美国河流的复杂性与混沌行为及其预测时域估算

Dragutin T. Mihailović[a, *], Slavica Malinović-Milićević[b], Jeongwoo Han[c], Vijay P. Singh[da]诺维萨德大学理学院物理系，塞尔维亚诺维萨德；guto@df.uns.ac.rs

[b]塞尔维亚科学院与艺术院“Jovan Cvijić”地理研究所，塞尔维亚贝尔格莱德；s.malinovic-milicevic@gi.sanu.ac.rs

[c]德州农工大学生物与农业工程系，美国得克萨斯州大学城；han820124@tamu.edu

[d]德州农工大学生物与农业工程系及Zachry土木与环境工程系，美国得克萨斯州大学城 77843-2117；vsingh@tamu.edu

*通讯作者：guto@df.uns.ac.rs；电话：+38121458449

摘要

径流时间序列包含大量隐藏信息，要可靠地预测其未来行为仍是一项挑战。信息度量似乎有助于确定河流的时间范围并提高可预测性。此前的研究使用柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）及其衍生指标（KC谱及其最高值）和李雅普诺夫指数（LE），表明径流可预测性取决于人类活动、环境因素和自然特征。本文应用了柯尔莫哥洛夫复杂度和李雅普诺夫指数

度量，研究了1950–2015年美国1879条河流月尺度河流流量的随机性和混沌行为，并分别通过李雅普诺夫时间和柯尔莫哥洛夫时间（LT和KT）评估其时间范围。

关键词：混沌、李雅普诺夫时间（时间范围）、柯尔莫哥洛夫时间、可预测性、美国河流

1. 引言

1.1 河流的湍流与混沌行为

当我们眺望低地宽阔的河流时，它看起来平静，湍流似乎并不强烈。然而，这只是我们的感知所造成的印象。Birnir（2008）从理论上展示了描述河流中湍流的解 并引入了不变测度，用以描述一维湍流的统计性质。雷诺数常用于表征河流和溪流中的湍 是平均流速，而 是运动黏度。对于溪流和河流， 通常较大（ $= 10^5 - 10^6$）（Dingman，1984）。湍流的自由度远多于混沌状态下的流动。反之，并非所有混沌 雷诺数较大时，剧烈且充分发展的湍流源于‘对初始数据的粗糙依赖’，而非由‘对初始数 看，河流无疑是极其典型的复杂系统，可能具有高度的复杂性和混沌行为。准确地说，混沌有着非常精确的数学定义，而湍流是流体流动的一种性质，却没有精确的数学定 难证明这些现象究竟是随机的，还是由混沌决定的。因此，湍流可以是：（i）确定性混沌的一种物理表现，或（ii）在高雷诺数下，非线性流体流动问题解的一种随机、非混 不确定性，则是迈向可预测性的重要一步。河流流量的可预测性通常指：（1）系统的时间演化，我们可以从中获取信息；以及（2）所获信息的内容。因此，我们主要关注 复杂特性，估算其预测时域并不容易（Mihailović 等人，2022年）。现有一些估算方法（Regonda 等人，2013年），但它们都至少存在一个缺陷，无法得出可靠的估算

无论大小，都会以三维涡旋的形式同时出现。很难证明这些现象究竟是随机的，还是由混沌决定的。因此，湍流可以是：（i）确定性混沌的一种物理表现，或（ii）在高雷诺数下，非线性流体流动问题解的一种随机、非混沌表现。我们在研究流动系统的重要一步。河流流量的可预测性通常指：（1）系统的时间演化，我们可以从中获取信息，以及（2）所获信息的内容。因此，我们主要关注公式模型，它能在更长的[illegible]域并不容易（Mihailović 等人，2022年）。现有一些估算方法（Regonda 等人，2015年），但它们都至少存在一个缺陷，无法得出可靠的估算结果。

