
长江流域月降水的多尺度随机特征及其分区

李佳佳 贺新光 胡思¹

(1. 湖南师范大学 资源与环境科学学院, 湖南 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, 湖南 长沙 410081)

【摘要】: 提出了一种基于集合经验模态分解的多尺度信息熵方法来分析长江流域 138 个气象站 1961~2016 年的月降水在不同时间尺度下的随机性, 然后, 采用模糊 C 均值聚类 (FCM) 算法对流域月降水进行空间区划, 最后, 探讨各区平均月降水序列与厄尔尼诺 1+2 区的平均海表温度 (NINO1+2) 之间的时滞相关性。结果表明: (1) 长江流域月降水存在明显的季节、年际和年代际变化特征; (2) 流域月降水在不同时间尺度下的随机性均呈现出东部高-西部低的空间分布模式, 并且流域月降水的 IMF 分量的随机性随时间尺度的增大而降低, 且不同地区间其随机性的差异越来越大; (3) 流域月降水在各 IMF 分量上的随机性沿纬向自西向东逐渐增大, 而沿经向呈现出拟均匀性; (4) 流域月降水在空间上可划分为 6 个一致性子区域: 西部高原区、西南部横断山区、北部低山盆地区、南部低山丘陵区、东南部鄱阳湖平原区和东部长江三角洲区; (5) 流域各区平均月降水对 NINO1+2 的最佳响应时滞自东南沿海向内陆地区依次由 2 个月延长至 4 个月。

【关键词】: 月降水 多尺度信息熵 随机性 模糊 C 均值聚类

【中图分类号】: P426.6 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1004-8227(2021)01-0111-11

降水是区域水文循环的重要环节, 受地理位置、地形和气候等因素的综合影响, 降水过程存在着较大的时空变异性。特别是近几十年来, 在全球变暖的大背景下, 降水的时空格局发生着显著变化, 导致洪涝灾害频发, 给社会经济发展和生态系统安全等方面带来巨大的危害^[1~3], 引起了社会各领域工作者的广泛关注。信息熵^[4]是一种度量信息量不确定性的方法, 为研究水文过程的不确定性问题提供了新途径, 并且已经在水资源环境以及土地利用等领域取得了一些成果^[5,6]。近年来, Brunzell^[7]提出了一种将信息论与小波分析相结合的多尺度信息论方法用来分析降水的时空变异性, 结果表明该方法较之传统的方法更具优势。之后, 陈阿娇等^[8]采用该方法分析了长江流域 1963~2013 年日降水时空变异的多尺度特征。然而, 小波分析在执行时间序列的多尺度分解时, 需要预设基函数, 其无法根据序列自身的时间尺度特征进行分解, 因此可能分解出虚假或无效的波动分量^[9]。而集合经验模态分解 (EEMD) 无需预先设定任何基函数, 自适应地将数据分解为有限个包含原序列不同时间尺度局部特征信号的本征模函数^[10] (IMF),

作者简介: 李佳佳(1994~), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为水文气象. E-mail: 799507219@qq.com

贺新光 E-mail: xghe@hunnu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(41472238); 湖南省教育厅创新平台开放基金(18K018)

在气象领域已经得到了广泛的应用^[11~13]。

考虑到区域水文要素的演变存在空间尺度效应,粗略了解大区域的降水特征对决策者而言尚不足以说明问题^[14]。因此,在研究区域降水结构变化规律的同时,有必要研究该区域不同地区间降水的一致性及其差异性。对此,不少气象学者采用聚类分析方法对我国的降水区划开展了一些研究^[14~16]。但之前的研究多采用传统的硬划分聚类分析法,这种方法具有“非此即彼”的特点,会丢失样本中对于其聚类中心的相似程度等众多信息^[17]。而模糊聚类分析法克服了硬划分方法的“非此即彼”的特点,可以提供对于不同类别“相似度”信息。杨林^[17]等采用软划分模糊聚类分析法对中国降水进行客观化分区。Goyal^[18]等采用模糊 C 均值聚类算法(FCM)对印度降水进行聚类分析,并与 K-means 聚类算法的结果进行了比较,结果表明,FCM 方法确定的子区域具有足够的均匀性。

厄尔尼诺-南方涛动(ENSO)是热带太平洋上最显著的异常信号,对全球气候有极大的影响。当 ElNino 事件发生时,海表温度的变化引起大气环流异常,进而影响东亚地区的降水分布。关于 ElNino 事件对我国气候的影响之前已有较为深入的研究^[19,20],但这些研究主要是采用 NINO3 区的平均海温变化来代表 ElNino 现象的各个阶段,而对 ElNino 事件的另一重要指标 NINO1+2 区的平均海表温度(NINO1+2)与我国降水的关系以及各地区降水受 ElNino 事件影响的具体滞后后期却研究甚少。但是,ElNino 现象出现的海温异常信号在赤道东太平洋最为明显,海温变化常常从秘鲁沿岸(NINO1+2 区)开始,然后再向赤道东、中太平洋扩展。且陈月娟^[21]等人研究发现,相较于 NINO3 区的海温,NINO1+2 区的海温与夏季各月的季风指数关系更密切,进而影响我国的降水变化。

鉴于此,本研究将 EEMD 与信息熵有机结合,构建基于 EEMD 的多尺度信息熵方法,并应用其分析长江流域近 56 年来月降水在多时间尺度下的随机特征;之后,采用模糊 C 均值聚类(FCM)方法对流域 138 个气象站的月降水进行空间区划;最后,分析流域各子区域平均月降水序列与 NINO1+2 指数之间的时滞相关性。这有助于深入理解长江流域降水时空变化的多尺度特征、为流域月降水的预测模型提供有效的输入变量,同时可为流域水资源管理和农业生产规划等提供理论参考。

