

# 基于多尺度评估的东江流域干旱指数适用性研究

黄 强, 王子妙, 林嘉耀

深圳职业技术大学材料与环境工程学院, 广东 深圳

收稿日期: 2026年3月24日; 录用日期: 2026年4月21日; 发布日期: 2026年4月29日

## 摘 要

东江流域作为粤港澳大湾区的重要水源地, 干旱事件频发, 对水资源安全构成严重威胁。为评估不同干旱指数在该流域的适用性, 本研究基于ERA5-Land再分析资料, 选取物理机制类(scPDSI、HWPD)和标准化类(SPI、SPEI、EDDI、SESR、SSMI、SRI)共8类指数, 从月尺度和候尺度两个维度, 综合运用相关性分析、事件识别、跨尺度一致性评价及水库实测数据验证等方法, 系统评估各指数对气象、农业、水文、生态干旱的刻画能力。结果表明: 标准化类指数在干旱演变与传播研究中适用性更优, SPEI和SESR能更有效捕捉气象干旱向土壤干旱的传播, EDDI对径流亏缺具有更直接的指示作用; 水文/生态指数(SSMI、SRI、SESR)在长历时干旱监测中更具优势, 与水库蓄水变化相关性最高, 与1963年、2004年及2020~2021年三场历史干旱记录高度吻合。研究结果为东江流域干旱监测指数的优选与多尺度协同应用提供了科学依据。

## 关键词

干旱指数, 适用性评估, 多尺度, 东江流域

## A Study on the Applicability of Drought Indices in the Dongjiang River Basin Based on Multi-Scale Assessment

Qiang Huang, Zimiao Wang, Jiayao Lin

School of Materials and Environmental Engineering, Shenzhen Polytechnic University, Shenzhen Guangdong

Received: March 24, 2026; accepted: April 21, 2026; published: April 29, 2026

## Abstract

As an important water source for the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, the Dongjiang River Basin is frequently affected by drought events, posing a serious threat to water security. To evaluate the applicability of different drought indices in this basin, this study selected eight types

of indices, including physically-based indices (scPDSI, HWPD) and standardized indices (SPI, SPEI, EDDI, SESR, SSMI, SRI), based on ERA5-Land reanalysis data. From both monthly and pentad scales, the capability of each index in characterizing meteorological, agricultural, hydrological and ecological droughts was systematically assessed using correlation analysis, drought event identification, cross-scale consistency evaluation, and validation against reservoir observations. The results show that standardized indices exhibit better applicability in drought evolution and propagation studies, with SPEI and SESR more effectively capturing the propagation from meteorological to agricultural drought, and EDDI providing a more direct indication of runoff deficits. Hydrological/ecological indices (SSMI, SRI, SESR) show greater advantages in monitoring long-duration droughts, displaying the highest correlations with reservoir storage changes and showing strong agreement with the historical drought records of 1963, 2004, and 2020~2021. The findings provide a scientific basis for the selection of drought indices and their multi-scale synergistic application in the Dongjiang River Basin.

## Keywords

Drought Index, Applicability Assessment, Multi-Scale, Dongjiang River Basin

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

干旱作为影响范围最广、损失最严重的自然灾害之一，其发生频率和强度在气候变化背景下呈增加趋势[1]-[3]。东江流域是粤港澳大湾区核心水源地，近年来干旱事件频发，尤其2020~2021年遭遇历史罕见的秋冬春夏连旱，给区域供水安全带来严峻挑战[4]。准确识别干旱并评估其严重程度，是水资源管理和防灾减灾的基础。

干旱指数是量化干旱程度的主要工具。目前常用的干旱指数可分为物理机制类和标准化类两大类。物理机制类指数如帕尔默干旱指数(PDSI)及其自校准版本(scPDSI)基于土壤水量平衡模型，综合考虑降水、温度、土壤湿度及前期条件，具有较强的物理意义[5][6]。标准化类指数如标准化降水指数(SPI)、标准化降水蒸散发指数(SPEI)、蒸发需求干旱指数(EDDI)等基于概率统计方法，具有多尺度特性和空间可比性[7]-[9]。近年来，基于实际蒸散发与潜在蒸散发比值的标准化蒸发应力比(ESR)、标准化土壤湿度指数(SSMI)和标准化径流指数(SRI)也被广泛应用于农业和水文干旱监测[10]-[12]。此外，针对骤发干旱的识别，学者提出了热浪和降水亏缺(HWPD)框架[13]。

然而，不同干旱指数在特定区域的适用性存在差异，目前尚缺乏对东江流域干旱指数识别能力的系统评估。为此，本研究基于ERA5-Land再分析资料，从月尺度和候尺度两个维度，对多类代表性干旱指数进行系统比较，评估其在东江流域的干旱识别能力，以期为区域干旱监测与水资源管理提供科学依据。

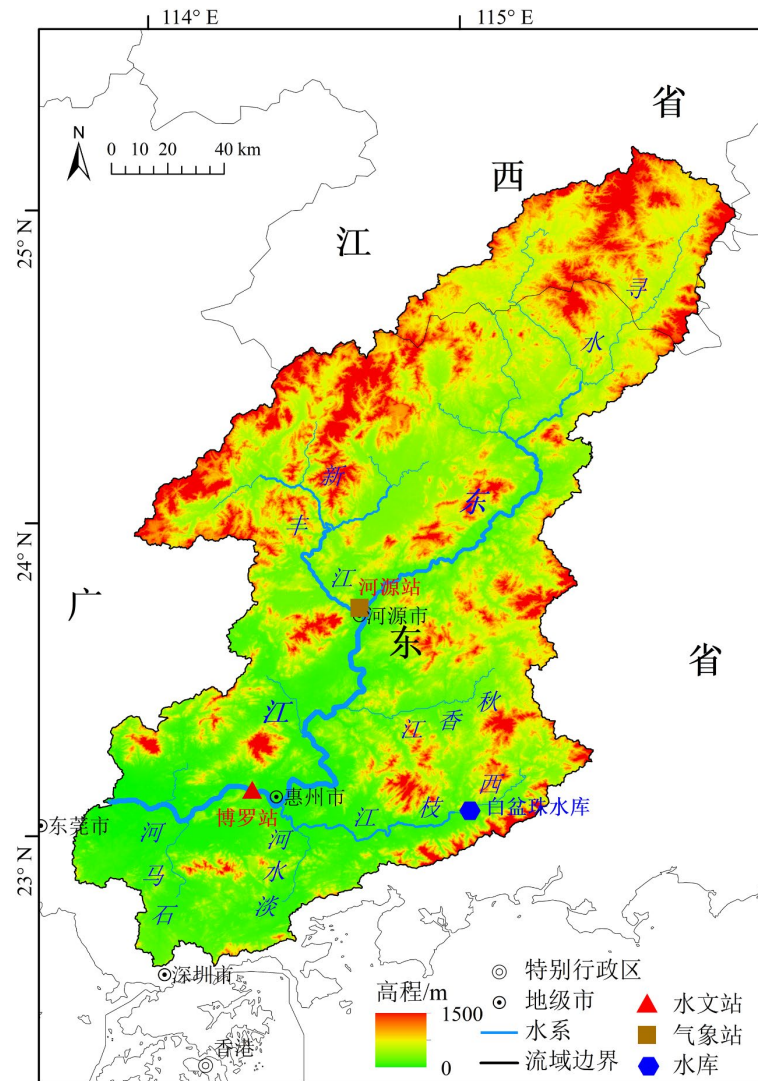
## 2. 研究区域与数据

本节介绍东江流域的地理位置、气候水文特征及其在粤港澳大湾区的重要供水作用，然后说明本研究所采用的多源数据来源、时空分辨率及预处理方法。

### 2.1. 研究区概况

东江是珠江流域主要支流之一(地理位置见图1)，流域总面积约3.53万km<sup>2</sup>，多年平均径流量257

亿  $m^3$ 。流域地处亚热带季风气候区，多年平均气温  $14^{\circ}C\sim 20^{\circ}C$ ，年降水量  $1200\sim 2200\text{ mm}$ ，但时空分布不均，汛期(4~9月)降水量占全年 80%以上。作为粤港澳大湾区重要水源地，东江为深圳、广州等城市提供生活、生产和生态用水。尽管地处湿润区，但由于降水年际波动剧烈、季节性分配不均，加之社会经济快速发展带来的用水需求持续攀升，流域人均水资源占有量仅约  $800\text{ m}^3/\text{年}$ ，低于国际公认的水资源紧张警戒线[14][15]。近年来，受气候变化和人类活动双重影响，东江流域干旱事件发生频率呈上升趋势[16]。



