the Hapcheon Dam watershed (data period: 1989-2023)

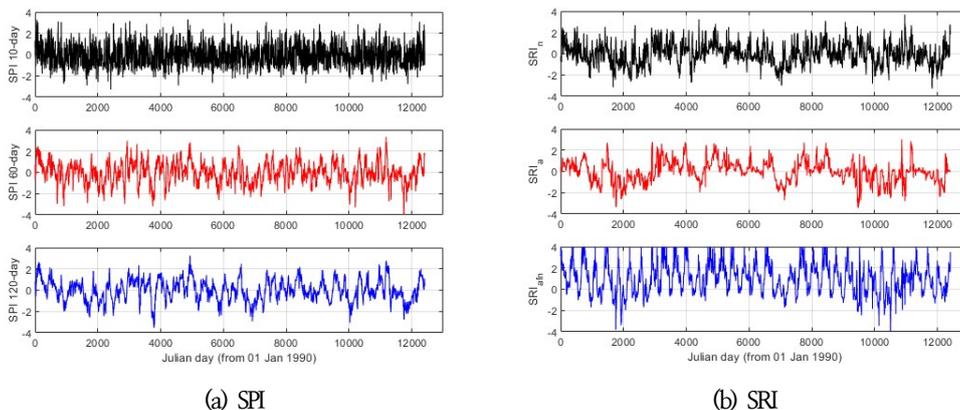
이 0인 것을 고려해야 한다(Lee et al., 2023). Stagge et al. (2015)가 제안한 접근 방식이 강수 관측의 다양한 시간 척도를 맞추기 위해 적용되었다.

$$F_R(r_t) = \begin{cases} \frac{n_o}{n+1} + \left(1 - \frac{n_o}{n+1}\right) G_R(r_t) & , \text{ if } r_t > 0 \\ \frac{n_o+1}{2(n+1)} & , \text{ if } r_t = 0 \end{cases} \quad (2)$$

여기서 n 은 총강수량 데이터 수, n_o 은 무 강수량 데이터 수, $G_R(r_t)$ 는 양의 강수량 데이터에 적합된 CDF이다.

가장 잘 맞는 CDF는 Gumble, 2-변수 Gamma, GEV (Generalized Extreme Value), Log-logistic, 대수 정규, 웨이블 분포 중에서 최소 AIC(Akaike Information Criterion)에 의해 결정되었다. 시간 척도에 따라 변화가 있지만, 웨이블 분포가 합천댐 유역의 양의 강수량에 가장 잘 맞는 CDF로 선정되는 비율이 가장 높았으며, 이는 Lee et al. (2023)의 연구와도 일치한다. 합천댐 유역에서 계산된 SPI-1, SPI-6, SPI-12 시계열을 Figure 3(a)에 나타내었다.

1990~2023년 합천댐 유입량과 방류량이 수문학적 가뭄을 평가하는 데 사용된다. 합천댐의 월평균 유입량과 방류량은 Fig. 2에 요약되어 있다. 80% 이상의 연간 유입량이 5월



(a) SPI

(b) SRI

Fig. 3. SPI and SRI

~10월에 집중되어 있어 고르지 않은 유입량 분포가 관찰된다. 그러나 5월에서 10월까지의 방류량은 연간 방류량의 약 60%로, 유입량에 비하여 계절적인 편차가 크지 않음을 살펴볼 수 있다.

유입량 자료를 이용하여 10-day의 시간 척도로 SRI를 계산한 후, 다양한 시간 척도의 SPI를 결합하여 수문학적 가뭄을 평가하는 데 사용된다. 10-day의 시간 척도를 사용한 이유는 일반적으로 가뭄 관리는 순 단위로 행해지기 때문이다. SRI는 SPI와 같은 계산 절차로 계산된다. 합천댐 유입량에 가장 적합한 CDF는 GEV와 대수 정규 분포가 가장 많이 채택되었다. 또한 방류량 자료를 이용하여 10-day의 시간 척도로 SRI를 계산한 후, 다양한 시간 척도의 SPI를 결합하여 수문학적 가뭄을 평가하는 데 사용된다. 합천댐 방류량에 가장 적합한 CDF는 GEV와 log-logistic 분포가 가장 많이 채택되었다.

Fig. 3(b)에 합천댐 유입량 SRI-1(즉, SRIn)과 방류량 SRI-1(즉, SRIa)을 나타내었다. SRIn은 자연 상태(즉, 댐 영향 없음)의 수문학적 가뭄을 대표하기 위해 설정하였으며, SRIa는 댐에 의해 조절된 상태(즉, 댐 영향 있음)의 수문학적 가뭄을 대표하기 위해 설정하였다. 또한 추후 비교를 위하여, 유입량에 적합한 CDF에 기반한 방류량의 SRI-1도 같이 도시하였다(즉, SRIafn). 이는 자연 상태와 비교하여 댐의 영향을 더 직접적으로 비교하기 위함이다. SRIafn은 유입량을 기준으로 방류량의 SRI를 계산하게 되므로, 일반적인 SRI와는 달리 SRIafn의 평균이 0보다 크게 계산됨을 살펴볼 수 있다. 또한 SRIn과 비교해 볼 때, 합천댐의 효과로 인하여 SRI<-2 이하의 심각한 가뭄이 상당 부분 경감되었음을 발견할 수 있다. 하지만 일부 시간 구간에서 SRIn과 SRIafn을 살펴보면 합천댐이 수문학적 가뭄을 자연 상태일 때보다 더 심각하게 만드는 때도 있음을 발견할 수 있다.

2.2 선형 상관 분석

두 변수 사이에 어떤 선형적 관계가 있는지를 분석하는 방법인 LCA는 다양한 유형의 가뭄 사이의 관계를 감지하기 위해 일반적으로 사용되는 접근 방식이다. 이때 두 변수 X 와 Y 사이의 관계의 강도를 상관관계라 한다. LCA에서는 상관관계의 정도를 나타내는 단위로 피어슨 상관계수 r 를 사용하며, 아래와 같이 표현된다.

$$r = \frac{\frac{1}{N-1} \sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (3)$$

여기서 \bar{X} 와 \bar{Y} 는 X 와 Y 의 평균이며, σ_X 와 σ_Y 는 X 와 Y 의 표준편차이다.

이때, 상관관계의 정도를 파악하는 상관 계수는 두 변수 사이의 연관된 정도를 나타낼 뿐 인과관계를 설명하는 것은 아니다. 두 변수 사이에 원인과 결과의 인과관계가 있는지에 대한 것은 별도의 분석이 필요하다.