1 研究区概况与数据来源

长江流域(90° 33' E~122° 25' E,24° 30' N~35° 45' N)自西向东横跨青藏高原、四川盆地和长江中下游平原三大阶梯地貌,地形起伏较大,各地气候千差万别,降水的时空分布差异明显^[8]。本研究使用的气象数据为长江流域 138 个气象站 1961~2016 年的逐月降水数据以及大气环流指数 NINO1+2 在 1960~2016 年的逐月数据,数据分别下载于中国气象科学数据共享服务网(<http://www.esi.cn/metadata/page/index.html>)和美国国家大气海洋局(NOAA)气候预测中心(<https://www.esrl.noaa.gov>)。图 1 展示了研究区的地理位置、高程及 138 个气象站的空间分布。

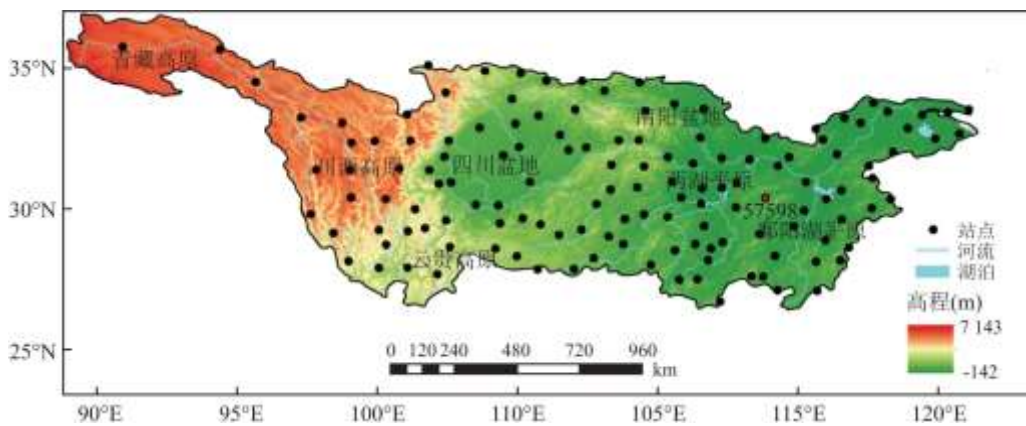


图 1 长江流域 138 个气象站的空间分布及高程

2 研究方法

2.1 集合经验模态分解

集合经验模态分解 (EEMD) 是近年来发展的一种适应于非线性、非平稳序列的信号分析方法^[10,22], 它克服了经验模态分解 (EMD) 过程中出现的模态混叠等问题。EEMD 方法的实质是在初始信号上叠加频率均匀分布的高斯白噪声, 并对其 EMD 分解后的各分量进行集合平均, 生成有限个具有不同振荡周期的本征模态函数 (IMFs) 和 1 个残差分量 (Res)。EEMD 的具体分解步骤如下^[23,24]:

(1) 在待分析信号 $x(t)$ 中加入白噪声 $\varepsilon_i(t)$, 得到加噪声后的信号 $x_i(t)$:

$$x_i(t) = x(t) + \varepsilon_i(t) \quad (1)$$

(2) 对加噪声后的信号 $x_i(t)$ 进行 EMD 分解, 得到其第 j 个 $IMF_{ij}(t)$ 和趋势分量 $Res_i(t)$ 。

(3) 重复步骤 (1) 和 (2) M 次 ($i=1, \dots, M$), 每次得到 J 个 IMF 分量 $IMF_{ij}(j=1, 2, \dots, J)$ 和 1 个趋势分量 Res_i , 将 M 次得到的结果进行集合平均, 以相互抵消加入的高斯白噪声对分量的影响, 得到由 EEMD 方法分解提取的本征模态函数和残差分量, 即:

$$IMF_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M IMF_{ij}(t) \quad (2)$$

$$Res(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Res_i(t) \quad (3)$$

(4) 最终有 EEMD 分解的结果:

$$x(t) = \sum_{j=1}^J IMF_j(t) + Res(t) \quad (4)$$

本文在对长江流域 138 个气象站 1961~2016 年的月降水序列逐个进行 EEMD 分解时, 用于集合分解的高斯白噪声与原始信号的信噪比为 0.2, 集合样本数设置为 400。

2.2 信息熵

信息熵的概念是 Shannon^[25] 于 1948 年提出的, 主要用于描述和度量随机变量的信息量及其无序性, 在诸多领域已得到了广泛应用^[26~28]。一个变量的信息熵越大, 其不确定性越大, 变量的可预测性就越低; 反之, 信息熵越小, 变量的不确定性越小, 可预测性就越高^[7]。其计算公式如下:

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_b [p(x_i)] \quad (5)$$

式中: X 表示随机变量, 其取值为 x_1, x_2, \dots, x_n ; $H(X)$ 表示随机变量 X 的信息熵, 当 $b=2$ 时, 熵的量纲为比特 (bit); $p(x_i)$ 是变量 X

的概率密度函数,且 $\sum p(x_i)=1$ 。

为了分析长江流域月降水在不同时间尺度下的随机特征,本文提出了一种多尺度信息熵方法。它是一种将 EEMD 与信息熵相结合的时间序列特征提取方法,即在 EEMD 分解的基础上计算随机序列各个尺度下分量的信息熵,它结合了 EEMD 与信息熵的优点,可以很好的表征一个序列在多时间尺度下的随机性和复杂性。