1.2 研究流量复杂性

了解受多种因素影响的河流动态行为，是水文学中的一个关键问题。径流受到以下因素的影响：(i) 物理因素，包括河流的倾斜坡度、水的黏度、海拔以及周边地形的特征；(ii) 地球物理因素，包括地理位置、天气和气候变化；最后，(iii) 人类活动由此产生的问题是，研究河流流动复杂性如何有助于揭示这些因素的影响。关于复杂性，正如本文将要讨论的，我们将引用：(i) Puente 和 Sivakumar（2007）的论文，[illegible]）的论文，它是大量

论文中的代表作。这些论文通过提供相关性解释，以时间序列之间的差异来描述径流复杂性。

通过对时间序列应用某些信息度量来计算河流径流复杂性，所得信息最为可靠。算法复杂性似乎是一个不错的选择。尽管除少数几篇论文（Sen，2009年；Mihailovic 等人，2014年；Mihailovic 等人，2017年）外，这种度量在水文学中向[illegible]无法模拟复杂系统最具区分性的属性——复杂性。基于这一考虑，我们将柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）应用于月径流时间序列。值得注意的是，Aksentijevic-Gibson复杂[illegible]过 KC 和其他复杂度度量捕捉的模式（Aksentijevic 等人，2021年）。

1.3 河流的预测时域

在数学中，存在一个众所周知的特征时间尺度，称为李雅普诺夫时间，也称为预测时域（以记录序列的单位表示）。其定义为所研究时间序列的最大李雅普诺夫指数的倒数。经过这段时间后，动力系统将变得不可预测并进入混沌状态，因此它表明了[illegible]不确定性往往会导致高估实际时间值。为纠正这种高估，Mihailović 等人（2019）引入了柯尔莫哥洛夫时间，即柯尔莫哥洛夫复杂度的倒数。该时间量化了复杂性保持不[illegible]

有效预测时域。河流状态可以是简单、混合或复杂的，一个问题是这些状态与复杂性、混沌行为和预测时域之间存在怎样的关系。

径流的时间范围是水文气象驱动因素（如降水、温度和蒸散发）与地形地貌（如坡度和海拔）相互交织的结果（Knoben et al., 2018; Mathai and Mujumdar, 2022）。海拔较高会导致气流变化更快，并通过地形效应影响降水形成，从而影响水文气象动力学（Houze, 2012）。坡度会影响水文过程线的退水过程（Mathai and Mujumdar, 2022）。毫无疑问，这些因素（单独或协同作用）可能影响河流的时间范围。此外，天然化河川径流数据能够最大限度地减少人为影响。然而，大坝影响可能对河流的可预测性起主导作用。水文学文献对这一影响关注甚少，这多少有些不同寻常。

我们认为，要获得更自然、更可靠的信息，就必须通过信息度量来探讨径流复杂性问题。为此，我们对美国1879条河流在66年期间（1950–2015年）的月度河流流量时间序列应用了柯尔莫哥洛夫复杂度及其衍生指标和李雅普诺夫指数。因此，我们利用年平均降水量和温度、坡度、海拔，以及天然化径流观测点上游水坝的存在情况对统计特征（即变异系数（CV）和平均值）及河流径流时间范围的影响，来解释通过信息度量得到的结果。

2. 数据描述

1950年至2015年期间的月度天然化径流数据取自美国地质调查局（USGS）科学数据库目录。天然化河川径流

是利用随机森林集成模型（Miller 等，2018）模拟美国本土2,622,273条河段所得的数据。这些河段由国家水文地理数据集（NHD）2.0版定义。然而，使用所有河段的天然化数据（>2.5 million）不仅会处理几乎的流量信息，还很可能采用精度较低的

后将校准后的模型应用于无测站河段（Miller 等．2018）。因此．我们仅使用直接连接到水文单元代码（HUC）8级出口处水文测站的河段的天然化径流数据，最终仅使

利用 NOAA nClimGrid 月度数据集，计算了与选定的 1879 个天然化径流站点相对应的各点年平均降水量和温度。NOAA nClimGrid 数据集的时间范围从 1895年至今，覆盖美国本土和阿拉斯加，网格分辨率为 5千米（Vose 等，2014）。因此，

2015年）内的 nClimGrid 降水和温度空间插值到天然化径流站点。此外．从国家水坝清单（NID）中获取了美国本土 92075 座水坝的位置。为便于后续章节分析，我