注：该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为 GS(2019)4345 号的标准地图制作，底图无修改。

Figure 1. The geographical location of the Dongjiang river basin  
图 1. 东江流域地理位置示意图

## 2.2. 数据

本研究采用的数据来源于欧洲中期天气预报中心(ECMWF)发布的 ERA5-Land 再分析产品。从该产品中提取了 1950~2024 年逐候(5天)和逐月气象、土壤水分和径流数据，空间分辨率为  $0.1^{\circ}\times 0.1^{\circ}$ ，包括：2米气温、2米露点温度、10米风速、下行短波辐射、大气表面压力、总降水量、实际蒸散发量、径流量，

以及三层体积土壤含水量(0~7 cm、7~28 cm、28~100 cm)。基于气温和露点温度,采用 Magnus 公式[17]计算饱和水汽压差;基于气温、风速、饱和水汽压差、下行短波辐射、大气表面压力,采用 FAO-56 Penman-Monteith 公式[18]计算潜在蒸散发;采用厚度加权平均法计算 0~100 cm 根区土壤水分含量,该土层是植被根系吸水的关键区域,对干旱胁迫较为敏感,被用作干旱特征识别的核心依据[19] [20]。

### 3. 研究方法

本研究采用的研究方法包括多类干旱指数、干旱事件的识别方法以及评估干旱指数适用性的统计手段。

#### 3.1. 干旱指数

本研究选取 8 类代表性干旱指数,涵盖物理机制类和标准化类两大类(表 1)。所有指数均基于 ERA5-Land 驱动数据计算,时间尺度包括月尺度和候尺度。标准化指数的计算均采用动态阈值方法,即按月(或候)分别拟合概率分布,以消除季节波动对干旱识别的影响。

**Table 1.** Classification, definition, and temporal scales of the adopted drought indices

**表 1.** 采用的干旱指数分类、定义及时间尺度

大类	子类	指数	定义	尺度
物理机制类	物理模型	scPDSI	基于两层土壤水量平衡模型的自校准帕尔默干旱指数,综合考虑降水、温度、土壤湿度和前期条件,并根据当地气候自动校准参数,具有更好的空间可比性。	月
	骤发干旱识别框架	HWPD	基于高温热浪和降水亏缺两种驱动机制的骤发干旱识别框架,用于分类识别热浪驱动型和降水亏缺驱动型骤发干旱事件。	候
标准化指数类	基于水分亏缺的标准化指数	SPI	标准化降水指数,通过对历史降水序列拟合概率分布并标准化得到,反映水分供给的异常状况。	月/候
		SPEI	标准化降水蒸散发指数,通过对降水与潜在蒸散发之差拟合概率分布并标准化得到,综合考虑了水分供给与大气需求。	月/候
	基于蒸散发过程的标准化指数	EDDI	蒸发需求干旱指数,通过对大气蒸发需求拟合概率分布并标准化得到,反映大气抽水能力的异常。	月/候
		SESR	标准化蒸发应力比,通过对实际蒸散发与潜在蒸散发的比值拟合概率分布并标准化得到,反映生态系统对水分胁迫的实际响应状态。	月/候
	基于土壤水/径流的标准化指数	SSMI	标准化土壤湿度指数,通过对土壤湿度序列拟合概率分布并标准化得到,直接反映农业/生态干旱。	月/候
		SRI	标准化径流指数,通过对径流序列拟合概率分布并标准化得到,直接反映水文干旱。	月/候

##### 3.1.1. 标准化类指数

标准化类指数基于统计概率分布构建,具有多尺度特性和空间可比性。本研究采用 2 个月滑动窗口(基于时滞相关分析确定的最优尺度,图 2)构建累积降水、累积潜在蒸散发和平均土壤湿度序列,作为指数计算的输入数据。

标准化降水指数(SPI) [7]: 对 2 个月累积降水量序列拟合 Pearson III 型分布,经正态标准化得到。

标准化降水蒸散发指数(SPEI) [8]: 对 2 个月累积降水量与累积潜在蒸散发的差值序列拟合 Log-logistic 分布,经正态标准化得到。

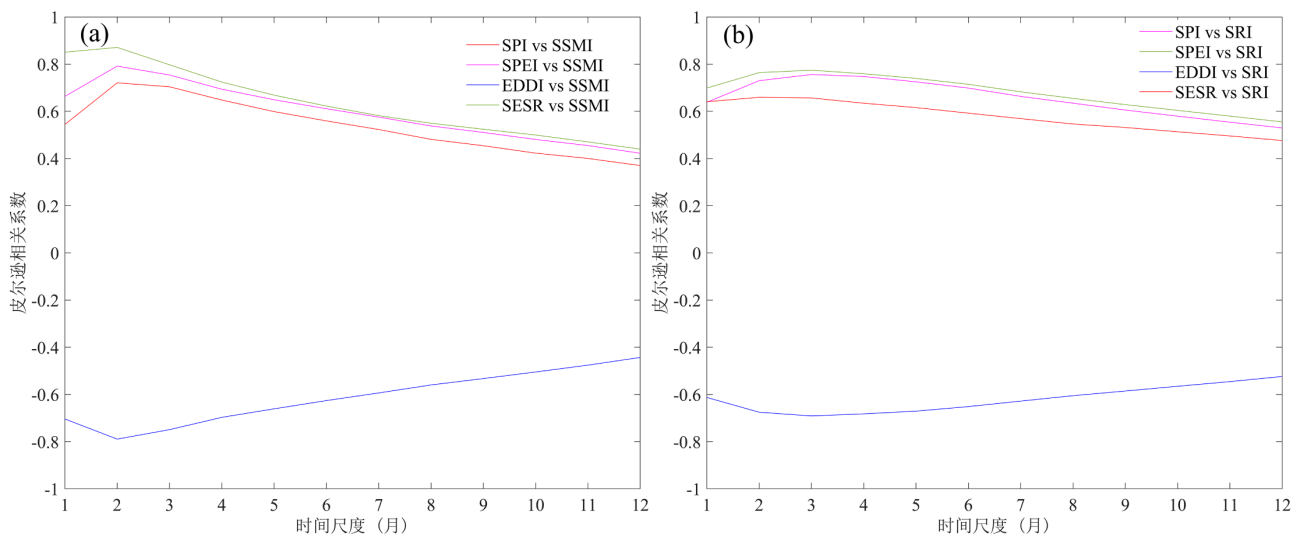
蒸发需求干旱指数(EDDI) [9]: 基于大气蒸发需求(E0)构建, E0 采用 FAO-56 Penman-Monteith 公式

计算；对 E0 序列拟合 Log-logistic 分布后标准化得到。

标准化蒸发应力比(ESR) [10]：先计算实际蒸散发(AET)与潜在蒸散发(PET)的比值(ESR)，再对 ESR 序列拟合 Log-logistic 分布后标准化得到。

标准化土壤湿度指数(SSMI) [11]：对 3 个月平均土壤湿度序列采用与 SPI 相同的标准化方法计算。

标准化径流指数(SRI) [12]：对逐月径流量序列采用与 SPI 相同的标准化方法计算。



**Figure 2.** Correlation of SPI, SPEI, EDDI and SESR with SSMI and SRI at 1- to 12-month scales: (a) correlation with SSMI, (b) correlation with SRI