2.3 模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值聚类(FCM)是由 Dunn^[29]和 Bezdek^[30]提出的一种无监督聚类算法,其主要目的是将数据集划分为 c 个不同的簇,使同一簇的对象间的相似度最大,而不同簇的对象间的相似度最小。FCM 算法通过建立研究对象与聚类中心距离最小的目标函数来进行聚类,并通过不断优化目标函数来求取最优聚类中心矩阵,确定最终的模糊隶属度,模糊隶属度越大表示数据点与该聚类中心越接近^[18]。其目标函数为:

$$J_{\omega} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m u_{ij}^{\omega} d_{ij}^2$$

$$= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m u_{ij}^{\omega} \|o_i - c_j\|^2; \quad 1 \leq \omega < \infty \quad (6)$$

式中:k 为数据点个数;m 为分类数; u_{ij} 为数据点 o_i 相对于分类 j 的隶属度; ω 为模糊加权指数,通常取 $\omega=2$; d_{ij} 为数据点 x_i 到聚类中心 c_j 的距离。

本研究中 FCM 的最优分类数是根据 Xie 等^[31]提出的 Xie-Beni 系数(XB 系数)来确定的,XB 系数是类内紧密性和类间离散性度量指标的代表,XB 系数越小,聚类的内聚度越高,耦合度越低,分类效果越明显。其计算公式如下:

$$H_{XB} = \frac{I_{XB}}{L_{XB}} = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m u_{ij}^2 \|o_i - c_j\|^2}{k(\min_{j \neq k} \|c_j - c_k\|^2)} \quad (7)$$

式中: I_{XB} 表示聚类结果类内的紧致性,用来评价类内的内聚度; L_{XB} 表示类与类之间的分离性,用来评价不同类间的耦合度。

3 结果与分析

首先,分别对各站点的月降水序列进行 EEMD 分解,以识别流域月降水的多时间尺度特征。其次,分别计算各站点月降水序列的各 IMF 分量上的信息熵,得到各站点的多尺度信息熵(EEMD-ME)值,并绘制其空间分布图以刻画流域内月降水在不同时间尺度下的随机性。然后,将 EEMD-ME 值分别作为经度和纬度的线性函数,探究其与经纬度之间的线性关系。接着,将 138 个气象站的 EEMD-ME 值及其标准化经度和纬度数据构成的特征矩阵作为 FCM 的分类特征量,通过计算不同聚类数确定的 XB 系数来选取最合理的分类数,并绘制最终分区结果图,以了解不同地区月降水的一致性及其差异性。最后,将各分区的平均月降水序列分别与 NIN01+2 指数进行时滞相关分析,并绘制其时滞相关图以识别各区的平均月降水对 NIN01+2 的最佳响应滞后期。

3.1 月降水的多尺度特征分析

利用 EEMD 方法分别对长江流域 138 个气象站 1961~2016 年的月降水序列进行多尺度分解,各站点均得到 8 个 IMF 分量 (IMF1~IMF8) 和 1 个残差分量 (Res)。图 2 展示了修水站 1961~2016 年的月降水序列及其 EEMD 分解得到的各子序列。从图中可看出,各个 IMF 分量相互独立且依次反映了月降水序列从高频到低频不同时间尺度的波动特征,Res 分量则反映了月降水序列总体随时间变化的长期趋势。其余站点月降水序列的 EEMD 分解子序列均存在类似的波动模式。为解析月降水序列中不同尺度下的固有波动特征,通过使用序列长度除以各 IMF 分量的极值点个数以求得相应分量的平均周期。表 1 给出了 138 个气象站 IMF1~IMF8 分量所表征的不同尺度波动的平均周期的中位数。由表可知:在季节尺度上,长江流域月降水具有 0.3a(IMF1) 和 0.6a(IMF2) 的气候变率;在年际尺度上,长江流域月降水具有准 1a(IMF3)、准 2a(IMF4) 和准 5a 年(IMF5) 的气候变率;在年代际尺度上,长江流域月降水具有准 10a(IMF6)、准 21a(IMF7) 和准 52a(IMF8) 的气候变率。

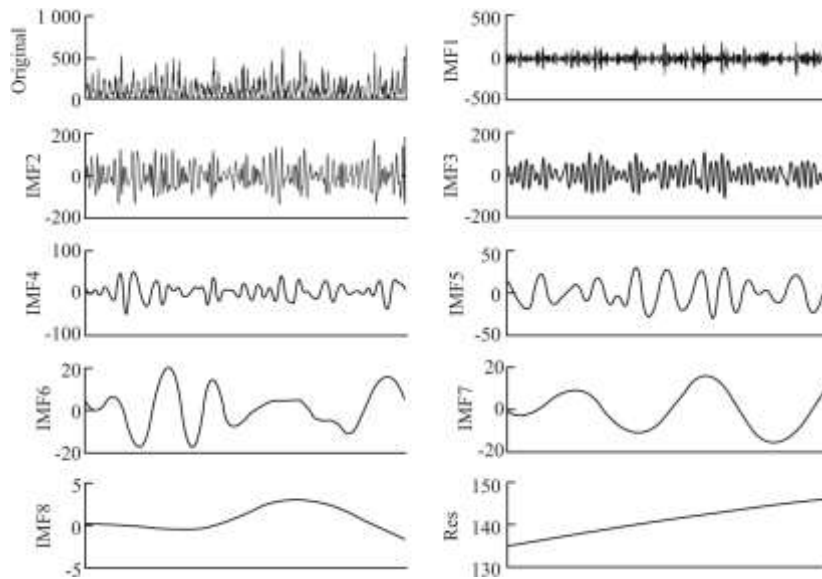


图 2 修水站 1961~2016 年的月降水序列及其 EEMD 分解的各子序列

表 1 138 个气象站月降水序列的各 IMF 分量的平均周期中位数

	分量							
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
平均周期(年)	0.3	0.6	1	2.3	4.7	9.5	20.8	51.8