HUC 8级流域的平均坡度数据来自美国环境保护署（EPA），各水文测站点的海拔数据来自美国地质调查局（USGS）。

图1展示了1950—2015年美国河流月尺度河流流量、变异系数（CV）、海拔、坡度以及水坝位置的空间分布。

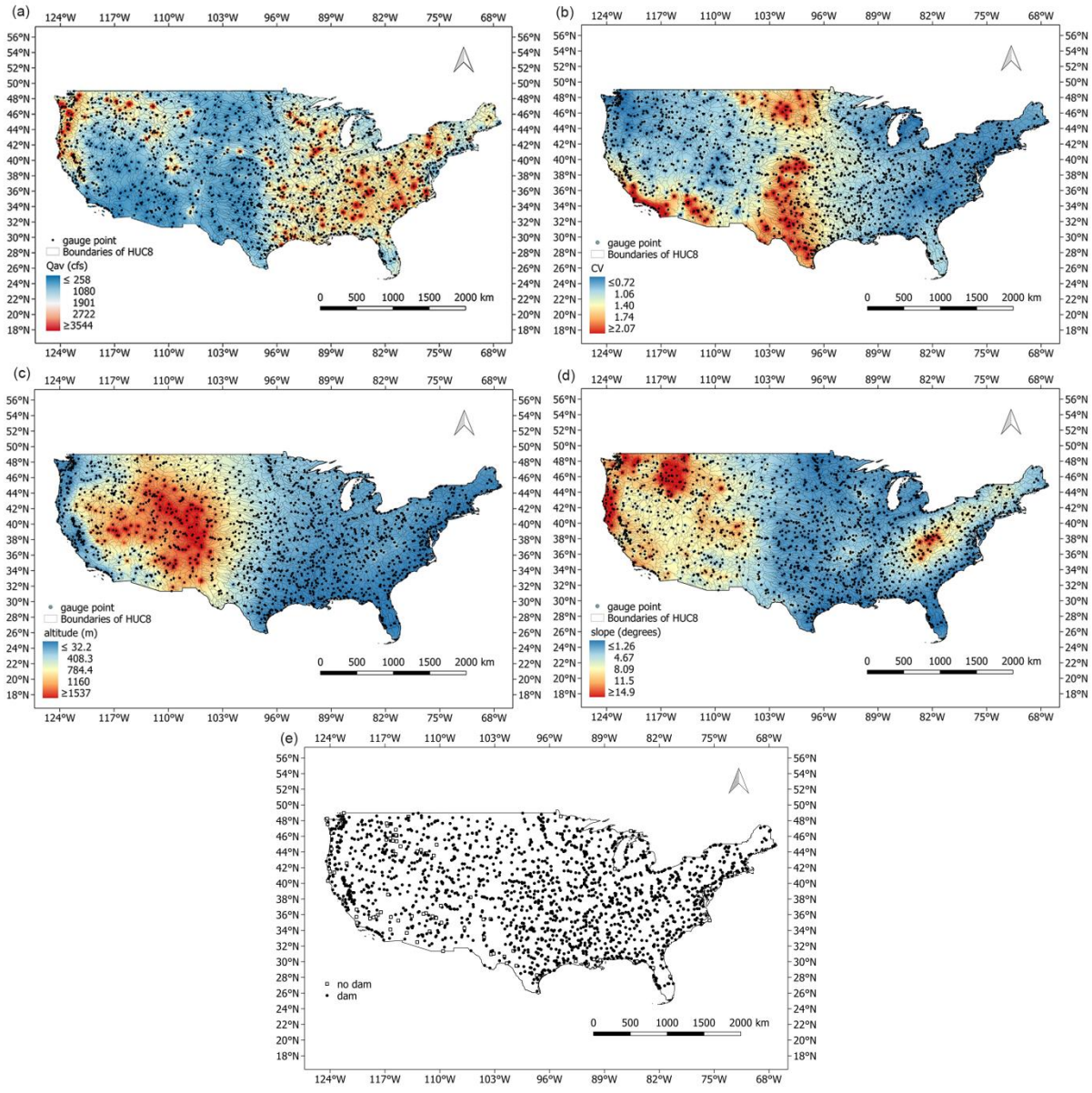

图1. (a) 以立方英尺每秒（cfs）为单位的最大径流量的空间分布，(b) 美国河流在该时期的变异系数、(c) 海拔（m）、(d) 坡度（度）和 (e) 水坝1950—2015年。