2.3 Convergent Cross Mapping

Sugihara et al. (2012)는 시간 지체 임베딩의 정리(Takens, 1981)를 기반으로 비선형 동적 시스템에서 인과관계를 탐지하기 위해 CCM을 제안하였다. Takens (1981)에 따르면, X 가 Y 에 영향을 미치면 X 의 과거 값은 변수 Y 에 의해서 복구될 수 있다는 것이다. 즉, CCM의 기본 아이디어는 영향을 받은 변수(즉, 유출 Y)의 시계열에서 인과 변수(즉, 강수 X)의 상태를 복구할 수 있으면 인과관계를 식별할 수 있다는 것이다. CCM의 계산 프레임워크는 아래에 간략하게 설명되어 있으며, 자세한 사항은 Tsonis et al. (2018)을 참고할 수 있다. 두 개의 시계열 $X = [X(1), X(2), \dots, X(L)]$ 및 $Y = [Y(1), Y(2), \dots, Y(L)]$ 을 고려하자. 여기서 L 은 시계열 길이이다. CCM 알고리즘에는 아래와 같은 절차가 포함된다.

절차 1: 변수 Y 의 지연된 좌표 벡터 $\underline{Y}(t)$ 를 구성

$$\underline{Y}(t) = \langle Y(t), Y(t-\tau), Y(t-2\tau), \dots, Y(t-(E-1)\tau) \rangle, \\ t = 1 + (E-1)\tau, \dots, L \quad (4)$$

여기서 E 는 임베딩 차원을 나타내고, τ 는 시간 지체이다. 동적 시스템이 저차원(2~4)일 때 τ 의 최적 선택은 1 또는 2에 있는 경우가 많으며(Kadir et al., 2020; Yang et al., 2022), E 는 항상 $E = \tau + 2$ 로 설정된다(Ma et al., 2018). Shi et al. (2022)는 중국의 Pearl River 유역에서 월-단위의 SPI와 SRI의 인과관계를 분석할 때, $\tau = 2$ 와 $E = 4$ 가 CCM의 최상의 동작(즉, 인과 강도의 수렴, 절차 8 참조)을 가져올 수 있음을 발견하기도 하였다.

절차 2: 모든 t 에 대한 벡터 집합인 어트랙터 M_Y 를 구성

$$M_Y = [\underline{Y}(t), t = 1 + (E-1)\tau, \dots, L] \quad (5)$$

절차 3: 모든 t 에 대해 M_Y 에서 $\underline{Y}(t)$ 을 찾음.

절차 4: 각 $\underline{Y}(t)$ 에서 $E+1$ 개의 가장 가까운 이웃 벡터를 찾음.

절차 5: $\underline{Y}(t)$ 의 $E+1$ 최근접 이웃 벡터의 시간 인덱스를 t_1, t_2, \dots, t_{E+1} 로 할당

절차 6: X 의 Cross Mapping 추정치를 아래 식으로 계산되는 $\hat{X}|M_Y$ 으로 정의

$$\hat{X}|M_Y = \sum_{i=1}^{E+1} w_i X(t_i) \quad (6)$$

여기서 w_i 는 $\underline{Y}(t)$ 와 M_Y 의 i 번째 가장 가까운 이웃 사이의 거리를 기반으로 하는 시간 인덱스 t_i 에 대한 가중치이며

아래와 같이 결정

$$w_i = \frac{u_i}{\sum_{j=1}^{E+1} u_j}, \quad u_i = \exp \left[-\frac{d(\underline{Y}(t), \underline{Y}(t_i))}{d(\underline{Y}(t), \underline{Y}(t_1))} \right] \quad (7)$$

여기서 $d(\underline{Y}(t), \underline{Y}(t_i))$ 는 두 벡터 사이의 유클리드 거리임.

절차 7: X 와 $\hat{X}|M_Y$ 사이의 상관 계수(즉, CCM 인과 강도 ρ_X)를 계산. 인과 강도가 클수록 Y 에 대한 인과적 영향이 더 강해짐.

절차 8: 다양한 표본 크기에 대한 CCM 인과 강도를 도시. X 가 Y 를 유발하면 표본 크기가 증가함에 따라 CCM 인과 강도가 증가하다가 수렴됨.

CCM에 대한 자세한 설명은 Chang et al. (2017) 및 Tsonis et al. (2018)을 참고하는 것이 가능하다. 본 연구에서 CCM 계산의 구현은 Matlab(<https://github.com/danm0nster/xmap>)을 이용한 패키지로 수행된다(Monster et al., 2017). 위의 절차는 합천댐 유역에 대한 SPI-SRIn, SPI-SRIa 및 SPI-SRIafn의 쌍 변수에 대한 인과관계를 탐지하는 데 적용된다. 일 강수량과 유입량, 방류량을 수집하여 다양한 시간 척도의 SPI와 세 가지 버전의 SRI(즉, SRIn, SRIa, SRIafn)로 변환한다. 그리고 대응 변수에 대한 CCM을 계산한다. 제안된 계산 프레임워크에 대한 자세한 흐름도를 Fig. 4에 나타내었다.

3. 결과 및 고찰

3.1 SPI와 SRI 사이의 CCM 분석

본 절에서는 CCM 기반의 기상학적 가뭄과 수문학적 가뭄 사이의 인과관계 분석을 살펴보았다. 샘플의 길이(즉, Library size)가 증가하면(다시 말하면, 시계열이 길어지면) CCM의 인과 강도 ρ 는 안정적이고 특정 값으로 수렴한다(Fig. 5). 수렴은 CCM의 중요한 특징 중 하나이다. Fig. 5에서 가는 실

선은 인과관계 분석을 위한 10개의 앙상블을 의미하며, 그 평균값을 □ 또는 *로 표기하였다. 이론적으로 보면, 단방향 인과관계에서 X (즉, SPI)가 Y (즉, SRI)를 유발하는 경우 $\hat{X}(t)|M_Y$ 의 ρ 는 수렴하고, $\hat{Y}(t)|M_X$ 는 0에 가까운 곳에 수렴한다. 반면, X 와 Y 사이의 인과관계가 상호인 경우 $\hat{X}(t)|M_Y$ 와 $\hat{Y}(t)|M_X$ 의 ρ 는 모두 특정 값에 수렴하게 된다. 이러한 관점에서 볼 때, SPI와 SRI는 서로 양방향 인과관계를 유발한다고 볼 수 있을 것이다. 또한 SPI와 SRIn의 관계는 SPI-1이 SRIn을 유발하는 인과 강도가 SRIn이 SPI-1을 유발하는 인과 강도보다 크다는 것을 알 수 있다(Fig. 5(a)). 그러나 이러한 인과 강도의 관계는 SPI의 시간 척도가 180-day로 증가하면 SPI에서 SRIn으로 또는 SRIn에서 SPI로의 인과 강도가 서로 비슷해진다(Fig. 5(b)). 이러한 인과 강도의 관계는 SPI와 SRIa의 사이에서도 관찰된다. 즉, 시간 척도 90-day에서는 인과 강도가 작기는 하지만 여전히 SPI-9가 SRIa를 유발하는 인과 강도가 더 우세하다. 하지만, 시간 척도 270-day에서는 큰 차이는 없지만 이러한 관계가 역전되어 있음을 발견할 수 있다(Fig. 5(c) 와 Fig. 5(d)). SPI가 SRI를 유발하는 것은 물리적인 의미가 명확하지만, SRI가 SPI를 유발하는 것은 물리적인 타당성을 부여하기 어렵다. 다시 말하면, 시간 척도 180-day 및 270-day에서 $\rho = 0.5$ 정도의 SRI에서 SPI로의 인과관계는 단순히 자료에서만 보이는 위조된 인과관계일 뿐이며, 물리적인 의미가 없다고 보아야 할 것이다. 또한 시간 척도 90-day에서 0.3 미만의 ρ 을 보이는 인과관계 또한 큰 의미를 부여하기 어려울 것이다. 참고로 SPI와 SRIafn 사이의 인과관계는 시간 척도에 관계 없이 SRIafn이 SPI를 유발하는 인과 강도가 더 크게 계산되며, SPI에서 SRIafn으로의 인과 강도는 상대적으로 크지 않다(Fig. 5(e)와 Fig. 5(f)). 따라서 SPI와 SRIafn 사이의 가뭄 전파를 인과 이론을 이용하여 살펴보는 것이 타당하지 않을 수 있다.