为分析长江流域月降水在不同时间尺度下其随机性的空间分布格局,分别计算各站点月降水序列的各 IMF 分量的信息熵,得到各站点在不同时间尺度下的 EEMD-ME 值。表 2 列出了流域内月降水各 IMF 分量在所有站点上的 EEMD-ME 最大值以及最小值。然后,在 ArcGIS10.2.2 环境下利用克里金插值方法绘制出长江流域月降水的多尺度熵值的空间分布图(图 3),图 3a~3h 依次展示了 IMF1~IMF8 分量上熵值的空间分布情况。由表 2 可知:IMF1 和 IMF2 分量上的 EEMD-ME 值最高,分别在 5.82~8.42 和 6.44~8.19 之间变化,其它 IMF 分量上的 EEMD-ME 值随分解阶数的增加而逐渐减小。此外,各 IMF 分量上 EEMD-ME 值的变化幅度也存在很大的差异,其变化幅度分别为 2.6、1.8、2.8、2.9、2.9、3.2、4.4 和 3.7。这表明大体上,流域月降水的 IMF 分量的随机性随时间尺度的增大而降低,且不同地区间其随机性的差异也越来越大。从图 3a~3h 中可以观察到,不同分量上的 EEMD-ME 值在整个流域内均呈现出明显的空间分布规律,即整体上表现为东部高-西部低的空间模式,但具有若干高值中心。例如,位于流域西部的四川盆地地区的 EEMD-ME 等值线较密集且形成了一个高值中心,这说明四川盆地地区的 EEMD-ME 值较周围地区偏高且变化迅速;

位于流域北部的南阳盆地、流域中部的两湖平原南部地区以及流域东南部的鄱阳湖平原地区相对于四周其它地区也形成 EEMD-ME 高值中心。一个地区的 EEMD-ME 值越大, 则表明该地区月降水的随机性越大, 其可预测性就越低。

表 2 流域内月降水各 IMF 分量的 EEMD-ME 最大值和最小值

EEMD-ME	分量							
	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
最小值	5.82	6.44	5.22	3.84	3.33	2.85	1.52	1.13
最大值	8.42	8.19	8.02	6.77	6.19	6.07	5.91	4.83

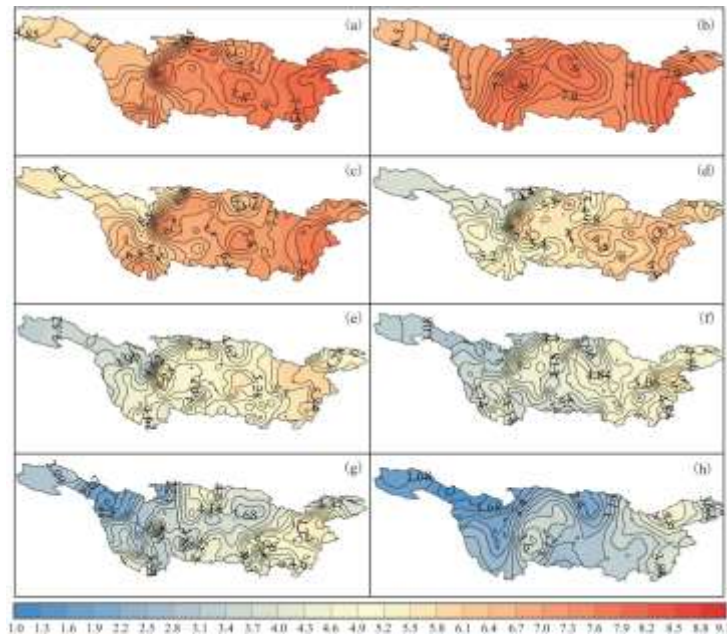


图 3 长江流域 EEMD-ME 值的空间分布格局:3a~3h 分别表示 IMF1~IMF8

为进一步考察 EEMD-ME 值与经纬度之间的关系, 将 138 个站点在各分量上的 EEMD-ME 值分别作为经度和纬度的线性函数并计算相关系数 r , 以检验其随经纬度的变化情况, 如图 4 所示。从图 4a~图 4h 可看出: 除 IMF2 分量以外, 其余 IMF 分量上的 EEMD-ME 值与经度之间均存在显著的线性相关性(通过了 1% 的显著性检验), 表现为 EEMD-ME 值沿纬线方向呈现出明显的西部低-东部高的分布特征。这表明, 长江流域月降水在不同时间尺度下的随机性自流域西部向东部逐渐增大, 降水量的可预测性降低。李鑫鑫等^[32]指出, 我国东部沿海地区的暴雨主要受季风和台风等的影响, 其中台风暴雨日数占该地区总暴雨日数的 30%, 故东南沿海地区的年最大降雨量较大, 降水稳定性差。而随着地理位置向内陆和西北地区延伸, 降水过程受季风和台风等的影响逐渐减弱, 年最大降雨量减小, 导致其变差系数和峰度系数增加, 故信息熵值较小。这可能是造成长江流域东南部地区月降水的随机性偏大, 而流域西部地区月降水的随机性偏小的主要原因之一。从图 4i~图 4p 可以观察到: 各 IMF 分量上的 EEMD-ME 值与纬度之间均不存在线性相关性(均未通过 5% 的显著性检验), 这表明, 长江流域月降水在不同时间尺度下的随机性沿经线方向呈现出拟均匀性, 即相同经线上的站点其月降水的随机性差异较小。