3. 方法

3.1 Lempel-Ziv算法

柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）是一种自然但不可计算的信息度量。可使用一些压缩算法对其进行近似，例如 Lempel-Ziv 及其变体。Lempel和Ziv（1976年）提出了一种用于计算时间序列复杂度的算法（LZA）$X(\ ,\ ,\ ,\ldots,\ )$。该算法包括以下步骤。

2, … ,

N. 编码规则为$s(\ )=0$ 若 . 否则为 1（若 ）. 其中 为阈值。通常将

时间序列的均值选作阈值，也可采用其他编码方案（KavithaKrishnan等人，2000年）；

杂

度计数器 $c(\ )$ 是序列 N长度的函数。当 趋于无穷大时，$e(\ )$ 的值趋近于其极限值 c

义为 C

但也可能大于 1。需要注意的是，模式是编码时间序列中唯一且不重复的序列。图 2

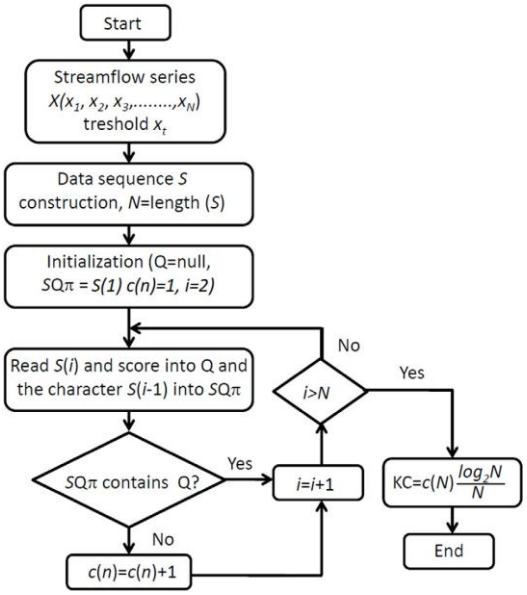

图 2. 使用 Lempel–Ziv算法（LZA）计算柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）的流程图（经 Mihailović 等，2019年许可）

3.2 柯尔莫哥洛夫复杂度谱及其最大值

时间序列的柯尔莫哥洛夫复杂度有两个缺点：(i) 它无法区分振幅变化不同、但随机分量相似的时间序列；(ii) 将时间序列转换为二进制串时，所用处理规则无法体现其复杂度。因此，在为编码准则设定阈值时，可能会去失有关时间序列组成的信息。[illegible]）；(ii) KC谱的最高值（KCM）。Mihailović 等人（2015a）提出了这两种度量，并阐述了KC谱的计算流程。图3中的流程图示意了如何计算时间序列 X([illegible]) 的[illegible]列代表随机成分显著增强的复杂系统。值得注意的是，对于样本数量很大的时间