SPI와 SRI의 인과관계에서 방향성을 부여하여 살펴볼 수 있다는 것이, LCA에 기반한 가뭄 전파 해석과 가장 큰 차이점이다. LCA에서는 두 변수 사이 상관성의 크기만을 제공할 뿐이기 때문이다. 참고로 SPI-36과 SRIafn의 선형 상관 계수는 0.39이지만, 인과관계를 해석한 결과에 따르면 이러한 상관관계에 물리적인 의미를 부여하기는 어렵다.

SRI에서 SPI로의 인과관계는 Shi et al. (2022)과 Shiao (2023)이 지적한 바와 같이 물리적 기반이 부족하므로 본 연구에서는 더 이상 논의되지 않을 것이다. 즉, 오직 SPI에서 유발되는 SRI의 인과관계만 고려하기로 하였다. 이러한 설정으로 SPI에서 SRI로의 가뭄 전파의 CCM 결과에 대한 다양한 시간 척도의 영향이 탐구되었다(Fig. 6). 참고로 Fig. 6에서는 10개의 앙상블을 사용하여 각각의 인과 강도를 구한 후에 앙상블 평균한 결과만 도시하였다. Fig. 6(a)은 합천댐 유역에 대해 SPI에서 SRIn으로, SPI에서 SRIa로, SPI에서 SRIafn으로 가뭄 전파의 인과 강도 ρ 의 측면에서 CCM 결과를 보여준다. CCM 분석을 위해 적용된 매개변수는 다음과

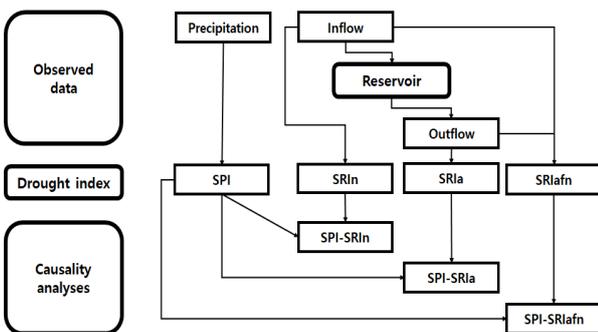
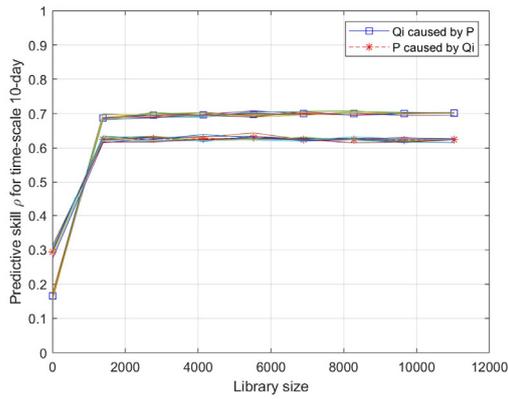


Fig. 4. Flowchart of the CCM calculation framework

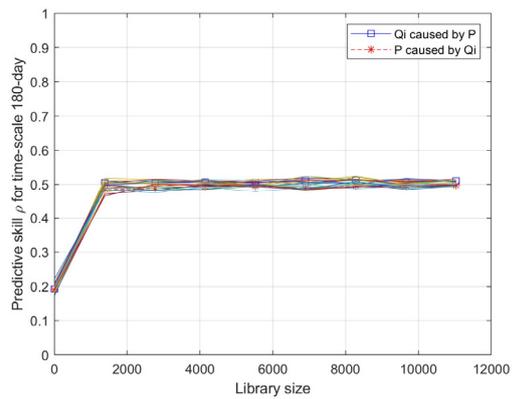
같다: $\tau = 1\text{-day}$, $E = 3$. 결과는 SPI-1에서 SRIn으로의 인과관계($\rho_{X_n} = 0.70$)가 SPIa 또는 SPIafn으로의 인과관계(각각 $\rho_{X_a} = 0.11$ 및 $\rho_{X_{afn}} = 0.04$)보다 더 강한 인과관계가 관찰됨을 보여준다. Fig. 6(b)는 시간 척도 30-day의 SPI-3와 SRIn, SRJa, SRIafn 사이의 CCM 결과를 보여준다. Fig. 6(a)에 표시된 CCM 결과와 유사하지만, SRIn으로의 인과관계는 약해졌으며, SRJa와 SRIafn으로의 인과관계는 강해졌다. 하지만 여전히 SRIn으로의 인과관계가 가장 강한 것을 살펴볼 수 있다. 시간 척도 90-day의 SPI에서 SRIn,

SRJa, SRIafn으로의 CCM 기반 가뭄 전파 결과는 Fig. 6(c)에 나와 있다. SRJa로의 인과관계가 더 강해졌지만, SRIn으로의 인과관계가 여전히 가장 강하다. 시간 척도 270-day에서는 SRIn으로의 인과관계보다 SRJa로의 인과관계가 더 강해지게 된다.