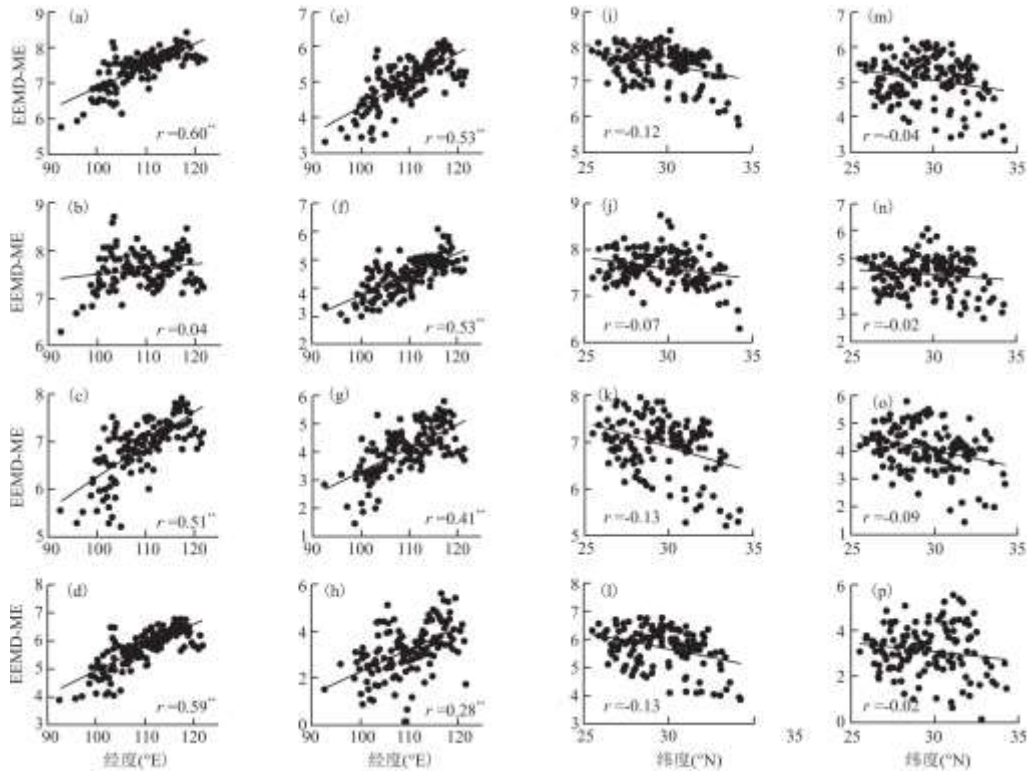


图4 流域内的 EEMD-ME 值与经纬度之间的关系:4a~4h 分别展示了 IMF1~IMF8 分量上的 EEMD-ME 值与经度之间的关系,4i~4p 分别展示了 IMF1~IMF8 分量上的 EEMD-ME 值与纬度之间的关系

3. 2 月降水分区

利用各站点已获得的 EEMD-ME 值及其标准化经度和纬度数据构建特征矩阵,并以此作为 FCM 的分类特征量对流域月降水进行分区,然后通过 XB 系数的取值来确定最合理的聚类数。XB 系数值越小,表明聚类效果越好。图 5 展示了将 138 个气象站分为 2~10 类时所对应的 XB 系数值。由图 5 可知,当聚类数为 2 时,XB 系数值最小,但由于长江流域面积辽阔、气候复杂多样,将流域内的 138 个气象站简单分为 2 类太过粗糙,因此本文选取了 XB 系数的次低值,此时对应的最优聚类数为 6 类。这表明当流域内的 138 个气象站被分为 6 类时,同类间的紧致性和不同类间的分离性最好。表 3 列出了各分区的站点数目及其占总站点数的百分比。从表 3 可知:1 区的站点数最少(13 个),而 3 区的站点数最多(34 个),6 个区中并没有任何一区的站点数极少或极多,这说明 138 个气象站的总体分区结果是相对合理的。图 6 展示了流域内 138 个气象站的空间分区图,可以观察到同一类中的气象站在空间分布上具有清晰的地理临近性。1 区的站点主要集中位于青藏高原与川西高原地区,称之为西部高原区,结合图 7 可知,该区域内各站点的月平均降水量主要集中在 40~55mm 之间,降水量稀少,是 6 个分区中月平均降水量最少的一个区域。2 区的站点主要集中位于横断山南部和云贵高原北部地区,称之为西南部横断山区,该区域内各站点的月平均降水量主要集中在 60~85mm 之间。3 区的站点多位于流域北部的大巴山中低山谷地区和南阳盆地,少部分站点位于四川盆地,称之为北部低山盆地区,该区域内各站点的月平均降水量主要集中在 75~100mm 之间。4 区的大部分站点集中分布在流域南部的低山丘陵区等地区,称之为南部低山丘陵区,该区域内各站点的月平均降水量主要集中在 95~120mm 之间。5 区的站点主要位于鄱阳湖流域及其北部地区,称之为东南部鄱阳湖平原区,该区域内各站点的月平均降水量主要集中在 130~150mm 之间,是 6 个分区中降水最多的一个区域。6 区的站点集中位于长江三角洲地区,称之为东部长江三角洲区,该区域内各站点的月平均降水量主要集中在 90~110mm 之间。