序列，KC谱的计算可能颇具挑战。该序列中的最高值　　，即 K　　$max\{\ \}$，是KC复杂度谱的最高值。

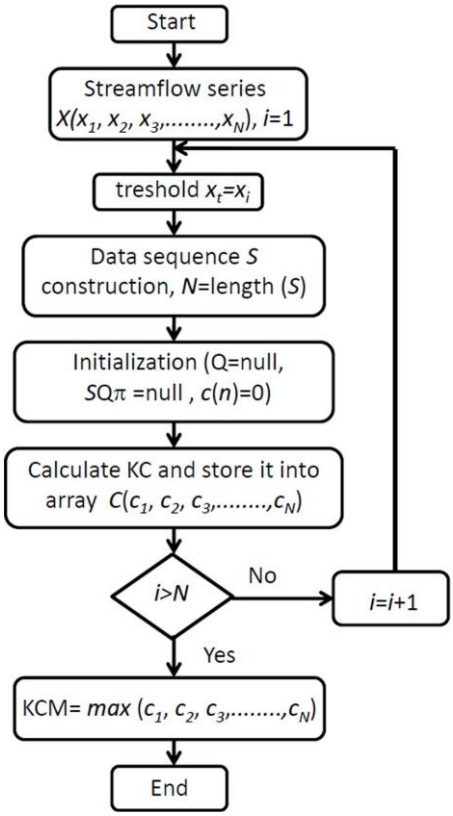

图3. 柯尔莫哥洛夫复杂度谱及其最高值（KCM）的计算流程图（经Mihailović 等，2019年许可使用）。

3.3 李雅普诺夫指数

动力系统的李雅普诺夫指数是表征无限接近的轨迹相互分离速率的量。正的李雅普诺夫指数（LE）表明　微小波动可能导致系统行为发生截然不同的变化（初始状态的微小差异会导致后续状态产生巨大差异）。由于初始分离向量沿不同方向的分离速

LE）。该指数为正通常被视为动力系统具有混沌特性的指标。在本研究中，我们通过应用

Rosenstein算法（Rosenstein等人，1993年），该算法在MATLAB程序中实现（Shapour，2009年），获得了标准化月径流时间序列的李雅普诺夫指数。然而，该指标存在一个缺点：如果使用嵌入理论在重构空间中构建低估吸引子，就会出现额外的

4. 结果与讨论

4.1 空间分析

4.1 美国河流图景：复杂性与混沌

柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）与李雅普诺夫指数（LE）的散点图呈“回旋镖”形状（图4）。为了便于后续分析和更清晰地展示，散点图区域由两条直线 LE = 0.146（平行于 y 轴）和 KC=0.516（平行于 x 轴）划分为右下矩形。这两个数值分别是所

的散点图或许令人惊讶．据我们所知．这种图形可能也是首次出现。图中显示．所有水文测站的径流时间序列呈现出一种低复杂度，其中始终存在低维和高度随机性。随机性

间序列的一个标志是可预测性。因此．根据这幅 KC 与 LE 的散点图．可以说它

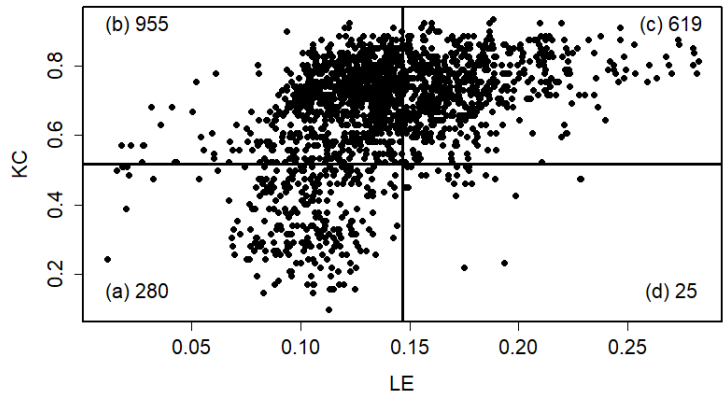

图4. 柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）与李雅普诺夫指数的散点图

（LE）对应于1950—2015年美国月尺度河流流量。（a）左下（LD）；（b）左上（LU）；（c）右上（RU）和（d）右下（RD）是散点图区域的各个部分。矩形中的数字表示水文测站总数。

难以对美国河流流量作出可靠预测。此外，河流径流量是随机还是混沌，取决于所考虑的时间尺度。因此，在日尺度和季节尺度上，河流径流量是随机的（非混沌），而在月尺度上，河流流动则呈现混沌特征（Adab等，2018）。根据图4中的数据进行

0.516（位于LU和RU部分）。在下方两个部分（LD和RD）中，径流的随机性和LE总体较低。从图4可以看出，随机性低和高的水文测站数量之比约为1.5。这表明美国河