**图 2.** 1~12 月尺度 SPI、SPEI、EDDI 和 SESR 分别与 SSMI 和 SRI 的相关性：(a) 与 SSMI 的相关性，(b) 与 SRI 的相关性

### 3.1.2. 物理机制类指数

#### (1) 自校准帕尔默干旱指数(scPDSI)

scPDSI 基于两层土壤水量平衡模型，综合考虑降水、温度、土壤湿度和前期条件，并根据当地气候自动校准参数，具有更好的空间可比性[5] [6]。

#### (2) 热浪和降水亏缺骤发干旱识别框架(HWPD)

HWPD 是基于高温热浪和降水亏缺两种驱动机制的骤发干旱识别框架。该框架通过候尺度监测蒸发需求的快速上升和降水亏缺的持续偏低，识别两类骤发干旱事件。识别标准为[13]：① 高温热浪型：气温距平值大于 1 个标准差，实际蒸散发量距平值大于 0，降水量距平值小于 0，且土壤湿度分位数小于 40%分位数；② 降水亏缺型：降水量分位数小于 40%分位数，实际蒸散发量距平值小于 0，气温距平值大于 1 个标准差，且土壤湿度分位数小于 40%分位数。

## 3.2. 干旱识别方法

### (1) 月时间尺度干旱识别

基于各指数逐月序列，采用阈值法识别干旱状态。对于标准化指数(SPI、SPEI、EDDI、SESR、SSMI、SRI)，以 20<sup>th</sup> 分位数作为干旱阈值，即当指数值  $\leq -0.84$  时判定该时刻为干旱，标记为 1；否则为非干旱，标记为 0。根据经典物理阈值划分[6]，scPDSI 的干旱识别阈值为-1.0。

### (2) 候时间尺度干旱识别

骤发干旱的识别主要依据两个特征：干旱发展速度与干旱影响[21]。Ford 和 Labosier [22]提出，骤发干旱的发展速度标准为观测变量百分位数在不超过 4 候的时间内从第 40 百分位以上下降至第 20 百分位

以下, 该定义目前已被广泛采用[23]-[25]。干旱影响则通常以干旱状态持续某一时段为判断依据。根据 Yuan 等[26]的研究, 持续不少于 3 候的骤发干旱会对生态系统造成显著影响。基于此, 本研究采用如下的候尺度干旱识别标准:

① 当干旱指数百分位数持续低于第 20 百分位数超过 3 候, 即识别一次准干旱事件;

② 若某次干旱事件中, 干旱指数百分位数在 4 候内从第 40 百分位以上迅速降至第 20 百分位以下, 则将该事件识别为骤发干旱;

③ 若干旱持续时间在 6 至 18 候之间(约 1 至 3 个月), 则识别为季节性干旱;

④ 若干旱持续时间超过 18 候(约 3 个月), 则识别为跨季节性干旱。

(3) 跨尺度干旱识别一致性

将候尺度干旱标记按月份聚合, 定义: 如果一个月内有至少  $k$  个候被识别为干旱(本研究取  $k=3$ ), 则将该月标记为干旱状态。然后与月尺度指数识别的真实干旱状态进行对比, 构建混淆矩阵, 计算以下评价指标:

准确率: 总体判断正确的比例

$$\text{准确率} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (1)$$

式中,  $TP$  为候尺度指数识别为干旱, 月尺度指数也识别为干旱的总月份数;  $TN$  为候尺度指数识别为非干旱, 月尺度指数也识别为非干旱的总月份数;  $FP$  为候尺度指数识别为干旱, 月尺度指数却识别为非干旱的总月份数;  $FN$  为候尺度指数识别为非干旱, 月尺度指数却识别为干旱的总月份数。

命中率: 真实干旱月份中被正确识别的比例

$$\text{命中率} = TP / (TP + FN) \quad (2)$$

精确率: 聚合干旱月份中真实干旱的比例

$$\text{精确率} = TP / (TP + FP) \quad (3)$$

误报率: 非干旱月份被误判为干旱的比例

$$\text{误报率} = FP / (TN + FP) \quad (4)$$

$F1$  分数: 精确率和命中率的调和平均, 综合反映识别性能

$$F1 = 2 \times (\text{精确率} \times \text{命中率}) / (\text{精确率} + \text{命中率}) \quad (5)$$

Kappa 系数: 扣除随机一致性后的一致性度量

$$\text{Kappa} = 2 \times (\text{精确率} - Pe) / (1 - Pe) \quad (6)$$

式中  $Pe$  为随机一致性期望:

$$Pe = [(TP + FP)(TP + FN) + (FN + TN)(FP + TN)] / (TP + TN + FP + FN)^2 \quad (7)$$

$F1$  越高表示候尺度指数通过简单聚合后与月尺度指数识别结果越一致, 说明该指数在两种尺度上具有较好的连贯性; 反之, 若  $F1$  较低, 可能意味着该指数的干旱定义在尺度转换中丢失信息, 或存在尺度依赖性。Kappa 值越接近 1, 表示一致性越好; 接近 0 表示与随机相当; 小于 0 表示比随机还差。

## 4. 结果与分析

从干旱指数间的相关性、干旱事件识别能力、跨尺度一致性以及实际旱情验证四个方面, 系统呈现东江流域多类干旱指数的适用性评估结果。

### 4.1. 干旱指数间的相关性特征

各干旱指数间的皮尔逊相关系数( $r$ )矩阵如图 3 所示。对于月尺度指数(图 3(a)), 整体而言, 标准化类指数间(SPI、SPEI、EDDI、SES、SSMI 和 SRI)的相关性显著高于物理机制类指数(scPDSI), 且 scPDSI 与 SSMI 和 SRI 呈现较低的相关性( $r$  分别为 0.41 和 0.45), 表明, 表明在探究干旱演变与传播机制时, 标准化类指数具有更好的适用性和敏感性。在同类型指数的比较中, SPEI 与 SSMI 的相关性( $r=0.72$ )高于 SPI 与 SSMI ( $r=0.65$ ), SESR 与 SSMI 的相关性( $r=0.58$ )亦高于 EDDI 与 SSMI ( $r=-0.51$ )。这表明融合了蒸散发信息的 SPEI 和反映实际蒸发应力的 SESR, 能更有效地捕捉从气象干旱到土壤干旱的传播过程。相比之下, EDDI 与 SRI 的相关系数( $r=-0.68$ )略高于 SESR 与 SRI ( $r=-0.66$ ), 反映了大气蒸发需求的异常 (EDDI)对地表径流亏缺具有更直接的控制作用。这是因为 EDDI 直接表征大气“抽水”能力, 其增强会加速地表水分散失, 从而更迅速地影响径流形成; 而 SESR 反映的是植被在水分胁迫下的蒸腾抑制, 对径流的影响相对间接, 存在一定的滞后与缓冲。

候尺度干旱指数间的相关系数矩阵如图 3(b)所示。总体而言, 相较于月尺度, 候尺度气象干旱指数 (SPI、SPEI、EDDI)与土壤干旱指数(SSMI)和水文干旱指数(SRI)的相关性有所降低, 反映出更高时间分辨率下干旱信号传播的不确定性增强。其中, SESR 与其他指数的相关性整体较高, 尤其与 SSMI 的相关系数达 0.76, 显著高于其他指数, 表明 SESR 在候尺度上能有效耦合土壤水分变化, 较好地表征植被对水分胁迫的即时响应。在同类型指数的比较中, SPEI 与 SSMI ( $r=0.62$ )和 SRI ( $r=0.51$ )的相关性均高于 SPI, 说明在候尺度上引入蒸散发效应的 SPEI 仍优于仅依赖降水的 SPI, 更适用于捕捉短时干旱的传播过程。此外, SESR 与 SSMI ( $r=0.76$ )和 SRI ( $r=0.52$ )的相关性均高于 EDDI(与 SSMI 和 SRI 的  $r$  绝对值分别为 0.63 和 0.46), 进一步印证了 SESR 在刻画生态-水文耦合响应方面的优势。

综上, 不同指数在刻画干旱传播中的物理角色有所差异: SPEI 和 SESR 更适宜监测土壤干旱的演变, 而 EDDI 在水文干旱的预警中更具优势; 候尺度下 SESR 在反映土壤干旱与水文干旱的关联中表现最为突出, SPEI 在气象干旱向其他类型干旱传播的刻画中仍具有良好适用性。

