

DOI: 10.5846/stxb201908041642

朱靖轩, 刘雯, 李振炜, 李笑含, 张志慧, 徐宪立. 喀斯特流域径流对植被和气候变化的多尺度响应. 生态学报, 2020, 40(10): 3396-3407.

Zhu J X, Liu W, Li Z W, Li X H, Zhang Z H, Xu X L. Multi-scale response of runoff to vegetation and climate change in karst watersheds. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(10): 3396-3407.

喀斯特流域径流对植被和气候变化的多尺度响应

朱靖轩^{1, 2}, 刘雯^{1, 2, *}, 李振炜³, 李笑含^{1, 2}, 张志慧^{1, 2}, 徐宪立³

1 湖南师范大学资源与环境科学学院, 长沙 410081

2 湖南师范大学地理空间大数据挖掘与应用湖南省重点实验室, 长沙 410081

3 中国科学院亚热带农业生态研究所, 长沙 410125

摘要: 植被覆盖和气候变化对径流的影响可能具有尺度依赖性, 而在生态环境脆弱和地质结构复杂的西南喀斯特区开展研究较少。为此, 以喀斯特地貌广泛发育的西江流域为研究区, 选取郁江、红水河、浔江和梧州 4 个流域, 利用 Mann-Kendall 趋势检验对 4 个流域年径流深、NDVI、降水量、潜在蒸散发和气温 (1982—2015) 的变化趋势进行了分析, 运用多元经验模态分解 (MEMD) 量化了流域径流深与植被和气候因子在不同尺度上的相关性, 并预测了年径流深, 旨在研究喀斯特流域径流对植被和气候变化的多尺度响应。结果表明, 径流深仅有红水河流域呈显著下降趋势 ($P < 0.05$)。其中郁江流域径流深主要表征尺度为 3 年和 5 年, 红水河流域径流深主要表征尺度为 10 年和 22 年, 浔江和梧州流域径流深主要表征尺度为 3 年和 22 年。径流深与植被和气候因子的关系具有尺度依赖性, 在不同尺度下, 4 个流域径流深与降水量和潜在蒸散发始终呈显著相关性 ($P < 0.05$), 而径流深与 NDVI 和气温的多尺度关系在某些表征尺度上并不显著。利用 MEMD 法对径流深的预测效果 ($R^2 = 0.81—0.86$) 要优于基于原始数据的多元逐步回归方法 ($R^2 = 0.69—0.78$)。本研究可以为合理利用喀斯特流域水资源, 促进流域社会经济可持续发展 and 生态环境保护提供科学依据。

关键词: 径流; 植被变化; 气候变化; 多元经验模态分解; 多尺度; 喀斯特流域

Multi-scale response of runoff to vegetation and climate change in karst watersheds

ZHU Jingxuan^{1, 2}, LIU Wen^{1, 2, *}, LI Zhenwei³, LI Xiaohan^{1, 2}, ZHANG Zhihui^{1, 2}, XU Xianli³

1 College of Resources and Environmental Sciences, Hunan Normal University, Changsha 410081, China

2 Key Laboratory of Geospatial Big Data Mining and Application, Hunan Province, Changsha 410081, China

3 Institute of Subtropical Agriculture, Chinese Academy of Sciences, Changsha 410125, China

Abstract: The influences of vegetation cover and climate change on runoff may have scale dependence. However, few studies have been carried out in the southwest karst region with vulnerably ecological environment and complex geological structure. Therefore, we selected the study area in the Xijiang watershed with four sub-watersheds (Yujiang, Hongshuihe, Xunjiang, and Wuzhou), which is characterized by typical karst landforms in southwest China. The objective of this study is to investigate the multi-scale responses of runoff to vegetation and climate change in karst watersheds. The Mann-Kendall trend test is used to analyze the trends in runoff, Normalized Difference Vegetation Index, precipitation, potential evapotranspiration, and temperature in these watersheds from 1982 to 2015. Furthermore, the correlation of runoff with vegetation and climate factors at different scales was quantified. Additionally, runoff was predicted by using the multivariate empirical mode decomposition method. The results indicated that the runoff of the Hongshuihe watershed showed a

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFC0502401); 国家自然科学基金项目 (41730748, 41571130073)

收稿日期: 2019-08-04; 网络出版日期: 2020-04-02

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: liuwenww@gmail.com

significant decreasing trend ($P < 0.05$). The main representative scales for runoff were 3 years and 5 years in the Yujiang watershed, 10 years and 22 years in the Hongshuihe watershed, and 3 and 22 years in Xunjiang and Wuzhou watersheds. It was found that scale-dependent relationships between runoff and its influencing factors. At different scales, precipitation and potential evapotranspiration were always significantly correlated with runoff ($P < 0.05$), while the temperature and NDVI were no significantly correlated with runoff at some scales in four watersheds. The multivariate empirical mode decomposition method (R^2 : 0.81—0.86) was more accurate at predicting runoff than the stepwise multiple linear regression (R^2 : 0.69—0.78). The study can provide the scientific basis for the rational utilization of water resources, the sustainable development of social economy, and ecological environment protection in karst watersheds.

Key Words: runoff; vegetation change; climate change; multivariate empirical mode decomposition; multi-scale; karst watersheds

径流是人类生产生活用水的主要来源之一,对径流的研究是对水资源进行有效开发利用和管理的基础^[1]。过去几十年中,全球气候变化促使水循环加快,改变了降水的时空变化,极端水文事件发生更加频繁^[2-3],导致我国南方地区的洪涝灾害在不断增加,水生态环境在不断恶化^[4-6]。喀斯特地区在全球分布十分广泛,约占地球陆地面积的 7%—12%,供应了全球约 25%人口的水源^[7]。我国是全球喀斯特面积最大、分布最为广泛的国家之一,尤其是在西南地区,喀斯特连片分布面积多达 54 万 km^2 ^[7-8]。由于碳酸盐岩的广泛分布,喀斯特地貌具有土层浅薄、土壤入渗能力强和地形复杂等特点^[9-10]。因此,喀斯特地表持水能力较弱,水资源有效利用较为困难;同时,喀斯特地区局部地下管网通畅性差,极易发生洪涝灾害。喀斯特地区旱涝频发,严重限制了当地社会经济可持续发展。因此,研究喀斯特流域径流变化特征,以及其对气候和植被变化的响应,对合理配置喀斯特流域水资源,促进流域社会经济和生态环境保护可持续发展,具有十分重要的现实意义。