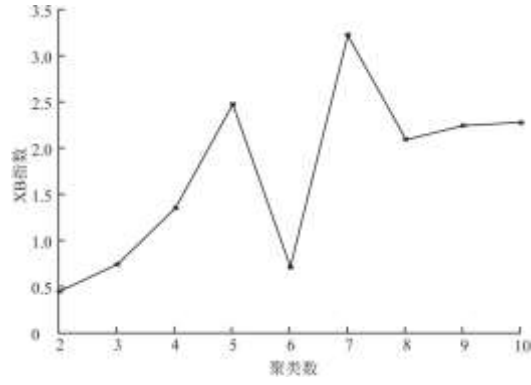


图 5 不同聚类数的 XB 系数值

表 3 各分区的站点数及其百分比

	类号					
	1	2	3	4	5	6
站点数	13	20	34	28	23	20
百分比 (%)	9.4	14.5	24.6	20.3	16.7	14.5

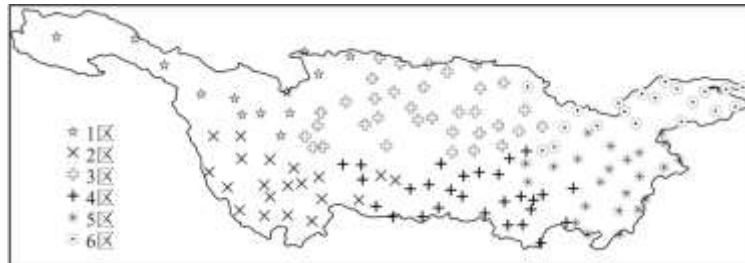


图 6 长江流域月降水的空间分区

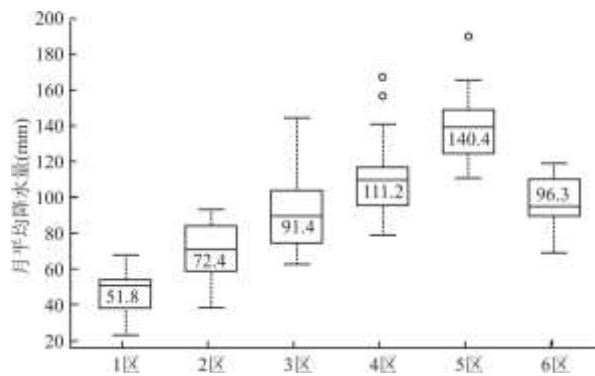


图 7 各分区站点的月平均降水量箱线图

过去大多数对长江流域降水特征的研究主要是针对整个流域或直接按照河流水系、行政区界等进行简单分区进行的。Chen 等^[33]利用 FCM 方法,将经度、纬度、高程、年平均降水量和年降水量的标准差所构建的特征矩阵作为聚类因子,将长江流域划分为 6 个子区域。而本文采用 FCM 方法,以各站点月降水的 EEMD-ME 值和标准化经纬度所构成的特征矩阵作为聚类因子将长江流域分为西部高原区、西南部横断山区、北部低山盆地区、南部低山丘陵区、东南部鄱阳湖平原区和东部长江三角洲区 6 个子区域。该结果与 Chen 等^[33]对长江流域气象站的空间分区结论大致相符,说明根据流域月降水在不同时间尺度下的随机特征对流域进行分区是合理的,这对进一步认识流域月降水的精细化空间分布有积极意义。

3.3 各区平均月降水与 NINO1+2 的时滞相关分析

利用泰森多边形面积加权法来获得各子区域的区域平均月降水序列,并将其分别与 NINO1+2 进行时滞相关分析,设置滞后期为 0~12 个月。图 8a~图 8f 分别为 1 区~6 区平均月降水序列与 NINO1+2 之间的时滞相关图,图中相关系数如超过水平虚线则表示通过了 1% 的显著性检验。从图 8a 可观察到:1 区的平均月降水对 NINO1+2 的响应时间除滞后 1 个月和 7 个月以外,其余滞后时间的相关系数均通过了 1% 的显著性检验,其中,当滞后期为 4 个月时, NINO1+2 与该区的平均月降水之间的相关性最强 ($r=0.81$)。类似的,从图 8b~8f 可依次观察到:2 区的平均月降水对 NINO1+2 的响应时间除滞后 7 个月时,其余滞后时间的相关系数均通过了 1% 的显著性检验,其中,当滞后期为 4 个月时,两者之间的相关性最强 ($r=0.80$);3 区的平均月降水对 NINO1+2 的响应时间除滞后 1 个月和 7 个月以外,其余滞后时间的相关系数均通过了 1% 的显著性检验,其中,当滞后期为 4 个月时,两者之间的相关性最强 ($r=0.78$);4 区的平均月降水对 NINO1+2 的响应时间除滞后 0 个月(同期)、6 个月和 12 个月以外,其余滞后时间的相关系数均通过了 1% 的显著性检验,其中,当滞后期为 3 个月时,两者之间的相关性最强 ($r=0.71$);5 区的平均月降水对 NINO1+2 的响应时间除滞后 11 个月以外,其余滞后时间的相关系数均通过了 1% 的显著性检验,其中,当滞后期为 2 个月时,两者之间的相关性最强 ($r=0.72$);6 区的平均月降水对 NINO1+2 的响应时间除滞后 0 个月(同期)和 12 个月以外,其余滞后时间的相关系数均通过了 1% 的显著性检验,其中,当滞后期为 3 个月时,两者之间的相关性最强 ($r=0.63$)。通过对比分析图 8 的各子图可知,各区的平均月降水对 NINO1+2 的最佳响应滞后期不尽相同,具体表现为:1 区~3 区平均月降水对 NINO1+2 的最佳响应滞后期均为 4 个月,4 区和 6 区平均月降水对 NINO1+2 的最佳响应滞后期为 3 个月,而 5 区平均月降水对 NINO1+2 的最佳响应滞后期则为 2 个月。这与李煜^[34]等人得出的 ElNino 事件对长江流域降水的时滞效应显著,且流域月降水对 ElNino 事件的最佳响应滞后期在 4 个月以内这一结论相吻合。