为进一步探究不同时间尺度下干旱指数间的响应关系, 分别对候尺度和月尺度指数的进行滞后相关分析, 结果如图 4 和图 5 所示。候尺度分析表明, SPI/SPEI 与 SSMI 在滞后 1 个候时相关性最强, 表明

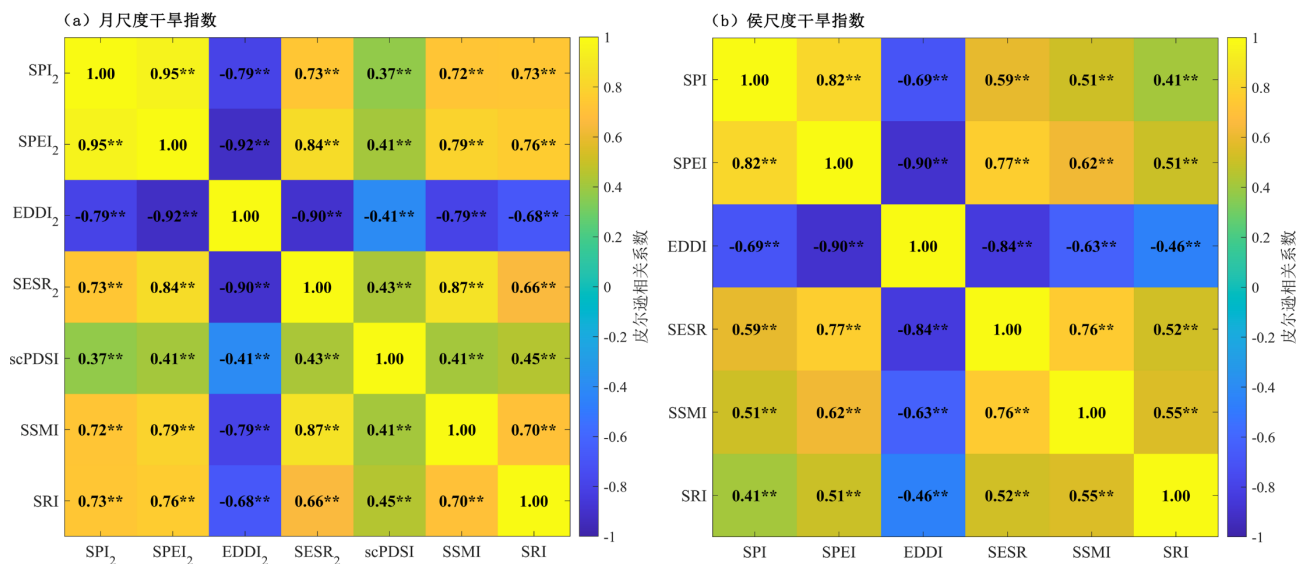


Figure 3. Correlation matrix among drought indices: (a) monthly scale; (b) pentad scale (\*\* indicates significance at  $p < 0.01$ )

图 3. 干旱指数间的相关性矩阵: (a)月尺度; (b)候尺度(\*\*为通过显著性检验  $p < 0.01$ )