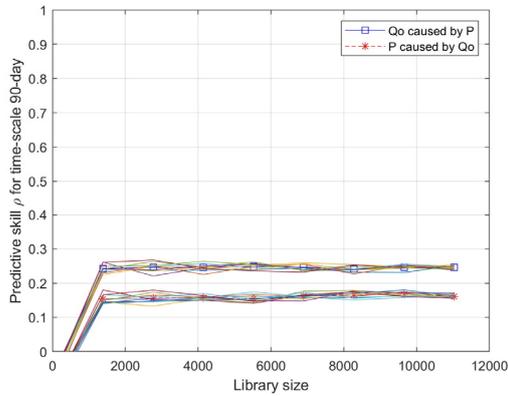
그림으로 나타내지는 않았지만, SPI에서 SRIn으로 인과관계는 시간 척도가 증가할수록 약해지지만, 시간 척도 360-day에서도 인과 강도가 0.36 이상으로 유의미한 인과관계가 나타났다. 이는 합천댐 유역의 자연 상태에서는 기상학적 가뭄



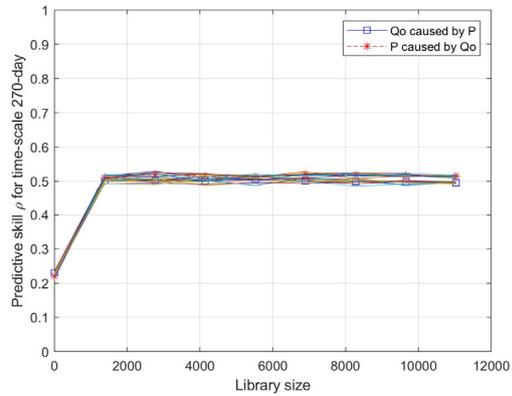
(a) SPI-1 and SRIn



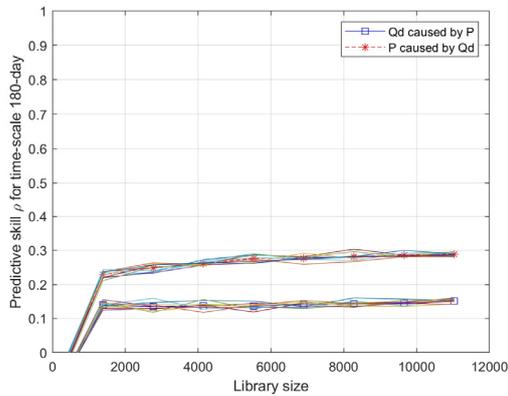
(b) SPI-18 and SRIn



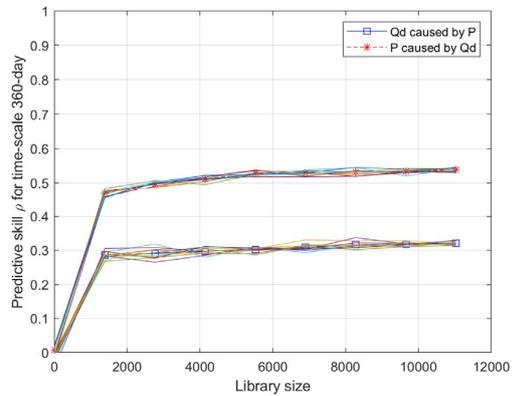
(c) SPI-9 and SRJa



(d) SPI-27 and SRJa



(e) SPI-18 and SRIafn



(f) SPI-36 and SRIafn

Fig. 5. Demonstration of convergence

에서 수문학적 가뭄의 전파 시간이 매우 짧게 작동되고 있음을 의미한다. 반대로 SPI와 SRIa 사이에서는 짧은 시간 척도에서는 유의미한 인과관계를 발견할 수 없었으나, 시간 척도가 증가할수록 인과 강도가 증가하여 시간 척도 360-day에서는 0.61 이상의 인과 강도를 보이는 인과관계를 얻을 수 있었다. 즉, 댐 운영에 의해서 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파 시간이 증가했음을 알 수 있다. SPI에서 SRIafn으로의 인과관계는 SPI의 시간 척도가 340-day 이상은 되어야 인과 강도 0.3 이상의 인과관계를 보여서 인과관계가 있다고 보기 어려웠다. 이러한 사실은 댐에 의해 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파 시간이 매우 길어졌다는 것을 의미하고, 이와 더불어서 댐 상류와 댐 하류의 수문학적 패턴의 완전히 달라져서 대부분의 인과관계를 상실했음을 의미한다.

3.2 CCM 매개변수의 민감도 분석

3.1절에서 CCM 분석을 수행할 때 적용된 매개변수는 $\tau = 1$ 과 $E = \tau + 2 = 3$ 이었다. 본 절에서는 매개변수(즉, E)에 따라 인과관계가 어떻게 달라지는지를 살펴보고자 하였다. Fig. 7은 특정 E 의 값의 주어졌을 때, SPI의 시간 척도에 따른 인과 강도 ρ 의 변화를 보여주고 있다. 이때, 인과 강도는 모두 10개의 앙상블 평균으로부터 계산하였다.

$E = 3$ 가 주어진 경우, SPI에서 유발되는 SRIa의 인과관계

는 시간 척도 10-day에서 가장 강하였으며($\rho_{Xn} = 0.70$), $E = 4$ 가 주어졌을 때도 시간 척도 10-day에서 가장 강한 인과관계($\rho_{Xn} = 0.76$)를 나타내었다. 이러한 사실은 강수량에서 유입량으로의 가뭄 전파 시간은 10-day로 매우 짧게 나타남을 말해준다. SRIa를 유발하는 SPI를 살펴본 결과(Fig. 7의 빨간 선), $E = 3$ 에서는 시간 척도 360-day에서 가장 강한 인과관계($\rho_{Xa} = 0.62$)를 보였으며, $E = 4$ 에서는 시간 척도 360-day에서 가장 강한 인과관계($\rho_{Xa} = 0.67$)를 나타내었다. 따라서 강수량에서 방류량으로의 가뭄 전파 시간은 360-day로 매우 길어졌음을 알 수 있다. 한편, SPI에서 SRIafn으로의 인과관계는 $E = 4$ 를 적용할 때 시간 척도 360-day에서 $\rho_{Xafn} = 0.39$ 의 인과 강도를 발견할 수 있었다. 이는 유입량을 기준으로 방류량의 SRI를 계산하더라도 최소한의 인과관계는 유지되고 있으나 그 강도는 크지 않음을 살펴볼 수 있다.

SPI에서 SRI로의 인과관계는 세 가지 SRI 모두 $E = 4$ 에서 더 강한 인과관계를 얻을 수 있었으므로 합천댐 유역에 적절한 CCM 매개변수는 $E = 4$ 임을 말해준다. 또한 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파 시간은 합천댐으로 인하여 10-day에서 360-day로 매우 많이 증가하였음을 발견할 수 있다.

지금까지의 CCM 분석은 기본적으로 영향을 받는 변수와 인과 변수 사이의 동 시간에서의 인과 효과를 살펴보았다.