径流的变化规律错综复杂,其具有非线性、随机性和突变性等复杂特点,主导了自然界中整个水文系统的变化^[11]。其受到了气候、植被、土壤、地形和人类活动的共同影响,其中植被和气候变化是引起径流变化的重要因素^[12]。植被通过地上部分的林冠截留对降水进行再分配,以及通过地表枯落物和地下根系增加土壤的入渗能力等改变径流的产生机制^[13-14]。归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)与植被覆盖度、生长状况、生物量和光合作用强度有着密切的关系,被广泛应用于植被动态监测^[15]。已有研究表明,在年内变化上,NDVI 与径流呈显著正相关,但年际变化上,关系相对复杂,不具有明显相关性^[16]。气候因素包括降水、潜在蒸散发以及气温等,降水是引起径流变化最敏感的因子^[17]。气候变化直接导致降水的空间分布、时间变异以及地表蒸发等的变化来影响流域的径流量^[18-19]。流域径流与气象要素相关性研究表明,径流下降的主要原因是人类活动引起了流域内蒸发量增加,而且导致径流对降水的响应程度下降^[20]。很多学者仍采用线性趋势法、Man-Kendall 趋势检验、滑动平均和多元回归分析等方法研究气候水文变化趋势^[21-24]。然而,气候和水文系统是一个复杂的非线性系统^[25],这些因子的长期变化过程大多数是非线性、非平稳的变化过程,而且通常伴随着多尺度或者周期性振荡。所以,线性方法并不能准确地揭示出植被、气候和水文系统的非线性特征。因此,一些研究者采用了小波分析和集合经验模态分解等非线性方法。柏玲等^[6]利用集合经验模态分解方法对开都河长时间径流序列进行了多尺度分析;董喆等^[26]利用小波分析方法研究了在不同周期下,降水与植被对径流的调节作用;吴创收等^[27]通过小波分解方法,揭示了珠江流域径流周期变化特征,同时得出径流的变化周期与降水的变化周期具有较好的相关性。但是,集合经验模态的参数设置没有特定的方法和规则,针对不同的信号缺乏自适应性,且应用于多元数据分析时存在分解的本征模函数的数量不一致问题。小波分析虽然具有时频分辨功能,但是其作用的对象是单一序列的,只能反映不同时频域上的径流变化规律,无法反映植被和气候因素对径流的影响^[20]。同时,小波分解的小波基和分解层的数量需要人为的设定,自适应性较差^[6],使得其在水文领域的应用具有一定的局限性。

随着信号检测手段的不断进步,有关于信号处理的方法在不断出现。多元经验模态分解(multivariate empirical mode decomposition, MEMD)是一种与小波分析相对应的另外一种多尺度分析方法,是经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)在多元空间上的扩展^[28]。它可以依据数据自身的尺度特征,经验性地将多元数据分解成多个表征尺度,有效解决了线性和平稳性假设的问题^[28]。EMD 和 EEMD 在处理多元数据时,存在分解的本征模函数的数量不一致问题,而 MEMD 可以将多元数据分解成具有相同个数的多元本征模函数分量。虽然 MEMD 方法具有很多明显的优点,但是在地质结构背景复杂的喀斯特地区径流研究中尚未得到应用。因此,本文利用 MEMD 方法,基于 1982—2015 年植被、气象和水文数据,分析喀斯特流域径流及其影响因子的非线性变化特征,研究径流在不同时间尺度对这些因子的响应,进而揭示径流对植被、气象因子变化的响应过程,并对径流深进行预测,为喀斯特流域复杂地质背景下径流相关研究提供帮助。

1 研究区概况

西江是华南地区最长河流,发源于云南省曲靖市乌蒙山余脉马雄山的东麓,先后流经云南、贵州、广西和广东等省份(图 1)。西江全长 2214 km,流域($21^{\circ}36'17''$ — $27^{\circ}00'21''$ N, $102^{\circ}16'52''$ — $113^{\circ}23'51''$ E)总面积约为 $3.53 \times 10^5 \text{ km}^2$,地形以高原、山地和平原为主,最低和最高海拔为 2 m 和 2888 m,西部海拔高于东部。气候为典型的亚热带和热带季风湿润气候,多年平均气温约为 18°C ,多年平均降水量约为 1470 mm,主要集中在每年的 5 月至 10 月份,流域的降水由东南向西北逐渐减少。土地利用以林地为主,约占流域面积的 62%。流域内喀斯特地貌分布较为广泛,约占流域面积的 45%。研究区内选择郁江、红水河、浔江和梧州 4 个典型喀斯特流域(图 1),其喀斯特地貌面积占比分别为 42%、64%、51%和 47%。

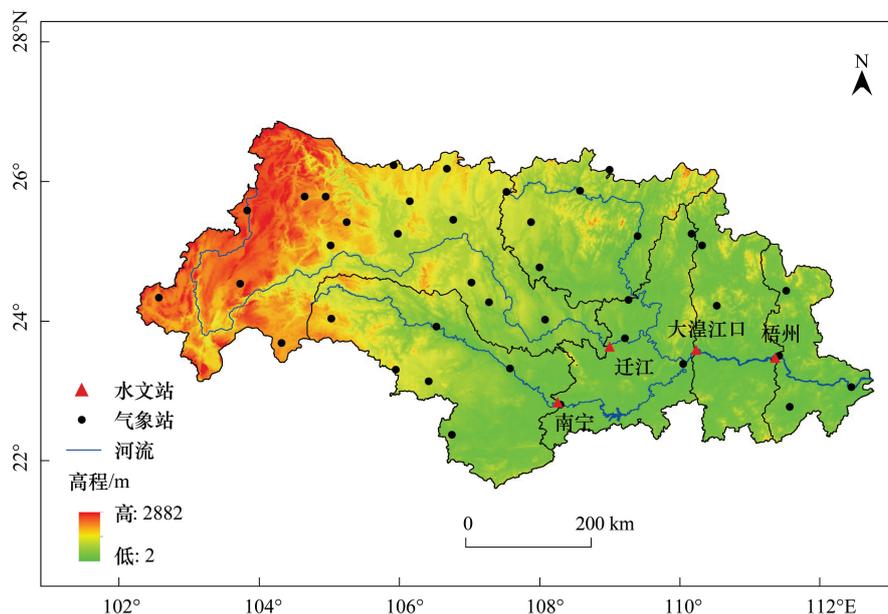


图 1 研究区域位置图

Fig.1 Location map of research area

2 数据与方法

2.1 数据来源与处理

(1) 径流数据:1982—2015 年西江流域 4 个水文站(南宁、迁江、大湟江口、梧州)的年径流数据,来自水利部编制的水文年鉴。

(2) NDVI 数据:采用 1982—2015 年 GIMMS NDVI 数据,该数据是由美国国家航天航空局(NASA)推出的

全球植被变化数据。时间分辨率为 15d,空间分辨率为 $8 \text{ km} \times 8 \text{ km}$ ^[29]。利用最大值合成法(Maximum Value Composite, MVC)生成年 NDVI 最大值,可以有效地减少因为云、阴影、气溶胶、太阳高度角及视角等带来的影响^[30]。

(3) 1982—2015 年西江流域 36 个气象站的降水、气温等数据。来自中国气象科学数据共享服务网。通过空间插值方法获得流域面气象数据。此外,1982—2015 年的潜在蒸散发数据是根据研究区内气象站点的观测资料数据,利用联合国粮农组织修正的 Penman-Monteith 公式^[31]计算得到。

2.2 研究方法

2.2.1 Mann-Kendall 趋势检验

Mann-Kendall 趋势检验是研究水文变化趋势研究的良好方法^[32-33],其主要的原理如下:

$$Z_s = \begin{cases} \frac{S-1}{\sigma} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sigma} & S < 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{Sgn}(X_j - X_i) \quad (2)$$

$$\text{Sgn}(x) = \begin{cases} +1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{n(n-1)(n-5) - \sum_t t(t-1)(2t+5)}{18}} \quad (4)$$

式中, X_i 代表第 i 年的数值, X_j 代表第 j 年的数值。当 $i < j$, n 是系列记录的长度, t 为任意一组资料的个数。采用双侧检验,在给定的 α 显著水平下,如果 $|Z_s| > Z_{(1-\alpha/2)}$,则拒绝无趋势的原假设,即在 α 置信水平上,时间序列的数据有明显的上升或者下降趋势。如果 Z_s 为正值,则表示为上升趋势,反之,则表示为下降趋势。若 $|Z_s| > 1.96$,则表示通过了置信度为 95% 的显著性趋势检验。