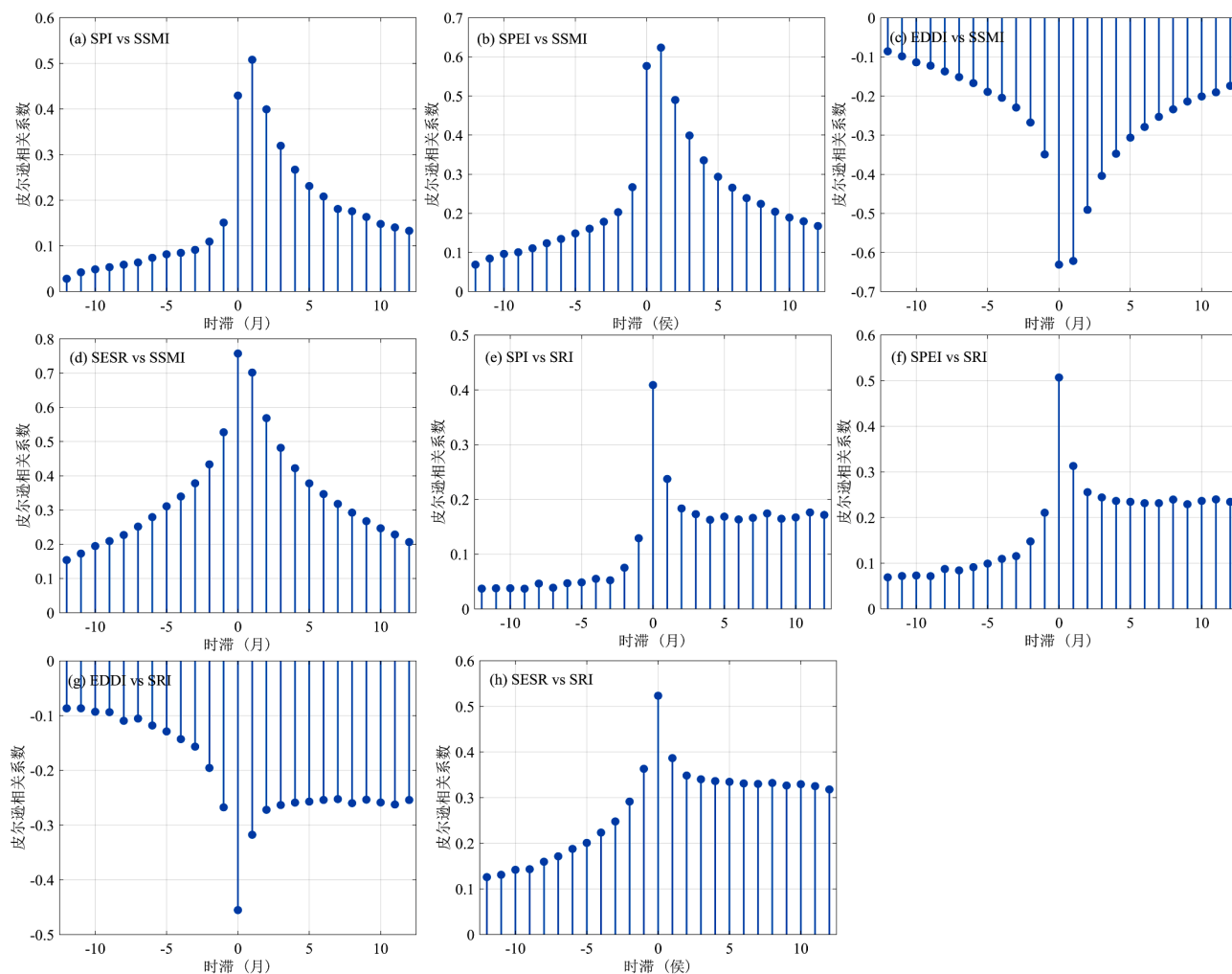


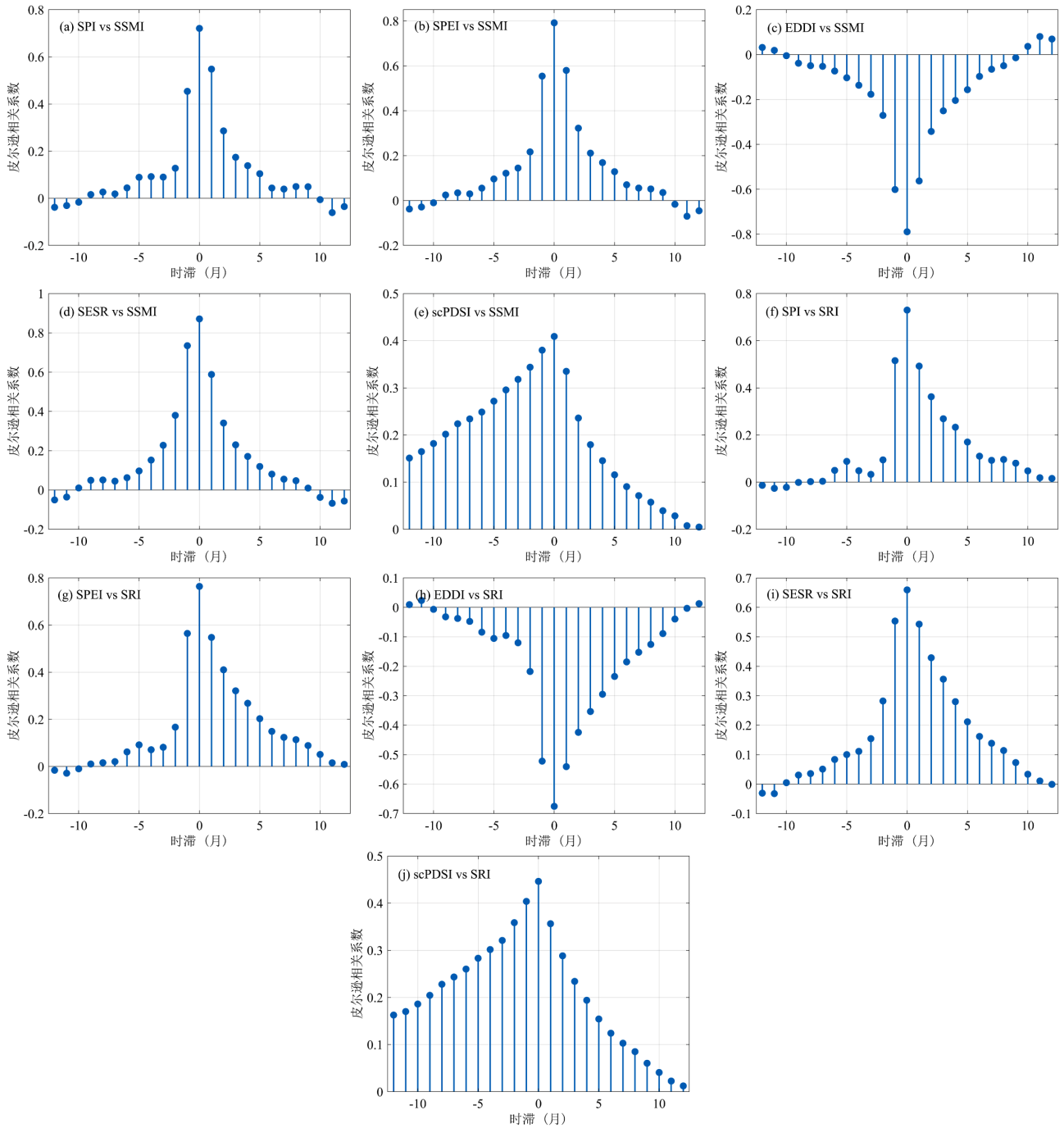
Figure 4. Time-lag correlation analysis of pentad-scale drought index

图 4. 候尺度干旱指数时滞相关分析

降水需要约 5 天才能充分下渗并影响土壤湿度；而 SPI/SPEI 与 SRI 在同期即显著相关，反映了东江流域径流对降水的快速响应(汇流时间  $< 5$  天)。EDDI 和 SESR 与 SSMI、SRI 均呈现同期最强相关，这与它们的物理定义一致——EDDI 反映瞬时大气需求，SESR 本身已包含土壤水分信息。相比之下，月尺度分析中所有指数对均在滞后 0 阶时达到最大相关，这是由于月尺度的时间聚合效应平滑了短期滞后，使得累积降水与月平均土壤湿度、月总径流在统计上表现为同步变化。上述结果表明，候尺度能够捕捉水文过程的短期滞后，而月尺度则反映了累积效应下的整体关系。因此，选择合适的时间尺度对于干旱研究具有重要意义：精细尺度有助于理解机理，较粗尺度更适合业务监测与规划。

#### 4.2. 干旱事件识别能力

基于候尺度干旱指数序列，采用游程理论识别干旱事件，骤发干旱(FD)、季节性干旱(SD)和跨季节性干旱(CSD)的出现频率如表 2 所示。从表 2 可见，不同指数在干旱类型识别上呈现显著差异。SPI、SPEI、EDDI 等气象类指数主要识别 FD 事件，FD 频率分别为 4.2%、7.2%和 6.1%，而 SD 和 CSD 事件极少或为零。相比之下，SESR、SSMI 和 SRI 等生态水文类指数不仅能识别较多的 FD 事件(分别为 8.0%、7.3%和 8.2%)，还识别出可观的 SD 事件(5.9%、7.7%和 5.0%)以及 CSD 事件(1.4%、3.7%和 4.2%)。其中，SRI



**Figure 5.** Time-lag correlation analysis of monthly-scale drought index  
**图 5.** 月尺度干旱指数时滞相关分析

**Table 2.** Occurrence frequency of different drought types at pentad scale  
**表 2.** 月尺度干旱指数识别的干旱出现频率

干旱指数/干旱出现频率(%)	HWPD	SPI	SPEI	EDDI	SESR	SSMI	SRI
FD	1.1	4.2	7.2	6.1	8.0	7.3	8.2
SD	0.1	0.5	2.0	1.3	5.9	7.7	5.0

续表

CSD	0.0	0.0	0.0	0.0	1.4	3.7	4.2
FD_A	95.9	90.5	77.6	82.2	49.3	35.4	31.2
FD_SD	4.1	9.5	22.4	17.8	43.3	47.0	36.0
FD_CSD	0.0	0.0	0.0	0.0	7.4	17.6	32.8

注：FD\_A 为独立出现的骤发干旱，FD\_SD 为骤发干旱发展为季节干旱，FD\_CSD 为骤发干旱发展为跨季节干旱。

在 CSD 事件的识别频率上最高(4.2%)，反映出径流过程对干旱的强累积效应。这一现象源于两类指数的物理特性差异：气象指数对短期波动敏感，缺乏长期记忆性，难以形成持续数月的干旱事件；而土壤湿度、植被蒸散与径流过程具有较强的滞后效应和累积性，能够有效捕捉长历时干旱过程。进一步分析骤发干旱的演变特征(表 3 中 FD\_A、FD\_SD、FD\_CSD)可知，SPI、SPEI、EDDI 识别的 FD 事件中，超过 90%为独立出现的 FD (FD\_A)，仅有不足 10%会发展为 SD，且均未发展为 CSD。而 SESR、SSMI 和 SRI 识别的 FD 事件中，分别有 43.3%、47.0%和 36.0%发展为 SD，7.4%、17.6%和 32.8%发展为 CSD。值得注意的是，SRI 的 FD 向 CSD 转化比例(32.8%)显著高于其他指数，表明径流过程一旦启动，其持续性更强，更易演变为跨季节性干旱。这表明，由土壤水分、植被蒸散和径流驱动的干旱过程具有较强的持续性，而单纯由气象驱动的干旱则多为短时事件。此外，HWPDI 识别出的 FD 事件中有 95.9%为独立事件，与气象指数特征一致，符合其基于气象要素(热浪与降水亏缺)的定义。图 6 展示了不同候尺度指数所识别干旱事件的历时与烈度分布。气象指数(SPI、SPEI、EDDI)识别的 FD 事件历时较短(集中分布于 3~5 个候)，烈度也相对较低；而 SESR、SSMI 和 SRI 识别的 SD 和 CSD 事件历时显著延长，烈度更高，反映了土壤水分亏缺与径流减少的累积效应。其中 SRI 识别的 CSD 事件历时最长、烈度最大，进一步印证了其跨季节干旱的强持续性。

月尺度干旱事件识别结果如表 3 所示。在月尺度上，所有指数均能识别 SD 和 CSD 事件，但各类指数的识别频率存在差异。气象类指数(SPI、SPEI、EDDI)的 SD 事件频率略高于生态水文类指数，而 CSD 事件频率则以 EDDI 最高(44.2%)，scPDSI 最低(27.3%)。SRI 的 CSD 频率为 32.8%，与 SSMI (38.7%)和 SESR (41.9%)相比偏低，但高于 scPDSI，这可能与径流对降水的响应更快、恢复也相对迅速有关。图 7 展示了月尺度干旱事件的历时与烈度分布，整体趋势与候尺度一致：气象指数识别的事件历时相对较短，而水文/生态指数识别的事件历时更长、烈度更大，进一步印证了不同指数对干旱持续性的表征差异。