为了更直观的展示流域各分区平均月降水对 NINO1+2 的最佳响应时滞空间上的变化规律,图 9 描绘了从图 8 中分析得出的结果。从图 9 可观察到,长江流域月降水对 NINO1+2 的最佳响应时滞自东部沿海向西部内陆地区逐渐延长。这可能是由于从 ElNino 事件的发生到通过影响西太平洋副热带高压而影响降水的发生需要一定的时间,从而导致降水对 ElNino 事件的响应表现为一定的滞后性,而长江流域的西部地区身居内陆,远离海洋,因此该地区的月降水对 ElNino 事件的响应略滞后于东部沿海地区。

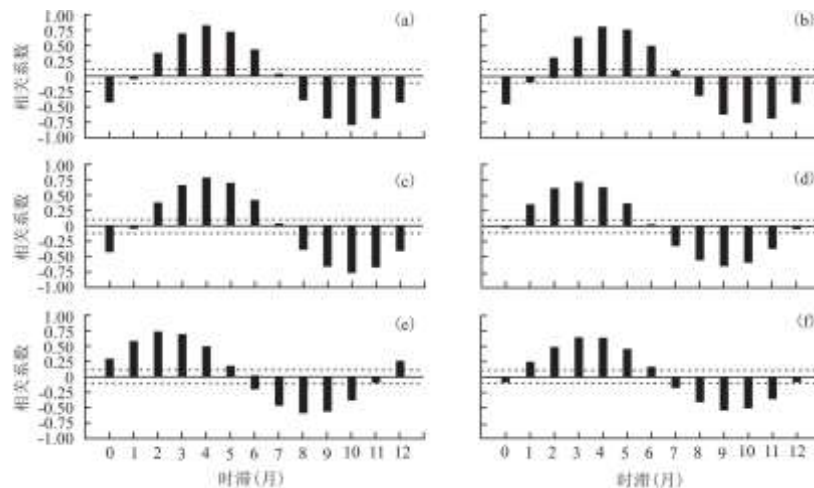


图 8 各区平均月降水序列与 NIN01+2 之间的滞后相关:8a~8f 分别代表为 1 区~6 区

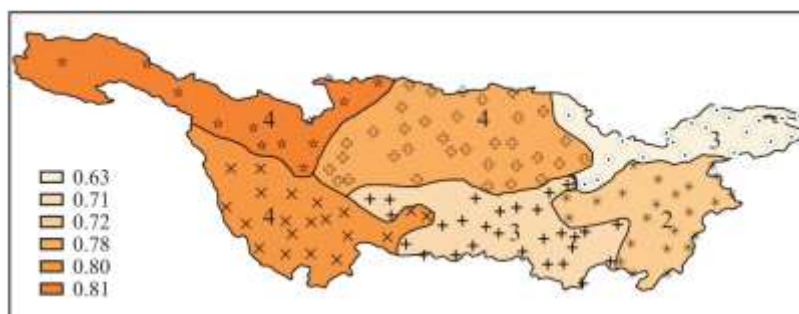


图 9 长江流域各区平均月降水序列对 NIN01+2 的最佳响应滞后期及其最大时滞相关系数

4 结论与讨论

本文基于长江流域 138 个气象站 1961~2016 年的逐月降水观测数据,利用提出的 EEMD-ME 方法分析了流域月降水在多时间尺度下的随机特征,并应用 FCM 算法对流域月降水进行了客观化分区,之后在分区的基础上,进一步探讨了各区平均月降水序列与 NIN01+2 的时滞相关性。得出以下主要结论:

(1) 长江流域月降水存在明显的多时间尺度特征:在季节尺度上,流域月降水具有 0.3a 和 0.6a 的气候变率;在年际尺度上,具有准 1a、准 2a 和准 5a 年的气候变率;在年代际尺度上,具有准 10a、准 21a 和准 52a 的气候变率。

(2) 长江流域各气象站月降水序列的 EEMD-ME 指标表明:流域月降水在不同时间尺度下的随机性均呈现出东部高-西部低的空间分布模式;并且流域月降水的 IMF 分量的随机性随时间尺度的增大而降低,且不同地区间其随机性的差异也越来越大。

(3) 流域内月降水在各 IMF 分量上的随机性与经度之间存在显著的正线性相关性,即月降水的随机性随着经度自西向东变化而逐渐增大;而各 IMF 分量上的随机性与纬度之间不存在线性相关性,即月降水的随机性沿经向呈现出拟均匀性,相同经线上的站点其月降水的随机性差异较小。

(4) 长江流域月降水在空间上自西向东可依次划分为 6 个一致性子区域:西部高原区、西南部横断山区、北部低山盆地区、南部低山丘陵区、东南部鄱阳湖平原区和东部长江三角洲区。大体上,各区的月平均降水量自西向东递增,东部三角洲地区的月平均降水量最多。

(5) 长江流域月降水对 NIN01+2 的最佳响应时滞自东部沿海向西部内陆地区逐渐延长,具体表现为:西部高原区、西南部横断山区以及北部低山盆地区的月降水对 NIN01+2 的最佳响应时滞均为 4 个月,南部低山丘陵区 and 东部长江三角洲区的月降水对 NIN01+2 的最佳响应时滞为 3 个月,而东南部鄱阳湖平原区的月降水对 NIN01+2 的最佳响应时滞为 2 个月。

参考文献:

[1] FENG L, ZHOU T J, WU B, et al. Projection of future precipitation change over China with a high-resolution global atmospheric model[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2011, 28(2): 464-476.

[2] 钱维宏, 符娇兰, 张玮玮, 等. 近 40 年中国平均气候与极值气候变化的概述[J]. *地球科学进展*, 2007(7): 673-684.