。这里讨论的并非启发式水文模型；这类模型有时能取得良好结果，而这些结果源于其数字背景。

4.1.2 复杂性

河流径流量的复杂性是水文学中的一个关键问题。本文考察KC复杂度。图5a展示了1950—2015年美国河流月尺度径流的KC空间分布。从图中可以看出，KC呈现三种不同模式；若采用更精细的尺度，还能发现更多模式。较为干旱的西南部，其KC低于美国东部较湿润地区的KC。此外，西南部还存在一条KC极低的带状区域，该区域横贯山区。密西西比河谷、五大湖地区和大西洋沿岸的KC较高。不过，俄亥俄河谷的KC低于周边地区，但仍处于较高水平。除地貌和地貌特征外，KC似乎还可能与天气模式及距海距离（大陆性）密切相关。LE也呈现类似现象（图5b）。要明确地确定地貌特征与河流流动复杂性之间的联系并非易事，而且结论并不总是一致。例如，Mihailović 等人（2015b）根据波斯尼亚和黑塞哥维那七条河流上十个水文测站的月径流时间序列，研究了不同河流状态，发现KC谱的最高值（KCM）与海拔（h）之间存在关系。该关系KCM=0.0002h + 0.9421表明，KCM随海拔变化呈正向趋势，相关系数为0.602

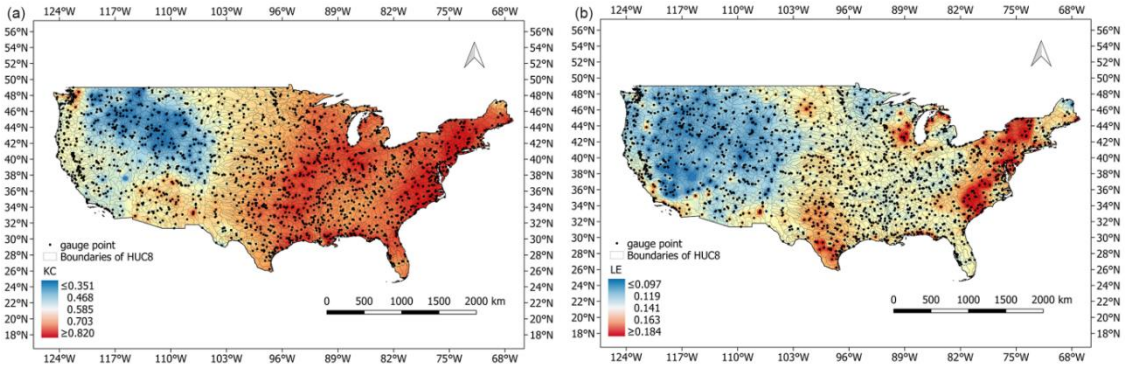

图 5。（a）1950—2015年美国月尺度河流流量的柯尔莫哥洛夫复杂度空间分布；（b）李雅普诺夫指数。

我们假设，河流的湍流特性以及人类活动修建的障碍物，可能会显著影响河流的复杂性。这里所说的人类活动，主要指修建水坝，也包括开辟河道。图1e显示了美国河流上水坝的空间分布：共1796座水坝，百本研究所用1879个水文测站统计集的

统计方法的描述性分析。为研究径流的复杂性，Mihailović 等人（2019）使用 KC 及其他指标，分析了1989—2010年间特克萨斯州（美国广袤拉索斯河上12个水文测

并据此认为，该站点 KCM 较高可能是由莫里斯·谢泼德水坝上的莫里斯·谢泼德水力发电厂造成的。KC复杂度是一度量无法区分振幅变化和时间随机分量相似的时间序列。

后者表现为复杂度升高，也就是说，KC 能够恰当地捕捉这种变化。本文中，所计算指标

文测站中有1523座水坝，占水坝总数的84.7%。这与4.1.1节中 KC > 0.516 的水文测

值得注意的是，河道渠化会降低河流流动的复杂性。例如，Mihailović 等人（2014）运用月河流流量的 KC复杂度分析发现，在1926–1990年间，波斯尼亚山区河流以及假期比亚和黑塞哥维那的不利亚次下河在1946—1965年期间的 KC 值有所下降，被解释为第二次世界大战后对这些河流实施了多种密集的人为干预（建立渠道网络、以建设水贡源消耗设施）的结果。当然，河道渠化是一种人为干预，会使 KC 小于[illegible]为（i）低复杂度（KC <0.516）和高复杂度（KC ≥ 0.516），以及（ii）低混沌（LE < 0.140）和高混沌（LE ≥ 0.140），仅仅是一种案件性划分。