综合表 3、表 4 及图 6、图 7 可知，气象类指数在短期干旱(FD)识别中表现突出，而水文/生态类指数(SESr、SSMI、SRI)则在长历时干旱(SD、CSD)的监测中更具优势。其中，SRI 在捕捉跨季节性干旱方面表现尤为突出，其 FD 向 CSD 的高转化率及 CSD 事件的长历时特征，使其成为监测径流型长期干旱的理想指标。这一差异为多指数协同应用于不同时间尺度的干旱监测提供了依据。

### 4.3. 跨尺度干旱识别能力

为评估候尺度干旱信息向月尺度转换的连贯性，采用“月内至少 3 个候干旱”的聚合规则，将候尺度干旱标记转换为月尺度干旱标记，并与月尺度干旱指数识别的实际干旱状态进行对比。表 4 汇总了各指数在跨尺度识别中的一致性评价指标，包括准确率、命中率、精确率、误报率、F1 分数及 Kappa 系数。从表 4 可见，不同指数在跨尺度干旱识别中的表现存在显著差异。SPI、SPEI 和 SESR 的 F1 分数较低(0.15~0.17)，命中率不足 0.10，表明它们在短期波动与长期累积之间的转换能力较弱。气象指数对短期

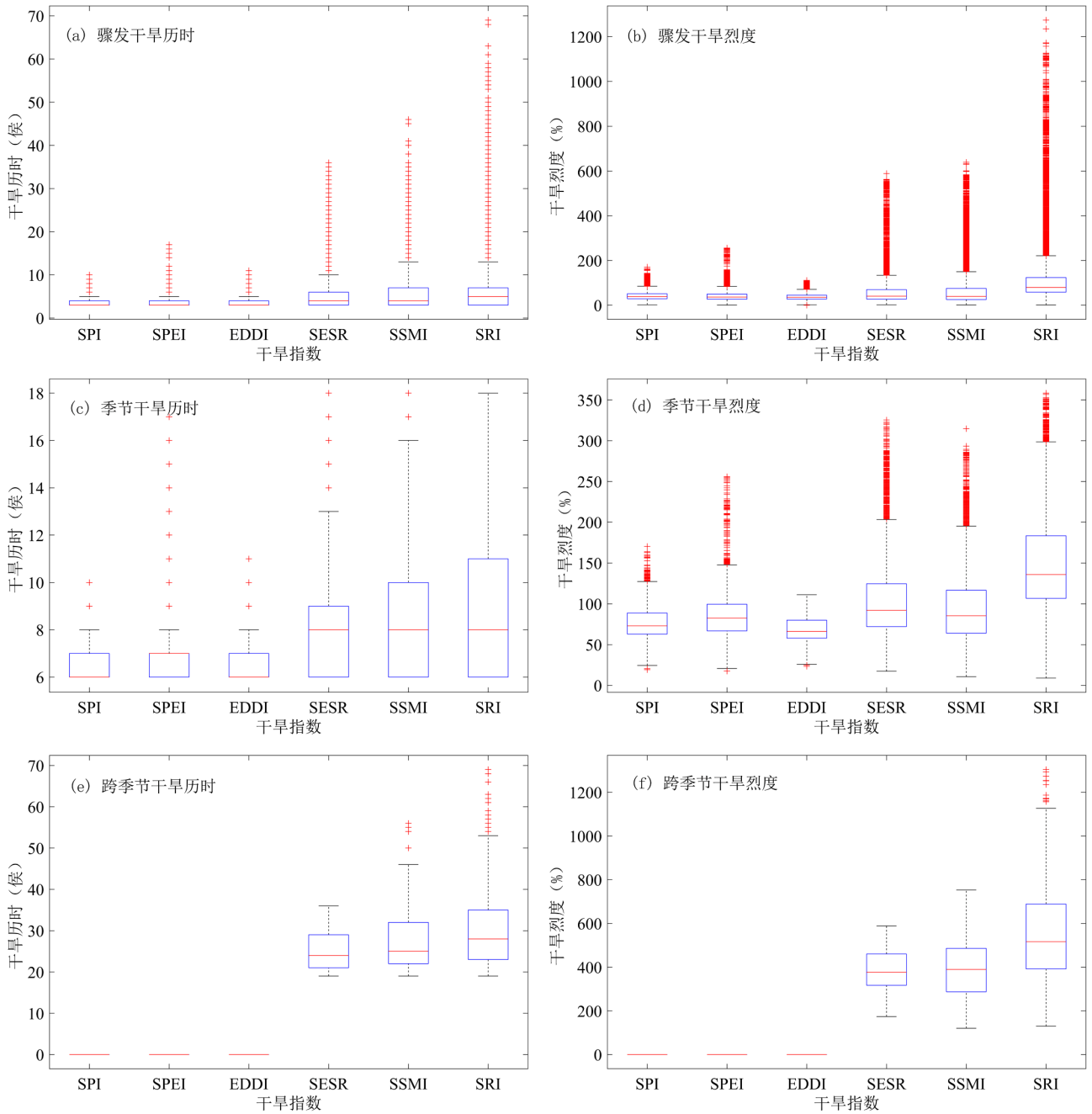


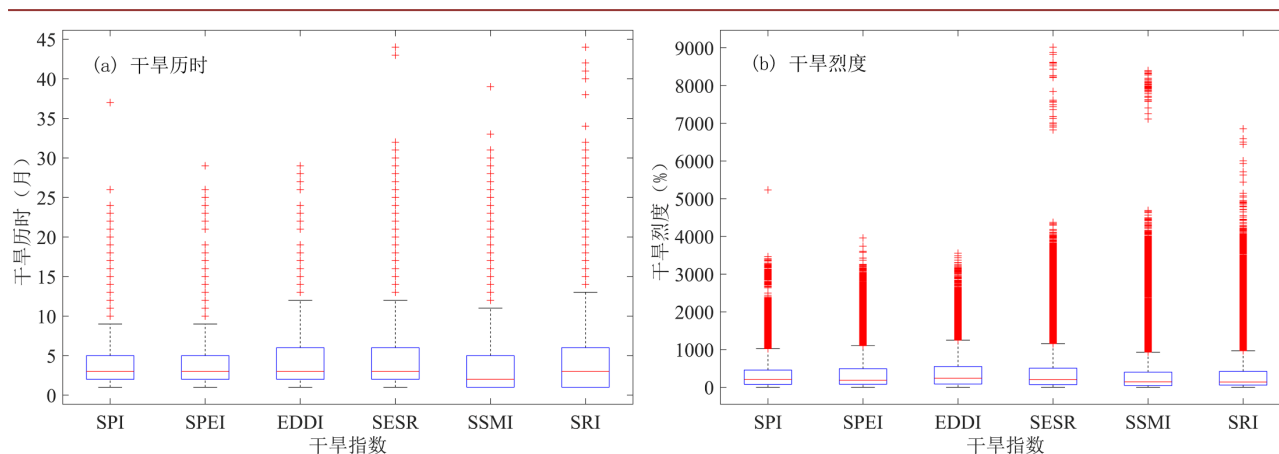
Figure 6. Duration and intensity distribution of drought events identified by different pentad-scale drought indices

图 6. 候尺度不同干旱指数识别的干旱事件历时与烈度分布

Table 3. Occurrence frequency of different drought types at monthly scale

表 3. 候尺度干旱指数识别的干旱出现频率

干旱指数/干旱出现频率(%)	scPDSI	SPI	SPEI	EDDI	SESR	SSMI	SRI
SD	2.7	16.7	14.7	12	12.5	14.5	14.3
CSD	27.3	40.9	42.2	44.2	41.9	38.7	32.8



**Figure 7.** Duration and intensity distribution of drought events identified by different monthly-scale drought indices