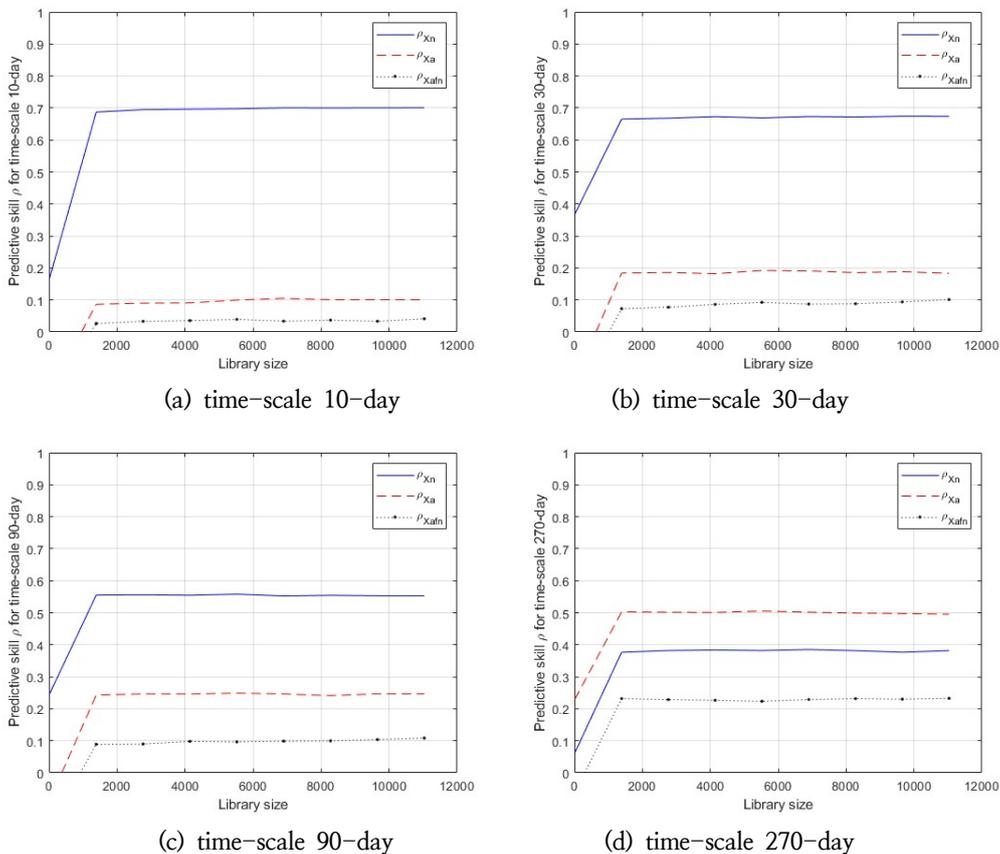
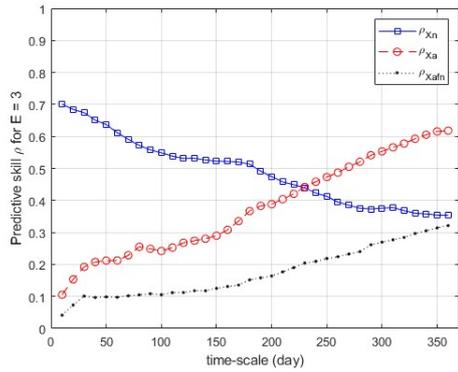
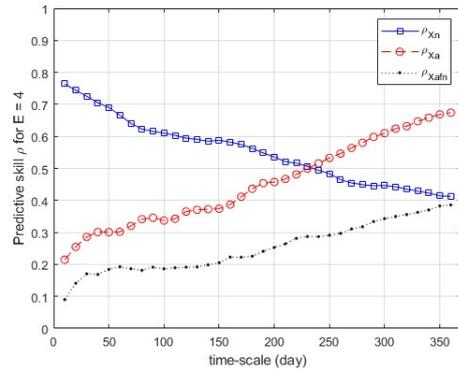


Fig. 6. CCM results of drought propagation from SPI to SRI-1 for various SPI time-scale



(a) $E = 3$



(b) $E = 4$

Fig. 7. Sensitivity of causality to embedding dimensions.

그러나 시간 지연 CCM은 원인 변수가 영향을 받는 변수에 시간 지연으로 작용하는지도 감지할 수 있으므로(Ye et al., 2015), SPI에서 SRI로의 시간 지연 인과관계를 탐색하고자 하였다. 0에서 31-day까지 시간 지연 η 을 고려하였다. 예를 들어, 지연 시간이 5-day인 경우, 5-day 선행 SPI가 당일 SRI를 유발하는 것으로 CCM 분석을 수행하였다. Fig. 8은 시간 지연이 고려된 인과 강도 ρ 를 보여준다. 이때 임베딩 차원은 모두 $E = 4$ 가 적용되었다. 또한 유입량과의 인과관계를 위한 SPI의 시간 척도(즉, 전파 시간)는 10-day가 적용되었고, 방류량과의 인과관계를 위한 SPI의 시간 척도는 360-day가 적용되었다. 유입량의 SRI인 SRIIn은 시간 척도 10-day의 SPI와 동 시간(즉, $\eta = 0$)에서 가장 큰 인과관계 ($\rho = 0.76$)를 보였으며, 선행 8-day의 SPI까지는 0.3 이상의 인과 강도를 유지하고 있음을 살펴볼 수 있다. 방류량의 SRI인 SRIa는 시간 척도 360-day의 SPI와 12-day의 시간 지연(즉, $\eta = 12$ -day)이 적용될 때 가장 큰 인과관계 ($\rho = 0.68$)를 보였으며, 고려된 최대 선행 일수인 31-day의 SPI까지 당일 SRI와 $\rho > 0.62$ 의 유의미한 인과관계를 나타내었다. 이러한 사실로부터 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로 전파될 때 합천댐 유역의 자연 상태에서는 0에서 8-day의 시간 지연이 발생했으나, 합천댐에 의해서 31-day

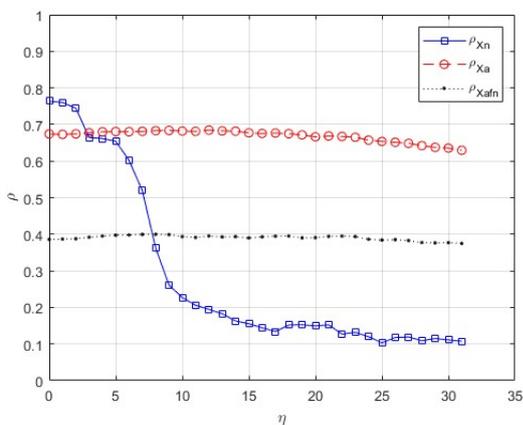


Fig. 8. Predictive skill of time-delayed causal relationship

이상의 전파 지연이 발생하였음을 알 수 있다. 참고로 유입량에 기반한 방류량의 SRI인 SRIafn은 지연 시간 8-day에서 최대의 인과 강도($\rho = 0.40$)를 보였으며, 지연 시간 0-day에서 31-day까지 0.37에서 0.40 사이의 비교적 일정한 인과 강도를 나타내었다.