2.2.2 MEMD

MEMD 是对标准经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)的多元扩展,是通过多维空间超球面的方向向量求均值包络,从而实现不同频率尺度下不同变量的共同模式分解^[28,34]。自然界中的各种事物的整体变化受到不同过程影响,而且在不同尺度下以不同的强度发生^[35]。在同一个尺度下发生的过程可以分解成为相同的本征模函数(Intrinsic mode function, IMF)。每个变量分解出的本征模函数(IMF)数量相同,每层的 IMF 频率相同,IMF 频率高低由分解的次序所决定,先分解的频率高,后分解的频率低。不同变量对应的 IMF 按尺度对齐,组成多元 IMF。

多元模态分解的关键是计算多元变量的局部平均值,但是,对于多个时间序列数据没有办法直接定义最大和最小值。为了解决这个问题,Rehman 和 Mandic^[34]提出了在 n 维空间中,利用不同方向上的投影建立多个 n 维包络,将其平均值作为局部平均值。假设代表径流及其影响因子的 n 维矢量数据 $V(s) = \{v_1(s), v_2(s), \dots, v_n(s)\}$ 是数据 s 的函数, $X^{\theta_k} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$ 是角度矢量 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{n-1}^k\}$ ($k = 1, 2, \dots, N$) 定义的沿着不同方向的矢量数据,其中 N 是所有方向的个数。非线性的 K 个空间数据的 IMF 可以通过 MEMD 的以下算法来实现。

- (1) 获取 n 维空间向量集 X ;
- (2) 计算时间序列 $V(s)$ 沿着给定方向 X^{θ_k} 的投影 $p^{\theta_k}(s)$;
- (3) 在每一个方向向量上识别瞬时 $s_i^{\theta_k}$ 所对应的极值;

(4) 通过多元样条插值函数插值 $[s_i^{\theta_k}, V(s_i^{\theta_k})]$, 得到多元包络曲线 $e^{\theta_k}(s)$;

(5) 利用以下公式计算包络线的均值 $M(s)$;

$$M(s) = \frac{1}{N} \sum_{N=1}^N e^{\theta_k}(s) \quad (5)$$

(6) 通过 $D(s) = V(s) - M(s)$ 得到本征模函数 $D(s)$ 。假如 $D(s)$ 满足多元 IMF 的判断标准, 则将 $D(s) = V(s) - M(s)$ 的结果作为步骤(2)的输入变量。如果不满足, 则将 $D(s)$ 作为步骤(2)的输入变量, 继续进行迭代运算。

通过以上分解过程, 原来的 n 维变量 $V(s) = \{v_1(s), v_2(s), \dots, v_n(s)\}$ 被分解成了一系列 IMF $\{D(s)_{i=1}^q\}$ 和残余项 Residue 相加的形式。

3 结果与分析

3.1 径流深及其影响因子的变化趋势

4 个流域中, 年均径流深最小的为红水河流域, 最大的为梧州流域(表 1)。4 个流域间年均 NDVI、降水量、潜在蒸散发和气温之间差异均较小。流域的径流深和降水量的变异系数均呈中等程度变异 ($10\% < C_v < 100\%$), 而 NDVI、潜在蒸散发和气温均呈弱变异 ($C_v < 10\%$)。在 4 个流域中, 径流深与降雨量呈显著正相关 ($P < 0.01$), 与潜在蒸散发呈显著负相关 ($P < 0.01$), 而与 NDVI 和气温无显著相关性 ($P > 0.05$) (图 2)。

表 1 径流深及其影响因子平均值及变化趋势

Table 1 Mean and trends of runoff and its influencing factors

流域 Watershed	站点 Station	面积 Area/ $\times 10^4 \text{ km}^2$	径流深 Runoff		归一化植被指数 NDVI		降水量 Precipitation		潜在蒸散发 Potential evaporation		气温 Temperature	
			平均值	统计量	平均值	统计量	平均值	统计量	平均值	统计量	平均值	统计量
			Mean/mm	Z_s	Mean/mm	Z_s	Mean/mm	Z_s	Mean/mm	Z_s	Mean/mm	Z_s
郁江	南宁	7.27	493	-0.82	79.4	3.02	1220	-0.74	1104	2.4	20.4	3.05
红水河	迁江	12.89	480	-2.02	76.4	3.74	1184	-1.51	1069	2.02	16.8	2.67
浔江	大湟江口	28.85	587	-0.67	77.6	4.12	1250	-0.77	1154	1.69	18.4	2.79
梧州	梧州	32.7	610	-0.37	77.7	4.18	1262	-0.59	1081	1.57	18.4	2.76

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index

通过 Mann-Kendall 趋势检验, 发现流域的 NDVI 和气温均表现为显著增加的趋势 ($P < 0.05$; 表 1)。流域的径流深和降水均表现为下降的趋势, 但只有红水河流域的径流深通过了 0.05 信度检验。流域的潜在蒸散发均表现为增加趋势, 但仅郁江流域通过了 0.05 信度检验, 呈显著增加趋势, 其余流域增加趋势不显著。

3.2 径流深及其影响因子的多尺度关系

利用 MEMD 方法将 4 个流域的径流深及其影响因子的多元数据分解成 4 个本征模函数 IMF 和 1 个残差 (图 3)。与 EMD 方法相似, 各变量的震荡周期随着 IMF 增大而增大。对于一组经过分解的多元数据, 在相同 IMF 中, 不同的变量通常具有相同的震荡数量, 所以具有相似的震荡频率^[36]。本文使用 Hilbert 变换来计算不同 IMF 之间的瞬时频率, 得到不同的尺度。

每个流域不同因子的 IMF 对应的时间尺度的平均值代表该 IMF 对应的特征尺度 (表 2)。郁江流域 IMF1、IMF2、IMF3 和 IMF4 对应的特征尺度为 2.9、5.0、8.7、19.5 年; 红水河流域 IMF1、IMF2、IMF3 和 IMF4 对应的特征尺度为 3.1、5.0、9.6、22.4 年; 浔江流域 IMF1、IMF2、IMF3 和 IMF4 对应的特征尺度为 3.0、5.6、10.0、21.5 年; 梧州流域 IMF1、IMF2、IMF3 和 IMF4 对应的特征尺度为 3.0、5.4、10.0、22.4 年。除郁江流域外, 其他 3 个流域各因子的 IMF4 所对应尺度的变异系数较大, 表明该尺度下无可以代表径流深与其影响因子的共同尺度。4 个流域中, 4 个本征模函数 IMF 对应的平均时间尺度比较接近, 而且径流深的尺度也比较相似, 该结果表明控制径流的过程发生在相似的尺度。