**图 7.** 月尺度不同干旱指数识别的干旱事件历时与烈度分布

降水波动敏感,但单次降水亏缺往往不足以形成月尺度干旱;SESR 虽反映生态胁迫,但其对土壤水分的响应存在时滞,导致侯尺度与月尺度的一致性较差。值得注意的是,这些指数的精确率均超过 0.54,说明当它们聚合出干旱月时,该月确实为干旱的可能性较高,但漏报问题严重。SSMI 和 SRI 的 F1 分数中等(均为 0.31),命中率分别为 0.23 和 0.24,精确率分别为 0.51 和 0.57。这一结果反映了土壤湿度和径流对干旱响应的滞后性:一旦形成干旱,其持续性较好,聚合出的干旱月较为可靠,但侯尺度的干旱信息并不能完全转化为月尺度信号,存在一定的信息损失。EDDI 的准确率最高(0.73),但其命中率(0.08)和精确率(0.23)均处于较低水平,F1 分数仅为 0.12。这一结果表明,EDDI 的侯尺度聚合结果倾向于将绝大多数月份判断为非干旱(误报率仅 0.08),因此准确率较高;但其正确识别真实干旱月的能力很弱,且预测出的干旱月中有超过四分之三为误报。这种“保守型”识别模式与 EDDI 的物理机制预期(对骤发干旱敏感,应具有较高的命中率)存在差异,可能与该指数在侯尺度的干旱阈值设定或聚合规则( $k = 3$ )的选择有关。Kappa 系数普遍接近 0,表明侯尺度与月尺度干旱的定义存在本质差异,简单聚合难以完美复现月尺度结果。这一结果也印证了多尺度干旱监测的必要性——不同时间尺度的干旱信息相互补充,共同刻画干旱的完整演进过程。

综上,SSMI 和 SRI 在跨尺度转换中表现相对稳健,兼顾了命中率与精确率的平衡;SPI、SPEI 和 SESR 更适用于短期干旱的识别,但在向月尺度转换时信息损失较大;而 EDDI 的跨尺度识别能力受阈值和聚合规则影响显著,在实际应用中需谨慎设定参数。

**Table 4.** Consistency metrics for drought identification between pentad- and monthly-scale drought indices

**表 4.** 侯/月尺度干旱指数的干旱识别一致性指标统计

干旱指数/干旱出现频率(%)	SPI	SPEI	EDDI	SESR	SSMI	SRI
准确率	0.44	0.44	0.73	0.46	0.47	0.46
命中率	0.09	0.09	0.08	0.1	0.23	0.24
精确率	0.59	0.59	0.23	0.54	0.51	0.57
误报率	0.09	0.08	0.08	0.11	0.26	0.24
F1	0.16	0.15	0.12	0.17	0.31	0.31
Kappa 系数	0	0	0	0	-0.03	-0.01

#### 4.4. 实际旱情验证

根据水资源公报记录[4], 东江流域在 1963 年、2004 年以及 2020~2021 年经历了三次严重干旱。为评估不同干旱指数对实际旱情的刻画能力, 分别从月尺度和侯尺度提取各指数在上述干旱事件中的平均强度、最大强度及干旱月数(表 5、表 6), 并与白盆珠水库蓄水变化量进行关联分析, 以验证各指数对流域实际水资源亏缺的反映能力。

**Table 5.** Identification characteristics of historical drought events by monthly-scale drought indices  
**表 5.** 月尺度干旱指数对历史干旱事件的识别特征

干旱指数	1963 年			2004 年			2020~2021 年		
	平均强度	最大强度	干旱月数	平均强度	最大强度	干旱月数	平均强度	最大强度	干旱月数
scPDSI	-2.82	-3.43	12	-1.82	-3.16	12	-2.82	-4.67	24
SPI	-1.65	-3.09	9	-0.96	-2.27	7	-0.30	-1.90	7
SPEI	-1.36	-2.71	8	-1.13	-2.03	8	-0.56	-2.07	8
EDDI	1.12	2.41	12	1.17	1.98	12	0.64	2.22	23
SESR	-1.47	-3.96	7	-1.19	-2.52	6	-0.46	-1.86	11
SSMI	-1.54	-4.17	9	-1.25	-3.13	9	-0.43	-2.23	9
SRI	-0.68	-2.79	8	-1.25	-2.14	10	-0.38	-1.61	10

**Table 6.** Identification characteristics of historical drought events by pentad-scale drought indices  
**表 6.** 侯尺度干旱指数对历史干旱事件的识别特征

干旱指数	1963 年			2004 年			2020~2021 年		
	平均强度	最大强度	干旱月数	平均强度	最大强度	干旱月数	平均强度	最大强度	干旱月数
HWPD	—	—	8	—	—	4	—	—	19
SPI	-0.42	-1.57	30	-0.32	-1.64	17	-0.09	-1.33	27
SPEI	-0.63	-2.68	30	-0.54	-2.66	27	-0.25	-3.26	42
EDDI	0.64	-1.26	32	0.62	2.79	33	0.33	-1.60	50
SESR	-1.05	-2.47	37	-0.87	-2.47	39	-0.27	-2.05	36
SSMI	-1.28	-2.47	42	-1.06	-2.47	42	-0.33	-2.47	43
SRI	-0.75	-4.08	45	-1.00	-2.73	42	-0.29	-1.73	49

从月尺度结果(表 5)可以看出, scPDSI 在三场干旱中均识别出最长或接近最长的干旱月数(12、12、24 个月), 且最大强度普遍较高(1963 年-3.43, 2020~2021 年-4.67), 表明其对持续性和极端性干旱的刻画能力较强。SPI 和 SPEI 在 1963 年表现出较强的平均强度(-1.65、-1.36), 但在 2004 年和 2020~2021 年的强度明显减弱, 干旱月数也偏少, 反映气象干旱在近几年可能有所缓解。EDDI 在 1963 年和 2004 年均识别出 12 个干旱月, 在 2020~2021 年进一步增加至 23 个月, 且最大强度在 1963 年达到 2.41, 与历史极端旱情吻合。SESR、SSMI 和 SRI 在 1963 年均表现出较强的平均强度和最大强度(如 SSMI 最大强度-4.17, SRI 最大强度-2.79), 但在近两次干旱中强度明显下降, 与水文记录的长期变化趋势一致。

侯尺度结果(表 6)揭示了不同指数对干旱过程精细结构的响应差异。SPI 和 SPEI 在侯尺度下识别的干旱月数远多于月尺度(如 2020~2021 年 SPI 干旱月数从 7 增至 27), 表明侯尺度能捕捉到更多短期干旱

波动,但也可能包含部分未发展为月尺度干旱的短期事件。EDDI 在侯尺度下干旱月数最多(2020~2021 年达 50 个月),最大强度在 2004 年达到 2.79,与其作为大气蒸发需求指数的快速响应特性一致。SESR、SSMI 和 SRI 的干旱月数在侯尺度下显著增加,且平均强度接近或超过-1.0,反映土壤水分、径流和植被蒸散对干旱的持续响应。

## 5. 结论

基于 1950~2024 年的 ERA5-Land 再分析资料,构建了包含物理机制类和标准化类的 8 类干旱指数,从月尺度和侯尺度系统评估了东江流域多类干旱指数的干旱识别能力,主要结论如下:

(1) 标准化类指数在干旱演变与传播研究中适用性更优。月尺度相关性分析显示,标准化类指数(SPI、SPEI、EDDI、SESR、SSMI、SRI)间的相关性显著高于物理机制类指数(scPDSI),且 scPDSI 与 SSMI、SRI 的相关性较低。SPEI 与 SSMI 和 SESR 与 SSMI 的相关性分别高于 SPI 与 SSMI 和 EDDI 与 SSMI,表明融合蒸散发信息的 SPEI 和反映实际蒸发应力的 SESR 能更有效地捕捉气象干旱向土壤干旱的传播过程。EDDI 与 SRI 的负相关性略强于 SESR 与 SRI,反映了大气蒸发需求异常对径流亏缺具有更直接的控制作用。