3.3 CCM과 LCA를 이용한 가뭄 전파 시간 비교

3.1절과 3.2절에서 살펴본 바와 같이, SPI와 SRI의 인과관계를 분석하고자 할 때, 결정해야 할 사항은 다음과 같다: 1) SPI의 시간 척도, 2) 임베딩 차원 E , 3) 지연 시간 η . 표 1에 SPI와 3개의 SRI 사이의 인과 강도를 최대를 하는 SPI의 시간 척도, 임베딩 차원, 지연 시간을 정리하였다. 이때 SPI의 시간 척도는 1-day에서 360-day, 임베딩 차원은 $E = 3$ 또는 $E = 4$, 지연 시간은 0-day에서 31-day가 적용되었다. 즉, 총 20,340(=360×2×32)개의 조합에 대한 CCM 분석을 수행하여, 이들 중 가장 큰 인과 강도로 수렴하는 조합을 선택하였다. 또한, LCA를 동시에 수행하여, 최적 시간 척도와 지연 시간의 조합 중 가장 큰 상관 계수를 보이는 조합을 선택하였다.

Table 1의 CCM 결과에 따르면, 합천댐 유입량 기준으로 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파 시간 10-day로 지연 없이 전파되며 전파 강도는 0.76인 것으로 나타났다. 합천댐 방류량을 기준으로 전파 관계를 살펴보면, 전파 시간은 360-day로 늘어났으며 12-day 지연되어 전파되며 전파

Table 1. Final results of CCM and LCA analysis

Method		SPI-SRIIn	SPI-SRIa	SPI-SRIafn
CCM	time-scale	10-day	360-day	330-day
	E	4	4	44
	η	0-day	12-day	22-day
	ρ	0.76	0.68	0.40
LCA	time-scale	20-day	360-day	360-day
	η	0-day	9-day	0-day
	ρ	0.72	0.66	0.39

강도는 0.68이다. 유입량에 기반한 방류량의 변화로 가뭄 전파에서의 합천댐의 영향을 살펴보면 전파 시간은 330-day, 지연 시간은 22-day, 전파 강도는 0.40인 것으로 나타났다. 즉 합천댐은 합천댐 유역에서 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로 전파되는 시간을 대폭 증가시켰으며(10-day에서 360-day 또는 330-day), 전파가 시작되는 시기(즉, 지연 시간)도 10-day 이상으로 늦추는(0-day에서 12-day 또는 22-day) 효과를 가진다고 말할 수 있다. 하지만, 기상학적 가뭄과 수문학적 가뭄의 인과 강도는 0.76에서 0.68(또는 0.40)로 낮추는 효과를 보인다. 즉, 합천댐은 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로 전파 시에 전파 시간과 지연 시간은 증가시키며, 기상학적 가뭄과 수문학적 가뭄의 전파 강도는 낮추는 것으로 나타났다.

SPI에서 SRIn으로의 CCM 분석과 LCA는 서로 유사한 결과를 나타내었다. 즉, SPI의 최적 시간 척도로 결정되는 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 전파 시간은 10-day 또는 20-day로 두 개의 분석 모두 유사하였으며, 전파 지연 시간도 두 개의 분석 모두에서 0-day인 것으로 나타났다. SPI에서 SRla로의 CCM 분석과 LCA에서는 가뭄 전파 시간은 360-day로 같았으나, 전파 지연 시간은 각각 12-day와 9-day로 약간의 차이가 발생하였다. SPI와 SRlafn의 관계는 전파 시간에서는 각각 330-day와 360-day로 큰 차이가 없었으나, 지연 시간에서는 CCM 분석은 22-day, LCA에서는

0-day로 큰 차이가 있는 것으로 나타났다. 물리적으로 댐에 의한 영향이 크게 작용할수록 전파 시간이나 지연 시간이 더 크게 나타나는 것은 당연한 사실이므로, 선형 상관관계에 의해 산정된 전파 시간 및 지연 시간보다는 CCM에 의해 산정된 전파 시간 및 지연 시간이 더 합리적임을 살펴볼 수 있다.

다만, 이후에는 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로 전파될 때, 수공 구조물로 인하여 전파 시간 및 지연 시간이 증가하는 이유에 대한 물리적 기반을 더 명확히 이해될 필요가 있다. 수공 구조물의 크기, 운영 방식, 대상 유역의 특성 등이 전파 특성에 어떤 영향을 미칠 것인지에 대한 추가 탐색이 필요하다.

전체 자료 기간에 대한 분석은 두 방법 사이의 차이만 부각할 뿐 어떤 분석이 더 타당한 것인지를 명확하게 보여주지 못하므로, 본 연구에서는 자료 기간에 변화를 주어 어떤 방법이 자료 기간에 무관하게 더 견고한 결과를 주는지를 살펴 보았다. 우리가 분석할 수 있는 전체 자료 기간이 1990~2023년(34년)이므로, 1990~1996년, 1997년~2003년, 2004~2010년, 2011~2017년, 2018~2023년으로 5개 구간으로 자료를 나누어(Fig. 9에서 각각 time period 1, 2, 3, 4, 5) 각각 두 방법의 결과를 비교하였다(Fig. 9). Fig. 9에서 실선은 각 방법의 전체 시간 구간에서의 결과이다.