-
- [3]丁一汇,任国玉,石广玉,等. 气候变化国家评估报告(I):中国气候变化的历史和未来趋势[J]. 气候变化研究进展, 2006, 2(1):3-8.
- [4]KAWACHI T, MARUYAMA T, SINGH V P. Rainfall entropy for delineation of water resources zones in Japan[J]. Journal of Hydrology, 2001, 246(1):36-44.
- [5]李鑫鑫,桑燕芳,谢平,等. 基于信息熵的我国日降水量随机性和时空差异性[J]. 应用生态学报, 2018, 29(4):1071-1078.
- [6]黄家俊,张强,张生,等. 基于信息熵的新疆降水时空变异特征研究[J]. 生态学报, 2017, 37(13):4444-4455.
- [7]BRUNSELL N A. A multiscale information theory approach to assess spatial-temporal variability of daily precipitation[J]. Journal of Hydrology, 2010, 385(1/4):165-172.
- [8]陈阿娇,贺新光,秦建新,等. 长江流域近 51a 来日降水时空变异的多尺度特征[J]. 长江流域资源与环境, 2016, 25(5):794-803.
- [9]BAI L, XU J H, CHEN Z S, et al. The regional features of temperature variation trends over Xinjiang in China by the ensemble empirical mode decomposition method[J]. International Journal of Climatology, 2014, 35(11):3229-3237.
- [10]WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.
- [11]KIM T, SHIN J Y, KIM S, et al. Identification of relationships between climate indices and long-term precipitation in South Korea using ensemble empirical mode[J]. Journal of Hydrology, 2018, 557:726-739.
- [12]李玉霞,陈玲玲,江亭桂,等. 基于 EEMD 的太阳活动对印度夏季风的多尺度胁迫分析[J]. 地理科学, 2018, 38(4):628-635.
- [13]胡悦,杜灵通,侯静,等. 基于 SPI 指数的宁夏中部干旱带 1960-2012 年干旱特征研究[J]. 干旱地区农业研究, 2017, 35(2):255-262.
- [14]郑永宏,林爱文,代侦勇. 湖北省降水分区研究[J]. 长江流域资源与环境, 2012, 21(7):858-863.
- [15]KIYOUMARS R, VAHID N, FARHAD A. A multiscale time-space approach to analyze and categorize the precipitation fluctuation based on the wavelet transform and information theory concept[J]. Hydrology Research, 2018, 49(3):724-743.
- [16]秦爱民,钱维宏. 近 41 年中国不同季节降水气候分区及趋势[J]. 高原气象, 2006, 25(3):495-502.
- [17]何州杉月,杨林. 中国降水区划模糊聚类软划分法[J]. 气象科技, 2011, 39(5):582-586.
- [18]GOYAL M K, GUPTA V. Identification of homogeneous rainfall regimes in northeast region of india using fuzzy cluster analysis[J]. Water Resources Management, 2014, 28(13):4491-4511.
- [19]郭飞燕,毕玮,郭飞龙,等. 山东气候年际变化特征及其与 ENSO 的关系[J]. 海洋与湖沼, 2017, 48(3):465-474.

-
- [20]ZHANG R,LI T,WEN M,et al.Role of intraseasonal oscillation in asymmetric impacts of El Nino and La Nina on the rainfall over southern China in boreal winter[J].Climate Dynamics,2015,45(3-4):559-567.
- [21]陈月娟,简俊,周任君. ENSO 循环各阶段东亚夏季风特征的诊断研究[J]. 高原气象,2002(5):441-446.
- [22]WU Z H,HUANG N E.A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J].Proceedings of the Royal Society A:Mathematical,Physical and Engineering Sciences,2004,460(2046).
- [23]LEI Y,HE Z,ZI Y.Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J].Mechanical Systems & Signal Processing,2009,23(4):1327-1338.
- [24]李佳佳,贺新光,卢希安. 长江流域月降水的 EEMD 多时间尺度遥相关分析[J]. 长江流域资源与环境,2019,28(8):1898-1908.
- [25]SHANNON C E.A mathematical theory of communication[J].The Bell System Technical Journal,1948,27:379-423.
- [26]王媛,张宏伟,杨会民,等. 信息熵在水污染物总量区域公平分配中的应用[J]. 水利学报,2009,40(9):1103-1107,1115.
- [27]SUN T,ZHANG H W,WANG Y.The application of information entropy in basin level water waste permits allocation in China[J].Resources Conservation and Recycling,2013,70(70):50-54.
- [28]张群,张雯,李飞雪,等. 基于信息熵和数据包络分析的区域土地利用结构评价——以常州市武进区为例[J]. 长江流域资源与环境,2013,22(9):1149-1155.
- [29]DUNN J C.A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J].Journal of Cybernetics,1973,3(3):32-57.
- [30]BEZDEK J C.Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[J].Advanced Applications in Pattern Recognition,1981,22(1171):203-239.
- [31]XIE X L,BENI G.A validity measure for fuzzy clustering[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1991,13(8):841-847.
- [32]李鑫鑫,桑燕芳,谢平,等. 我国不同历时年最大降雨量的随机性及空间差异性[J]. 地球信息科学学报,2018,20(8):1094-1101.
- [33]CHEN Y D,ZHANG Q,XIAO M Z.Precipitation extremes in the Yangtze River Basin,China:Regional frequency and spatial-temporal patterns[J].Theoretical and Applied Climatology,2014,116(3-4):447-461.
- [34]李煜,陈敏,罗剑锋,等. 1951-2016 年长江中下游气候变化及其与厄尔尼诺/拉尼娜的相关性[J]. 三峡大学学报(自然科学版),2018,40(6):16-21.