(2) 不同指数在干旱类型识别上呈现显著分工。气象类指数(SPI、SPEI、EDDI)主要识别骤发干旱(FD),且超过 90%为独立事件;水文/生态类指数(SESR、SSMI、SRI)不仅能识别较多 FD 事件,还能有效识别季节性干旱(SD)和跨季节性干旱(CSD),其中 SRI 对 CSD 的识别频率最高(4.2%),且 FD 向 CSD 的转化比例达 32.8%,反映出径流过程对干旱的强累积效应。

(3) 跨尺度干旱识别能力存在指数间差异。侯尺度向月尺度转换时,SSMI 和 SRI 表现相对稳健( $F1 = 0.31$ ),兼顾命中率与精确率;SPI、SPEI 和 SESR 转换能力较弱( $F1 \leq 0.17$ ),漏报问题严重;EDDI 虽准确率最高(0.73),但命中率与精确率均偏低,其跨尺度识别能力受阈值和聚合规则影响显著。

(4) 实际旱情验证进一步凸显水文/生态指数的优势。在 1963 年、2004 年和 2020~2021 年三次历史干旱事件中,SRI、SSMI 和 SESR 对干旱强度与持续性的刻画与水库蓄水变化记录高度吻合,验证了其在捕捉实际旱情中的优势。

综上,东江流域干旱监测应充分发挥多指数协同优势:短期干旱监测可侧重气象类指数(SPI、SPEI、EDDI),而长期干旱监测则应优先采用水文/生态类指数(SESR、SSMI、SRI)。

## 基金项目

广东省自然科学基金面上项目(2021A1515011296)和深圳职业技术大学科研配套项目(6022310035K)为本研究提供资助。

## 参考文献

- [1] Dai, A. (2011) Drought under Global Warming: A Review. *WIREs Climate Change*, **2**, 45-65. <https://doi.org/10.1002/wcc.81>
- [2] Mishra, A.K. and Singh, V.P. (2010) A Review of Drought Concepts. *Journal of Hydrology*, **391**, 202-216. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.012>
- [3] 张强, 韩兰英, 张立阳, 等. 气候变化背景下干旱研究的若干关键科学问题[J]. 地理科学进展, 2020, 39(4): 1-12.
- [4] 珠江水利委员会. 2021 年水资源公报[EB/OL]. [https://www.pearlwater.gov.cn/zwgkcs/lygb/szygb/202212/t20221209\\_118220.html](https://www.pearlwater.gov.cn/zwgkcs/lygb/szygb/202212/t20221209_118220.html), 2022-12-09.
- [5] Palmer, W.C. (1965) Meteorological Drought. US Weather Bureau, Research Paper, No. 45.
- [6] Wells, N., Goddard, S. and Hayes, M.J. (2004) A Self-Calibrating Palmer Drought Severity Index. *Journal of Climate*, **17**, 2335-2351. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2004\)017<2335:aspdsi>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2004)017<2335:aspdsi>2.0.co;2)

- [7] 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*, Anaheim, 17-22 January 1993, 179-184.
- [8] Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S. and López-Moreno, J.I. (2010) A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate*, **23**, 1696-1718. <https://doi.org/10.1175/2009jcli2909.1>
- [9] Hobbins, M.T., Wood, A., McEvoy, D.J., Huntington, J.L., Morton, C., Anderson, M., *et al.* (2016) The Evaporative Demand Drought Index. Part I: Linking Drought Evolution to Variations in Evaporative Demand. *Journal of Hydrometeorology*, **17**, 1745-1761. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-15-0121.1>
- [10] Somorowska, U. (2022) Amplified Signals of Soil Moisture and Evaporative Stresses across Poland in the Twenty-First Century. *Science of the Total Environment*, **812**, Article ID: 151465. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151465>
- [11] 申曼华, 黄领梅, 余小波, 等. 基于 ERA-5 数据集的陕西省气象-水文干旱传播与响应研究[J]. 干旱地区农业研究, 2025, 43(1): 258-266.
- [12] Shukla, S. and Wood, A.W. (2008) Use of a Standardized Runoff Index for Characterizing Hydrologic Drought. *Geophysical Research Letters*, **35**, L02405. <https://doi.org/10.1029/2007gl032487>
- [13] Wang, L. and Yuan, X. (2018) Two Types of Flash Drought and Their Connections with Seasonal Drought. *Advances in Atmospheric Sciences*, **35**, 1478-1490. <https://doi.org/10.1007/s00376-018-8047-0>
- [14] 陈雨昀. 东江流域人均水资源量仅为全国平均水平的三分之一[EB/OL]. 2019-01-23. [https://www.sohu.com/a/279928833\\_222493](https://www.sohu.com/a/279928833_222493), 2025-08-26.
- [15] Falkenmark, M., Lundqvist, J. and Widstrand, C. (1989) Macro-Scale Water Scarcity Requires Micro-Scale Approaches: Aspects of Vulnerability in Semi-Arid Development. *Natural Resources Forum*, **13**, 258-267. <https://doi.org/10.1111/j.1477-8947.1989.tb00348.x>
- [16] Wang, T., Tu, X., Singh, V.P., Chen, X., Lin, K., Lai, R., *et al.* (2022) Socioeconomic Drought Analysis by Standardized Water Supply and Demand Index under Changing Environment. *Journal of Cleaner Production*, **347**, Article ID: 131248. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.131248>
- [17] Alduchov, O.A. and Eskridge, R.E. (1996) Improved Magnus Form Approximation of Saturation Vapor Pressure. *Journal of Applied Meteorology*, **35**, 601-609. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1996\)035<0601:imfaos>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1996)035<0601:imfaos>2.0.co;2)
- [18] Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., *et al.* (1998) Crop Evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements. Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO Irrigation and Drainage Paper, No. 56.
- [19] Seneviratne, S.I., Corti, T., Davin, E.L., Hirschi, M., Jaeger, E.B., Lehner, I., *et al.* (2010) Investigating Soil Moisture-Climate Interactions in a Changing Climate: A Review. *Earth-Science Reviews*, **99**, 125-161. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.02.004>
- [20] Fisher, J.B., Melton, F., Middleton, E., Hain, C., Anderson, M., Allen, R., *et al.* (2017) The Future of Evapotranspiration: Global Requirements for Ecosystem Functioning, Carbon and Climate Feedbacks, Agricultural Management, and Water Resources. *Water Resources Research*, **53**, 2618-2626. <https://doi.org/10.1002/2016wr020175>
- [21] Otkin, J.A., Zhong, Y., Hunt, E.D., Christian, J.I., Basara, J.B., Nguyen, H., *et al.* (2021) Development of a Flash Drought Intensity Index. *Atmosphere*, **12**, Article 741. <https://doi.org/10.3390/atmos12060741>
- [22] Ford, T.W. and Labosier, C.F. (2017) Meteorological Conditions Associated with the Onset of Flash Drought in the Eastern United States. *Agricultural and Forest Meteorology*, **247**, 414-423. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2017.08.031>
- [23] Otkin, J.A., Zhong, Y., Hunt, E.D., Basara, J., Svoboda, M., Anderson, M.C., *et al.* (2019) Assessing the Evolution of Soil Moisture and Vegetation Conditions during a Flash Drought-Flash Recovery Sequence over the South-Central United States. *Journal of Hydrometeorology*, **20**, 549-562. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-18-0171.1>
- [24] Liu, Y., Zhu, Y., Ren, L., Otkin, J., Hunt, E.D., Yang, X., *et al.* (2020) Two Different Methods for Flash Drought Identification: Comparison of Their Strengths and Limitations. *Journal of Hydrometeorology*, **21**, 691-704. <https://doi.org/10.1175/jhm-d-19-0088.1>
- [25] Wang, H., Zhu, Q., Wang, Y. and Zhang, H. (2023) Spatio-Temporal Characteristics and Driving Factors of Flash Drought Recovery: From the Perspective of Soil Moisture and GPP Changes. *Weather and Climate Extremes*, **42**, Article ID: 100605. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2023.100605>
- [26] Yuan, X., Wang, L., Wu, P., Ji, P., Sheffield, J. and Zhang, M. (2019) Anthropogenic Shift Towards Higher Risk of Flash Drought over China. *Nature Communications*, **10**, Article No. 4661. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-12692-7>