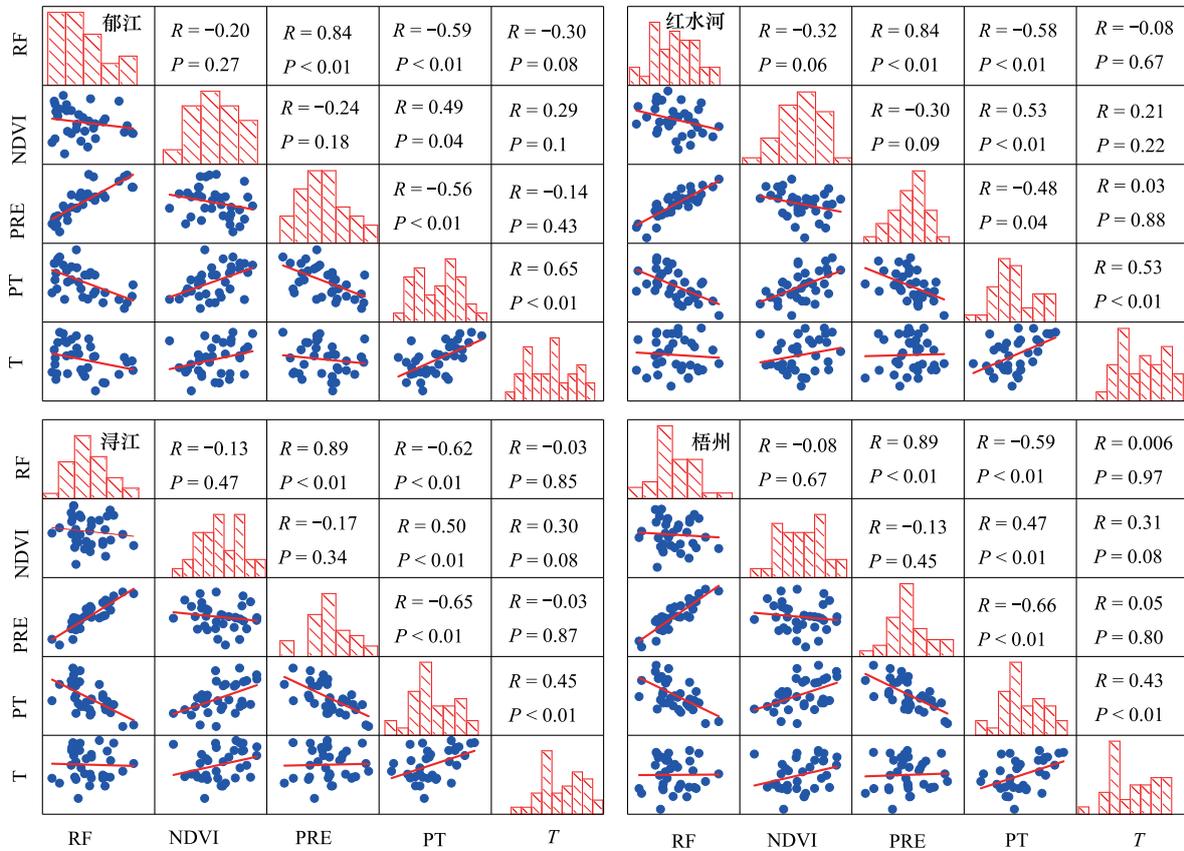


图 2 径流深及其影响因子相关性矩阵图

Fig.2 Correlative Matrix plot of runoff and its influencing factors

RF:径流深 Runoff;NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index;PRE:降水 Precipitation;PT:潜在蒸散发 Potential evaporation;
T:气温 Temperature; R:相关系数 Correlation coefficient;P:显著性水平 Significance level

表 2 径流深及其影响因子本征模函数(IMF)的尺度

Table 2 Scale of each intrinsic mode function (IMF) of runoff and its influencing factors

流域 Watershed	IMF	径流深 Runoff	归一化 植被指数 NDVI	降水量 Precipitation	潜在蒸散发 Potential evaporation	气温 Temperature	均值 Mean value
郁江	IMF1	2.9	2.6	3.0	3.0	3.2	2.9(6.7)
	IMF2	5.6	5.0	5.0	5.1	4.5	5.0(8.1)
	IMF3	8.2	9.2	8.4	8.4	9.3	8.7(5.9)
	IMF4	20.2	19.6	19.4	18.7	19.4	19.5(2.9)
红水河	IMF1	2.9	2.8	2.9	3.3	3.7	3.1(11.5)
	IMF2	4.5	5.6	4.6	5.0	5.1	5.0(8.8)
	IMF3	11.0	9.5	11.1	7.3	9.1	9.6(16.4)
	IMF4	20.6	30.2	21.3	21.3	18.7	22.4(20.0)
浔江	IMF1	2.9	2.8	2.8	3.0	3.7	3.0(12.6)
	IMF2	5.6	5.8	5.6	5.6	5.5	5.6(1.7)
	IMF3	11.2	9.6	11.2	9.1	9.0	10.0(11.1)
	IMF4	16.1	37.3	21.2	21.3	11.7	21.5(45.0)
梧州	IMF1	2.8	2.7	2.8	3.0	3.7	3.0(13.6)
	IMF2	5.6	5.8	4.7	5.5	5.5	5.4(7.3)
	IMF3	11.2	9.4	11.2	9.3	9.0	10.0(10.6)
	IMF4	21.6	35.8	21.5	21.3	11.5	22.4(38.8)

IMF:本征模函数 Intrinsic mode function;括号中的数字代表径流深及其影响因子本征模函数所对应尺度的变异系数(%)

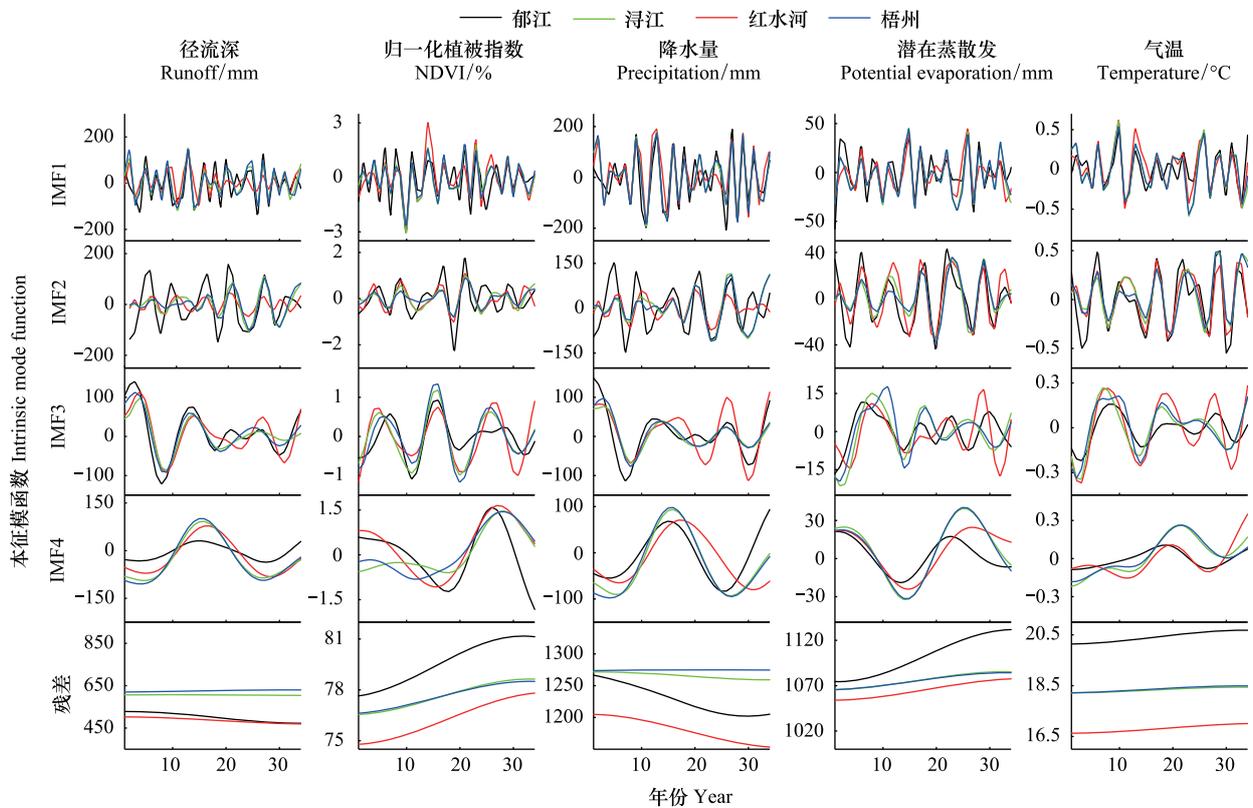


图3 基于多元经验模态分解的径流深及其影响因子的本征模函数和残差

Fig.3 Intrinsic mode function (IMF) and residues of runoff and its influencing factors based on multivariate empirical mode decomposition