CCM을 이용한 SPI에서 SRIn으로의 가뭄 전파 분석에서는 시간 구간에 상관없이 모두 임베딩 차원 $E = 4$ 가 최적인

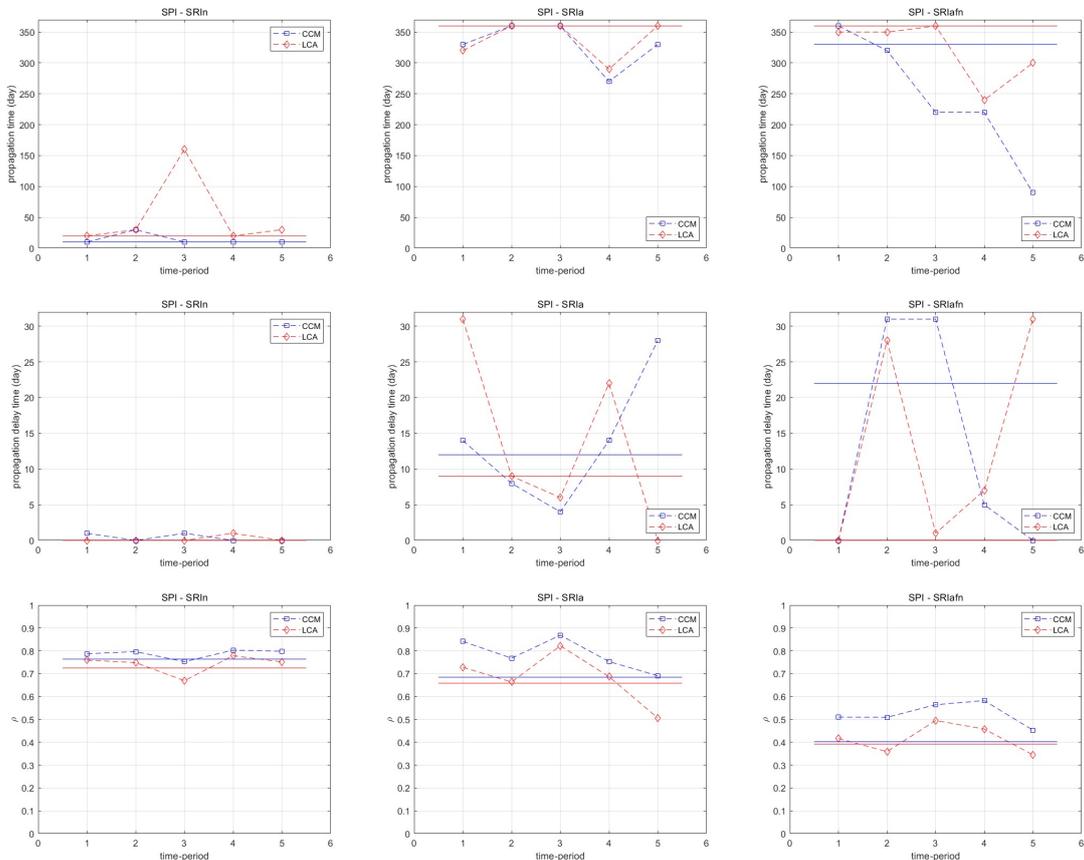


Fig. 9. Changes in propagation time characteristics over time periods of data

었으며, 두 번째 시간 구간의 전파 시간 30-day를 제외하고 나머지 시간 구간의 전파 시간은 모두 10-day로 같았다(Fig. 9의 좌측 맨 위). 참고로 전체 시간 구간에 대한 전파 시간은 10-day이었다. 하지만 LCA에서는 전파 시간이 시간 구간에 따라 20-day와 30-day로 계산되었으며, 심지어 세 번째 시간 구간의 전파 시간은 160-day로, LCA를 이용한 전체 시간 구간의 전파 시간인 20-day와는 큰 차이를 나타내었다. SPI에서 SRIa으로의 가뭄 전파 분석에서는 CCM과 LCA 사이에 큰 차이를 발견할 수 없었다(Fig. 9의 가운데 맨 위). SPI에서 SRIafn으로의 가뭄 전파 분석 시에는 LCA의 결과가 시간 구간의 변화에 대해 더 견고한 것으로 나타났다(Fig. 9의 오른쪽 맨 위). CCM은 최근의 시간 구간으로 올수록 가뭄 전파 시간이 360-day에서 90-day까지 줄어들었다.

Fig. 9의 두 번째 행의 그림들은 시간 구간에 따른 전파 지연 시간의 변화를 보여준다. CCM과 LCA 사이의 차이가 크지 않음을 알 수 있으나, SPI에서 SRIa 또는 SPI에서 SRIafn으로의 가뭄 전파 시의 전파 지연 시간은 시간 구간에 따라 변동성이 높은 것으로 나타났다. 이러한 사실은 가뭄 전파 특성에 대한 댐의 영향을 살펴볼 때 시계열 자체의 분석도 중요하지만, 댐 운영 방식의 변화도 중요하게 다루어질 필요가 있음을 말해준다. 참고로 합천댐의 경우 가뭄 시에 남강댐과 연계하여 방류량이 조정되는 때가 많으며, 2017년부터는 가뭄 시에 용수공급조정 기준에 따른 방류량 조정도 시행되고 있다. 이러한 댐 운영 여건의 변화가 전파 시간이나 전파 지연 시간에 영향을 미쳤을 가능성이 있다. 또 한 가지 추론은 인과관계 분석이든 선형 상관관계 분석이든, 분석에 필요한 자료 기간의 중요성이다. 6년 또는 7년 기간의 분석은 견고한 결과를 얻기에 적당히 길지 않을 수 있기 때문이다. 이를 명확히 하기 위해서는 더 장기간의 자료를 통한 분석이 수행될 필요가 있다.

Fig. 9의 세 번째 행의 그림들은 시간 구간에 따른 인과 강도 또는 상관 계수의 변화를 보여준다. 전반적으로 CCM의 인과 강도가 LCA의 상관 계수보다 큼을 발견할 수 있다. 이는 CCM은 SPI에서 SRI로 단방향 인과관계만을 추론하며, LCA는 SPI와 SRI 사이의 수치적인 상관관계만 설명하기 때문으로 판단된다. 한가지 주목할 만한 것은 SPI에서 SRIa, SPI에서 SRIafn 모두 전체 기간의 인과 강도가 각 시간 구간에서의 인과 강도 중 가장 작은 값과 유사하다는 사실이다. 그러나 LCA의 전체 시간 구간에서의 상관 계수는 각 시간 구간에서의 상관 계수의 평균과 유사하다. 이러한 사실은 CCM이 다루고 있는 시간 구간 내에서 더 보수적으로 전파 강도를 추론하고 있음을 의미한다.

4. 결론

본 연구에서는 한반도 동남부에 있는 합천댐 유역에서의 강수량, 유입량, 방류량 자료를 이용하여 인과 기반 가뭄 전파를 조사했다. CCM을 사용하여 관측된 강수량 및 댐 유입량 자료와 댐 방류량 자료에서 직접 SPI와 SRI 사이의 인과

관계를 식별하였다. 결과는 물리적 기반의 강우-유출 프로세스로 인해 SPI와 SRIa 사이에서 가장 강력한 인과관계가 관찰됨을 보여준다. SPI와 SRIa의 인과관계는 SPI의 시간 척도가 증가하면서 SPI-SRIa의 인과관계보다 더 강하게 작용하였다.

인과관계 분석은 다양한 시간 척도에 대한 합천댐 유역의 SPI와 SRIa, SRIafn 사이의 인과관계의 강도를 드러내어 전체 전파 시스템에 대한 통찰력을 제공한다. 합천댐 직상류에서는 강수량이 10일 동안에 유입량에 지연될 없이 가장 강한 인과적 영향을 미치지만, 합천댐 직 하류에서는 강수량이 댐의 영향으로 1년 동안에 방류량에 12일 지연되어 가장 강한 인과적 영향을 미치고 있음을 살펴볼 수 있었다.

CCM 기반과 선형 상관 분석을 이용한 가뭄 전파 해석을 비교할 때, 기상학적 가뭄에서 수문학적 가뭄으로의 자연적인 전파뿐만 아니라 댐 운영의 영향에 따른 인위적인 전파도 자료 기간에 상관없이 CCM이 더 안정적인 결과를 보여주었다. CCM 결과를 이용하여 더 구체적으로 인과관계 기반 가뭄 전파를 분석하는 것을 향후 연구 과제로 남겨둔다. 추후 댐 방류량 조절이나 수문학적 관리 방침이 가뭄 전파에 미치는 영향을 더 세부적으로 분석하는 것이 필요할 것이다. 댐 운영 방식이 실제 가뭄 전파 과정에 어떻게 영향을 미치는지 구체적으로 다룰 수 있다면 인과관계 기반 가뭄 전파 연구의 실용적 가치를 더 높일 수 있을 것이다.