各流域径流深及其影响因子的 IMF 所表征的尺度方差贡献率不同(表 3)。郁江流域径流深方差贡献率主要分布在 IMF1 和 IMF2 处(32%和 36%),所对应尺度为 3 年和 5 年。红水河流域径流深方差贡献率主要分布在 IMF3 和 IMF4 处(26%和 28%),对应的尺度约为 10 年和 22 年。浔江和梧州流域径流深方差贡献率主要分布在 IMF1 和 IMF4 处(35%和 31%、36%和 34%),对应尺度约为 3 年和 22 年。从其余影响因子的 IMF 方差贡献率可以看出,NDVI 除了红水河流域主要分布在 IMF1 和 IMF4 处,且其残差值较小(2.4%),其余流域主要分布在 IMF1 和 IMF4 及残差部分。郁江和红水河流域降水的主要表征尺度分别分布在 IMF1 和 IMF2、IMF1 和 IMF3 处(43%和 21%、51%和 16%),浔江、梧州流域主要分布在 IMF1 和 IMF4 处(50.1%和 18.6%、50.6%和 20.4%)。郁江和红水河流域的潜在蒸散发的表征尺度主要分布在 IMF1 和 IMF2 处,对应的特征尺度约为 3 年和 5 年;浔江和梧州流域主要分布在 IMF1 和 IMF4 处,对应的特征尺度约为 3 年和 22 年。4 个流域的气温表征尺度主要在 IMF1 和 IMF2 处,即主要分布在年际尺度上。

径流深及其影响因子多尺度相关性如图 4 所示。每个流域降水量和潜在蒸散发与径流深的多尺度关系最显著,在所有表征尺度均呈显著相关。径流深与 NDVI 和气温在一个表征尺度上呈显著正或负相关,而在另外一个尺度上呈显著负或正相关。这主要是因为在一个表征尺度上呈现正或负相关,会降低在另外一个表征尺度上的负或正相关程度,同时导致了径流深与 NDVI 和气温在年尺度上相关性不显著。在郁江流域,NDVI 与径流的相关性主要表现在 IMF1、IMF2、IMF4 和残差处;红水河流域为 IMF1、IMF3、IMF4 和残差;浔江流域为 IMF2、IMF3、IMF4 和残差;梧州流域为 IMF2、IMF4 和残差。郁江流域的气温与径流深的相关性主要体现在 IMF3、IMF4 和残差处,其余流域主要体现在 IMF3 和残差处。一般情况下,随着表征尺度的增大,径流与其影响因子之间的相关性有增大的趋势,即这些因子对径流深的影响程度有增大趋势。除此之外,在残差部分,径流深

与其影响因子均存在显著相关性($P < 0.05$),这在一定程度上表明这些影响因子与径流深之间存在一定关联。径流深与 NDVI 和气温在年尺度上不存在显著相关性,但是径流深与两者通过 MEMD 分解,在某些表征尺度上呈显著相关,这说明了研究径流深与其影响因子的时间序列多尺度关系可以获得更多的信息。

表 3 径流深及其影响因子的本征模函数(IMF)和残差占原始数据方差的百分比

Table 3 Percentage of variance explained by each intrinsic mode function (IMF) and residue for runoff and its influencing factors

流域 Watershed	因子 Factors	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	残差 Residue
郁江	径流深	32.4	36.5	20.9	3.0	2.3
	NDVI	26.5	10.0	4.2	15.9	32.1
	降水	43.4	21.4	13.3	10.8	2.0
	潜在蒸散发	29.4	30.2	2.5	8.9	24.6
	气温	22.9	34.3	3.6	1.5	14.8
红水河	径流深	23.1	6.6	26.3	29.0	1.3
	NDVI	24.3	4.8	7.5	15.8	2.4
	降水	51.3	5.9	16.9	13.0	1.5
	潜在蒸散发	25.7	35.4	5.2	21.9	5.2
	气温	35.1	30.3	19.3	7.4	8.8
浔江	径流深	34.5	18.7	13.6	30.9	0.009
	NDVI	25.3	3.9	8.1	12.2	13.3
	降水	50.1	15.1	6.2	18.6	0.10
	潜在蒸散发	36.8	23.7	6.5	38.3	3.9
	气温	41.5	30.2	12.0	10.9	3.6
梧州	径流深	36.3	15.9	17.2	34.1	0.08
	NDVI	24.4	3.0	10.2	15.6	11.4
	降水	50.6	13.6	7.7	20.4	0.0006
	潜在蒸散发	35.5	20.9	6.1	37.4	3.3
	气温	37.3	27.1	12.6	9.4	4.9

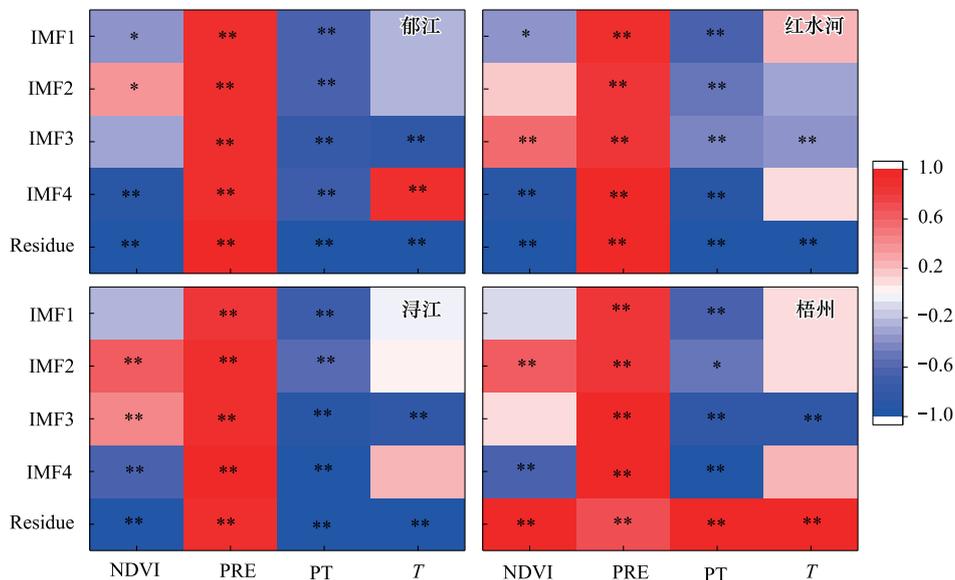


图 4 基于多元经验模态分解的各本征模函数(IMF)和残差的径流深与其影响因子的相关性分析图

Table 4 Figure of correlation coefficients between runoff and its influencing factors for each Intrinsic mode function (IMF) and residue based on multivariate empirical mode decomposition

NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index; PRE:降水 Precipitation; PT:潜在蒸散发 Potential evaporation; T:气温 Temperature; ** 表示显著性水平小于 0.01; * 表示显著性水平小于 0.05

此外,利用 MEMD 方法进行数据分解有两点值得注意。第一,一些变量的残差部分的方差贡献率较大,比如郁江流域的 NDVI,残差部分的方差贡献率为 32.1%,这可能是由于研究时段较短,更大的表征尺度未被发现;第二,每个变量的方差贡献率相加之和不等于 100%,主要是因为每个特征尺度下的生态过程不是独立的,变量的不同 IMF 缺少完全正交性^[36]。

3.3 基于 MEMD 的径流深预测

利用多元回归模型可以得到每个 IMF 径流深的预测模型(表 4)。从表中可以看出,这些预测模型的可调整 R^2 的范围在 0.67 到 1 之间,而且一般随着 IMF 增大而增大。可以确定,表征尺度越大,对径流深的预测精度越高,并且模型中所选因子对径流深的影响程度更大。基于所有 IMF 和残差的径流深预测结果,利用多元逐步回归方法进行径流深预测。4 个流域径流深预测值和实测值的 R^2 , RMSE, NSE 和 1:1 线均优于直接利用多元逐步回归拟合的结果(表 5;图 5)。由此可见,利用 MEMD 方法对径流深的预测精度要高于利用原始数据直接进行多元逐步回归预测的结果。这进一步说明了在原始时间序列上的简单分析难以解释 NDVI、温度与径流之间关系的复杂性。

表 4 基于多元模态分解的每个本征模函数和残差的径流深多元逐步回归预测模型及回归统计特征(可调整 R^2 和 F 值)

Table 4 Predictive modeling and regression statistics (F -value and adjusted R^2) for runoff for each intrinsic mode function and residue using stepwise multiple linear regression based on multivariate empirical mode decomposition

流域 Watershed	IMF	公式 Function	R^2	F
郁江	IMF1	$-3.587+0.581(0.801)PRE-74.669(-0.235)T-13.443(-0.201)NDVI$	0.79	41.79
	IMF2	$-6.785+0.63(0.575)PRE-2.888(-0.816)PT+159.869(0.581)T$	0.87	73.34
	IMF3	$3.104+0.601(0.57)PRE-302.788(-0.471)T$	0.88	122.04
	IMF4	$-2.091+0.386(0.871)PRE+247.387(0.661)T+13.458(0.513)NDVI$	0.92	126.74
	残差	$951.909-1.309(-1.345)PT+67.625(0.65)T-4.882(-0.305)NDVI$	1.0	756358
	原始数据	$-363.473+0.702(0.836)PRE$	0.69	74.23
红水河	IMF1	$-0.13+0.289(0.614)PRE-1.063(-0.398)PT+40.846(0.219)T$	0.82	51.58
	IMF2	$0.142+0.604(0.815)PRE-22.39(-0.209)T$	0.74	48.34
	IMF3	$1.4+0.669(0.766)PRE-64.934(-0.242)T$	0.67	35.04
	IMF4	$-0.398+0.593(0.568)PRE-1.589(-0.491)PT+85.17(0.187)T$	1.0	2393.07
	残差	$2228.644-1.914(-1.35)PT+3.889(0.35)NDVI$	1.0	2927483
	原始数据	$575.359+0.509(0.726)PRE-0.653(-0.232)PT$	0.73	45.00
浔江	IMF1	$0.573+0.543(0.847)PRE$	0.71	80.93
	IMF2	$-0.219+0.676(0.783)PRE+30.041(0.249)NDVI$	0.85	93.73
	IMF3	$2.009+0.632(0.55)PRE-1.711(-0.376)PT+17.616(0.245)NDVI$	0.90	103.72
	IMF4	$-2.934+0.993(0.992)PRE$	0.98	1880.85
	残差	$-2140.752+1.479(6.295)PRE+0.813(5.441)PT$	1.0	106793
	原始数据	$-273.478+0.688(0.885)PRE$	0.78	115.66
梧州	IMF1	$-0.717+0.574(0.845)PRE$	0.71	79.79
	IMF2	$-1.885+0.624(0.719)PRE+42.341(0.3)NDVI+40.873(0.192)T$	0.80	44.10
	IMF3	$0.871+1.05(0.874)PRE-0.804(-0.146)PT$	0.94	257.17
	IMF4	$-0.92+1.09(1.051)PRE+0.19(0.061)PT$	1.0	6412
	残差	$-1320.21+32.976(0.92)T+1.052(0.112)P$	1.0	613063296
	原始数据	$-287.998+0.711(0.887)PRE$	0.78	117.66

NDVI: 归一化植被指数 Normalized difference vegetation index; PRE: 降水 Precipitation; PT: 潜在蒸散发 Potential evaporation; T: 气温 Temperature; 括号中的数字代表标准偏回归系数

表 5 多元模态分解与多元逐步回归预测径流深效果

Table 5 Runoff prediction accuracy based on stepwise multiple linear regression and multivariate empirical mode decomposition

预测方法 Forecasting method	流域 Watershed	R^2	RMSE	NSE
多元经验模态分解前多元逐步回归 Stepwise multiple linear regression before multivariate empirical mode decomposition	郁江	0.69	73	0.88
	红水河	0.73	51	0.74
	浔江	0.78	52	0.78
	梧州	0.78	54	0.79
多元经验模态分解后多元逐步回归 Stepwise multiple linear regression after multivariate empirical mode decomposition	郁江	0.86	49	0.95
	红水河	0.81	43	0.81
	浔江	0.86	42	0.85
	梧州	0.86	42	0.86

R^2 : 决定系数 Coefficient of determination; RMSE: 均方根误差 Root mean squared error; NSE: 纳什效率系数 Nash-Sutcliffe efficiency coefficient

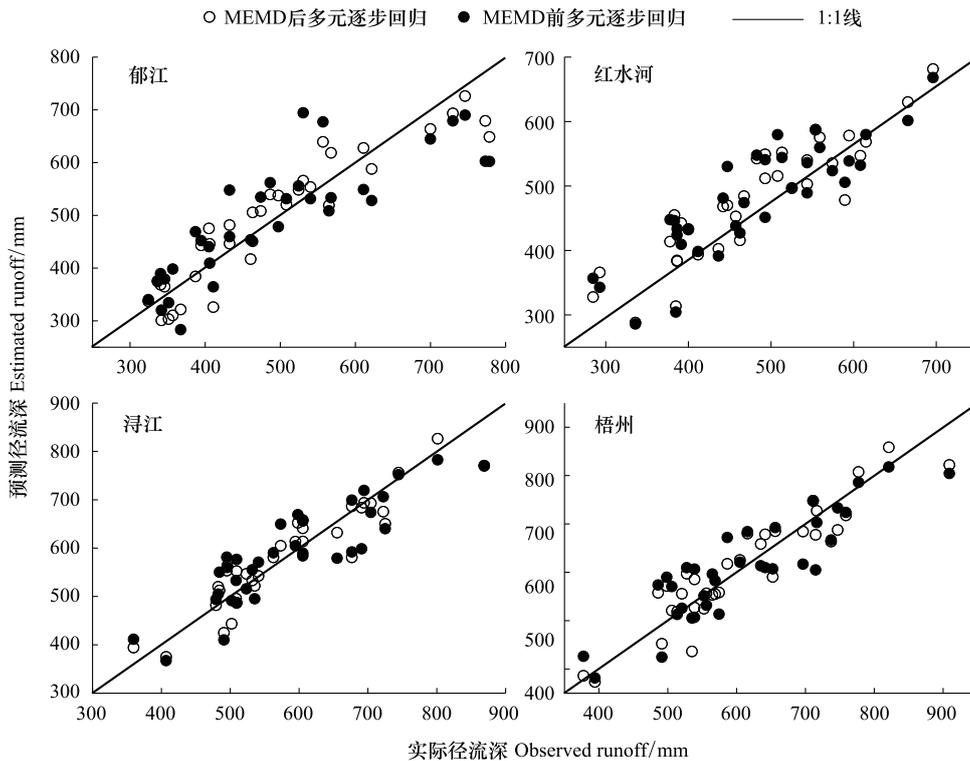


图 5 多元经验模态分解前后多元逐步回归预测径流与实际径流对比

Fig. 5 Observed vs. estimated runoff using stepwise multiple linear regression models before and after multivariate empirical mode decomposition

径流深的预测值与每个 IMF 或者残差处的预测值的决定系数如图 6 所示。从该图中可以看出每个 IMF 和残差对于径流深预测值的重要性程度。郁江流域主要贡献者为 IMF2; 红水河、浔江和梧州流域主要贡献者为 IMF4。即郁江流域的年际尺度上对径流预测起主要作用, 而红水河、浔江和梧州流域的年代际尺度上对径流预测起主要作用。

4 讨论

多元经验模态分解量化了流域径流深与植被和气候因子在不同尺度上的相关性, 可以从复杂的角度初步理解喀斯特流域径流与其影响因子的内在作用机制, 加深对此区域径流变化以及驱动因子的研究。运用传统

的线性分析方法,无法揭示径流与其影响因子在不同尺度上的相关性,所以,以往的研究中,有些学者运用了小波分析和集合经验模态分解(EEMD)等方法。李宝富等^[37]运用了 EEMD 方法研究了沂河流域径流对气候变化的响应,得出了在不同尺度上气候因子对于径流的影响机制存在明显不同,在较大尺度上往往与径流的关系更加密切。凌红波等^[38]通过小波分析方法,揭示了天山地区径流和气象因子之间存在明显的多时间尺度相关关系。这些研究与本文研究结果较为一致,为区域水资源合理利用提供了重要的理论支撑。

径流深与降水和潜在蒸散发在不同的时间尺度始终呈显著相关($P < 0.05$),而与 NDVI 和气温在某些尺度上并不显著。说明与降水和潜在蒸散发相比,气温和植被对于径流的影响机制相对复杂。在短时间尺度内,气温主要通过影响蒸散发等因素间接影响径流的变化。对于降水补给型河流来说,径流主要受到降水量的影响,气温的影响较小。但在较长的时间尺度上,气温变化会对气候系统产生长期影响,进而通过影响降水的时空分配格局引起流域径流变化。植被对于径流影响机制存在复杂性,主要原因是植被一方面可以减少表面径流,提高蒸散发;另一方面,气温和降水可以通过影响植被覆盖间接影响径流^[39]。喀斯特流域由于复杂的双层水文地质结构,可能更加剧了上述影响机制的复杂性。

从预测的效果来看,经过多元模态分解后的数据进行径流预测精度高于原始数据直接预测径流深,主要原因在于多元经验模态方法在某些特征尺度上可以获得相关因子对径流的影响程度。该方法在土壤水含量^[36,40]预测上取得较好的效果。由于多元经验模态分解的理论基础建立时间相对较短,所以在径流领域的应用并不多见。

5 结论

本文主要分析了 4 个喀斯特流域径流及其影响因子 1982—2015 年的变化趋势,以及径流对这些因子变化的多尺度响应。主要结论如下:

(1) 通过 Mann-Kendall 趋势检验方法,表明 4 个流域的气温和 NDVI 均呈显著增加的趋势;除红水河流域的径流深呈显著下降趋势外,其余流域的下降趋势并不显著;同时 4 个流域降水的下降趋势也不显著。

(2) 利用 MEMD 将 4 个流域的径流深及其影响因子的多元数据分解成 4 个本征模函数 IMF 和 1 个残差,发现郁江流域径流深方差贡献率主要分布在 3 年和 5 年尺度上;而红水河流域径流深方差贡献率主要分布在 10 年和 22 年尺度上;浔江和梧州流域径流深方差贡献率主要分布在 3 年和 22 年尺度上。

(3) 径流深与其影响因子在不同时间尺度上的相关性与原始数据相关性不同,随着尺度的不同而存在差异性。在不同尺度下,4 个流域降水量和潜在蒸散发均与径流深之间存在显著相关性,而与 NDVI 和气温在原始时间序列上不存在显著相关性,但是其与两者的时间多尺度关系在某些表征尺度上存在显著相关性。

(4) 利用 MEMD 方法对径流深进行预测,发现 4 个流域径流深的预测精度均优于直接利用多元逐步回归拟合的结果,因此该方法可用于西南喀斯特区径流量的预测。

参考文献 (References):

- [1] 段文军,李海昉,王金叶,赵连生,李光平,王绍能. 漓江上游典型森林植被对降水径流的调节作用. 生态学报, 2015, 35(3): 663-669.
- [2] Ji F, Wu Z H, Huang J P, Chassignet E P. Evolution of land surface air temperature trend. Nature Climate Change, 2014, 4(6): 462-466.
- [3] Yang H B, Yang D W. Derivation of climate elasticity of runoff to assess the effects of climate change on annual runoff. Water Resources Research,

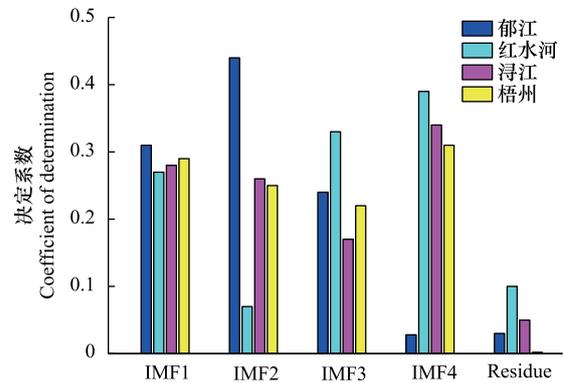


图 6 径流深预测值与单个本征模函数或残差处预测值的决定系数

Fig. 6 Coefficient of determination between runoff predicted value and predicted IMFs (residue)