감사의 글

본 결과물은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원의 가뭄대응 물관리 혁신기술 개발사업의 지원을 받아 연구되었습니다.(RS-2023-00230286)

References

- Barraquand, F., Picoche, C., Detto, M. and Hartig, F. (2021). Inferring species interactions using Granger causality and convergent cross mapping, *Theor. Ecol.*, 14(1), 87–105.
- Bonotto, G., Peterson, T.J., Fowler, K. and Western, A.W. (2022). Identifying causal interaction between groundwater and streamflow using convergent cross-mapping, *Water Resour. Res.*, 58(8) e2021WR030231.
- Chang, C.W., Ushio, M. and Hsieh, C.H. (2017). Empirical dynamic modeling for beginners, *Ecol. Res.*, 32(6), 785–796.
- Chang, C.W., Ye, H., Miki, T., Deyle, E.R., Souissi, S., Anneville, O., Adrian, R., Chiang, Y.R., Ichise, S., Kumagai, M., Matsuzaki, S.S., Shiah, F.K., Wu, J.T., Hsieh, C.H. and Sugihara, G. (2020). Long-term warming destabilizes aquatic ecosystems through weakening biodiversity-mediated causal networks, *Glob. Chang. Biol.*, 26(11), 6413–6423.
- Ding, Y., Xu, J., Wang, X., Cai, H., Zhou, Z., Sun, Y. and

- Shi, H. (2021). Propagation of meteorological to hydrological drought for different climate regions in China, *J. Environ. Manag.*, 283, 111980.
- Elkhouk, A., Pokhrel, Y., Satoh, Y. and Bouchaou, L. (2022). Implications of changes in climate and human development on 21st-century global drought risk, *J. Environ. Manag.*, 317, 115378.
- Hellwig, J., de Graaf, I.E.M., Weiler, M. and Stahl, K., (2020). Large-scale assessment of delayed groundwater response to drought, *Water Resour. Res.*, 56(2) e2019WR025441.
- Ionita, M., Nagavciuc, V., Scholz, P. and Dima, M. (2022). Long-term drought intensification over Europe driven by the weakening trend of the Atlantic meridional overturning circulation, *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 42, 101176.
- Jung, H., Won, J., Kang, S. and Kim, S. (2022). Characterization of the Propagation of Meteorological Drought Using the Copula Model, *Water*, 14(20), 3293.
- Jung, H., Won, J., Kang, S. and Kim, S. (2023). Spatiotemporal variability of vegetation response to meteorological drought on the Korean Peninsula, *Hydrology Research*, 54(12), 1626.
- Kadir, M., Fehri, R., Souag, D. and Vanclooster, M. (2020). Exploring causes of streamflow alteration in the Medjerda River, Algeria. *J. Hydrol. Reg. Stud.*, 32, 100750.
- Lee, C., Seo, J., Won, J. and Kim, S. (2023). Optimal probability distribution and applicable minimum time-scale for daily standardized precipitation index time series in South Korea, *Atmosphere*, 14, 1292.
- McKee, T.B., Doesken, N.J. and Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales, *Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, pp. 179–184.
- Mønster, D., Fusaroli, R., Tylén, K., Roepstorff, A. and Sherson, J. F. (2017). Causal inference from noisy time-series data—Testing the Convergent Cross-Mapping algorithm in the presence of noise and external influence, *Future Generation Computer Systems*, 73, 52–62.
- Ombadi, M., Nguyen, P., Sorooshian, S. and Hsu, K. (2020). Evaluation of methods for causal discovery in hydrometeorological systems, *Water Resour. Res.*, 56(7) e2020WR027251.
- Seo, J., Won, J., Lee, H. and Kim, S. (2024). Probabilistic monitoring of meteorological drought impacts on water quality of major rivers in South Korea using copula models, *Water Research*, 251, 121175.
- Shi, H., Zhao, Y., Liu, S., Cai, H. and Zhou, Z. (2022). A new perspective on drought propagation: causality. *Geophys. Res. Lett.*, 49(2) e2020GL096758.
- Shiau, J. (2023). Causality-based drought propagation analyses among meteorological drought, hydrologic drought, and water shortage, *Science of The Total Environment*, 888, 164216.
- Stagge, J.H., Tallaksen, L.M., Gudmundsson, L., Van Loon, A.F. and Stahl, K. (2015). Candidate distributions for climatological drought indices (SPI and SPEI). *Int. J. Climatol.*, 35(13), 4027–4040.
- Sugihara, G., May, R., Ye, H., Hsieh, C.H., Deyle, E., Fogarty, M. and Munch, S. (2012). Detecting causality in complex ecosystems. *Science*, 338(6106), 496–500.
- Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in fluid turbulence. In: Rand, D., Young, L.S. (Eds.), *Dynamical Systems and Turbulence*, Springer-Verlag, Berlin.
- Tsonis, A.A., Deyle, E.R., Ye, H. and Sugihara, G. (2018). Convergent cross mapping: theory and an example. In: Tsonis, A.A. (Ed.), *Advances in Nonlinear Geosciences*. Springer International Publishing.
- Vicente-Serrano, S.M., Quiring, S.M., Peña-Gallardo, M., Yuan, S. and Domínguez-Castro, F. (2020). A review of environmental droughts: increased risk under global warming?, *Earth Sci. Rev.*, 201, 102953.
- Won, J. and Kim, S. (2023). Ecological drought condition index to monitor vegetation response to meteorological drought in Korean Peninsula. *Remote Sensing*, 15(2), 337.
- Won, J., Choi, J., Lee, O., Park, M. and Kim, S. (2020). Two Ways to Quantify Korean Drought Frequency: Partial Duration Series and Bivariate Exponential Distribution, and Application to Climate Change, *Atmosphere*, 11(5), 476.
- Won, J., Seo, J. and Kim, S. (2022). A copula model integrating atmospheric moisture demand and supply for vegetation vulnerability mapping, *Science of The Total Environment*, 812, 151464.
- Wu, J., Chen, X., Yao, H. and Zhang, D. (2021). Multi-timescale assessment of propagation thresholds from meteorological to hydrological drought, *Sci. Total Environ.*, 765, 144232.
- Yang, X., Wang, Z.H., Wang, C. and Lai, Y.C. (2022). Detecting the causal influence of thermal environments among climate regions in the United States, *J. Environ. Manag.*, 322, 116001.
- Zhang, T., Su, X., Zhang, G., Wu, H., Wang, G. and Chu, J. (2022b). Evaluation of the impacts of human activities on propagation from meteorological drought to hydrological drought in the Weihe River basin, China. *Sci. Total Environ.*, 819, 153030.