- 2011, 47(7): W07526.
- [4] Zhao Y F, Zou X Q, Gao J H, Xu X W H, Wang C L, Tang D H, Wang T, Wu X W. Quantifying the anthropogenic and climatic contributions to changes in water discharge and sediment load into the sea: a case study of the Yangtze River, China. *Science of the Total Environment*, 2015, 536: 803-812.
- [5] 夏军, 刘春葵, 任国玉. 气候变化对我国水资源影响研究面临的机遇与挑战. *地球科学进展*, 2011, 26(1): 1-12.
- [6] 柏玲, 刘祖涵, 陈忠升, 徐建华. 开都河源区径流的非线性变化特征及其对气候波动的响应. *资源科学*, 2017, 39(8): 1511-1521.
- [7] Hartmann A, Goldscheider N, Wagener T, Lange J, Weiler M. Karst water resources in a changing world: review of hydrological modeling approaches. *Reviews of Geophysics*, 2014, 52(3): 218-242.
- [8] 刘梅先, 徐宪立. 气候变化及人为活动驱动下的西南喀斯特生态水文研究评述. *农业现代化研究*, 2018, 39(6): 930-936.
- [9] Liu C C, Liu Y G, Fan D Y, Guo K. Plant drought tolerance assessment for re-vegetation in heterogeneous karst landscapes of Southwestern China. *Flora - Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants*, 2012, 207(1): 30-38.
- [10] Liu M X, Xu X L, Wang D B, Sun A Y, Wang K L. Karst catchments exhibited higher degradation stress from climate change than the non-karst catchments in southwest China: An ecohydrological perspective. *Journal of Hydrology*, 2016, 535: 173-180.
- [11] 郭生练, 郭家力, 侯雨坤, 熊立华, 洪兴骏. 基于 Budyko 假设预测长江流域未来径流量变化. *水科学进展*, 2015, 26(2): 151-160.
- [12] Huza J, Teuling A J, Braud I, Grazioli J, Melsen L A, Nord G, Raupach T H, Uijlenhoet R. Precipitation, soil moisture and runoff variability in a small river catchment (Ardèche, France) during HyMeX Special Observation Period 1. *Journal of Hydrology*, 2014, 516: 330-342.
- [13] 丁婧祎, 赵文武, 王军, 房学宁. 降水和植被变化对径流影响的尺度效应——以陕北黄土丘陵沟壑区为例. *地理科学进展*, 2015, 34(8): 1039-1051.
- [14] Whitehead P G, Robinson M. Experimental basin studies—an international and historical perspective of forest impacts. *Journal of Hydrology*, 1993, 145(3/4): 217-230.
- [15] Liu H Y, Zhang M Y, Lin Z S, Xu X J. Spatial heterogeneity of the relationship between vegetation dynamics and climate change and their driving forces at multiple time scales in Southwest China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 256-257: 10-21.
- [16] 李春晖, 杨志峰. 黄河流域 NDVI 时空变化及其与降水/径流关系. *地理研究*, 2004, 23(6): 753-759.
- [17] Wang Y J, Liu Z H, Yao J Q, Bayin C H, Zhu Y S. Hydrological response of runoff to climate change of typical tributaries in Ebinur Lake Basin of Xinjiang. *Water Resources*, 2018, 45(2): 160-168.
- [18] 窦小东, 黄玮, 易琦, 刘晓舟, 左慧婷, 李蒙, 李忠良. LUCC 及气候变化对澜沧江流域径流的影响. *生态学报*, 2019, 39(13): 4687-4696.
- [19] 李帅, 魏虹, 刘媛, 马文超, 顾艳文, 彭月, 李昌晓. 气候与土地利用变化下宁夏清水河流域径流模拟. *生态学报*, 2017, 37(4): 1252-1260.
- [20] 董林垚, 陈建耀, 付丛生, 蒋华波, 杨雪韵. 西江流域径流与气象要素多时间尺度关联性研究. *地理科学*, 2013, 33(2): 209-215.
- [21] 邢贞相, 刘美鑫, 付强, 宫兴龙, 葛宇生. 挠力河流域径流变化特征与影响因素分析. *农业机械学报*, 2015, 46(9): 178-187.
- [22] 张延伟, 葛全胜, 姜逢清, 郑景云. 北疆地区 1961~2010 年极端气温事件变化特征. *地理科学*, 2016, 36(2): 296-302.
- [23] 张健, 李同昇, 张俊辉, 徐象平. 1933~2012 年无定河径流突变与周期特征诊断. *地理科学*, 2016, 36(3): 475-480.
- [24] Xu J H, Chen Y N, Lu F, Li W H, Zhang L J, Hong Y L. The nonlinear trend of runoff and its response to climate change in the Aksu river, western China. *International Journal of Climatology*, 2011, 31(5): 687-695.
- [25] Xu J H, Li W H, Ji M H, Lu F, Dong S. A comprehensive approach to characterization of the nonlinearity of runoff in the headwaters of the Tarim River, western China. *Hydrological Processes*, 2010, 24(2): 136-146.
- [26] 董喆, 贺康宁, 王根柱, 王先棒. 北川河流域降水与 NDVI 变化特征及其对径流的影响. *干旱区研究*, 2018, 35(2): 287-295.
- [27] 吴创收, 杨世伦, 黄世昌, 王珊珊. 1954-2011 年间珠江入海水沙通量变化的多尺度分析. *地理学报*, 2014, 69(3): 422-432.
- [28] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q A, Yen N C, Tung C C, Liu H H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [29] 杜加强, 舒俭民, 赵晨曦, 贾尔恒·阿哈提, 王丽霞, 香宝, 方广玲, 刘伟玲, 何萍. 两代 AVHRR GIMMS NDVI 数据集的对比分析——以新疆地区为例. *生态学报*, 2016, 36(21): 6738-6749.
- [30] 杨艳丽, 孙艳玲, 王中良. 2000-2013 年海河流域植被覆盖的时空变化. *干旱区资源与环境*, 2016, 30(7): 65-70.
- [31] 张丽梅, 赵广举, 穆兴民, 高鹏, 孙文义. 基于 Budyko 假设的渭河径流变化归因识别. *生态学报*, 2018, 38(21): 7607-7617.
- [32] 叶晶萍, 刘政, 欧阳磊, 盛菲, 刘士余. 不同时间尺度小流域径流变化及其归因分析. *生态学报*, 2019, 39(12): 4478-4487.
- [33] 张惠芳, 刘欢, 苏辉东, 靳甜甜, 蔺彬彬, 林俊强. 1995—2014 年拉萨河流域水环境变化及其驱动力. *生态学报*, 2019, 39(3): 770-778.
- [34] Rehman N, Mandic D P. Multivariate empirical mode decomposition. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2010, 466(2117): 1291-1302.
- [35] Goovaerts P. Geostatistical tools for characterizing the spatial variability of microbiological and physico-chemical soil properties. *Biology and Fertility of Soils*, 1998, 27(4): 315-334.
- [36] Hu W, Si B C. Soil water prediction based on its scale-specific control using multivariate empirical mode decomposition. *Geoderma*, 2013, 193-194: 180-188.
- [37] 李宝富, 熊黑钢, 廉丽姝, 孙小银, 周长春. 沂河径流非线性变化特征对气候变化的响应. *水土保持通报*, 2016, 36(4): 169-174, 181-181.
- [38] 凌红波, 徐海量, 张青青, 史薇. 1957—2007 年新疆天山山区气候变化对径流的影响. *自然资源学报*, 2011, 26(11): 1908-1917.
- [39] Huang X, Fang N F, Shi Z H, Zhu T X, Wang L. Decoupling the effects of vegetation dynamics and climate variability on watershed hydrological characteristics on a monthly scale from subtropical China. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2019, 279: 14-24.
- [40] She D L, Qian C, Timm L C, Beskow S, Wei H, Caldeira T L, De Oliveira L M. Multi-scale correlations between soil hydraulic properties and associated factors along a Brazilian watershed transect. *Geoderma*, 2017, 286, 15-24.