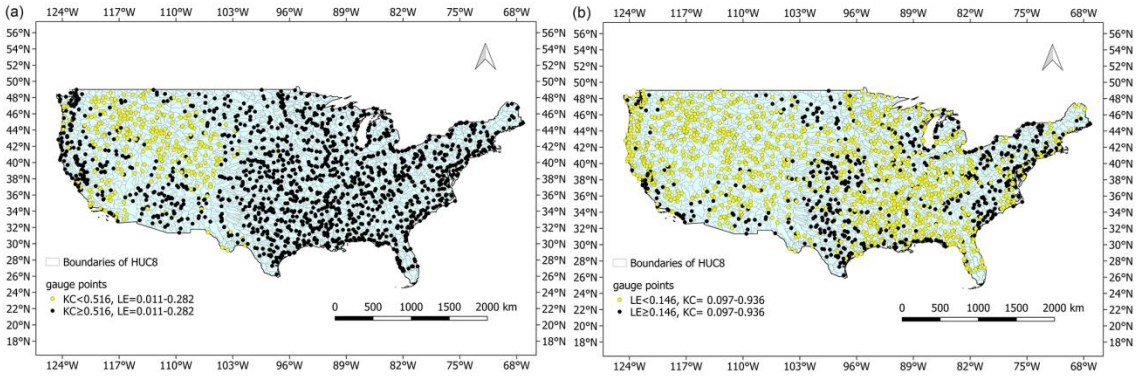

图6. (a) 柯尔莫哥洛夫复杂度的空间分布（柯尔莫哥洛夫复杂度 < 0.516；当 0.011 < 李雅普诺夫指数 < 时，柯尔莫哥洛夫复杂度 ≥ 0.516）

0.282）和 (b) 美国河流月尺度径流的李雅普诺夫指数（李雅普诺夫指数 < 0.146；当 0.097 < 柯尔莫哥洛夫复杂度 < 0.936 时，李雅普诺夫指数 ≥ 0.146），研究时段为1950—2015年，且河流上建有水坝。

4.1.3 混沌行为

图6b展示了1950—2015年美国河流月流量的李雅普诺夫指数（LE）空间分布。该空间分布是依据上述将美国河流流动划分为低混沌

（LE < 0.146）和高混沌（LE ≥ 0.146）的标准，从图5b的分布中提取出来的。从图中可以看出，低混沌占明显优势。高混沌主要分布在密西西比河谷、五大湖地区、中西部上游地区和大西洋沿岸，而在美国西部则较不普遍。

我们已经指出，混沌始终存在于湍流中。因此，李雅普诺夫指数为正的河流处于混沌状态。这一现象既是水文学领域引人入胜的研究主题，也是所有科学领域共同关注的话题。然而，水文学家大多以如下方式探讨这些问题。(1) 他们往往停留在描述[illegible]出评论。(2) 他们通常只考虑低维混沌，即认为混沌归因于整个系统中一小部分组成部分，并使用较少的径流时间序列，重点考察一种可能导致混沌的来源。(3) 其中一些人运[illegible]有资料表明有人研究过河流流动的高维混沌状态，即具有许多自由度的湍流（Porporato 和 Ridolfi，1997年；Sivakumar，2000年；Sivakumar 和 [illegible]m 等人，2016年；Mihailović 等人，2019年）。

图7a展示了1950—2015年美国河流月尺度河流流量的李雅普诺夫指数（0.09—0.18）的空间分布。选择这一时间区间，是为了使其端点相对于李雅普诺夫指数 = 0.146 近乎对称。图中水文测站的空间分布与图1e中的水项空间分布几乎无法区分。进[illegible]致相同。这使我们得出结论：

地形对河流流动动力学的影响远小于水坝的影响，也就是说，远小于人类活动的影响。

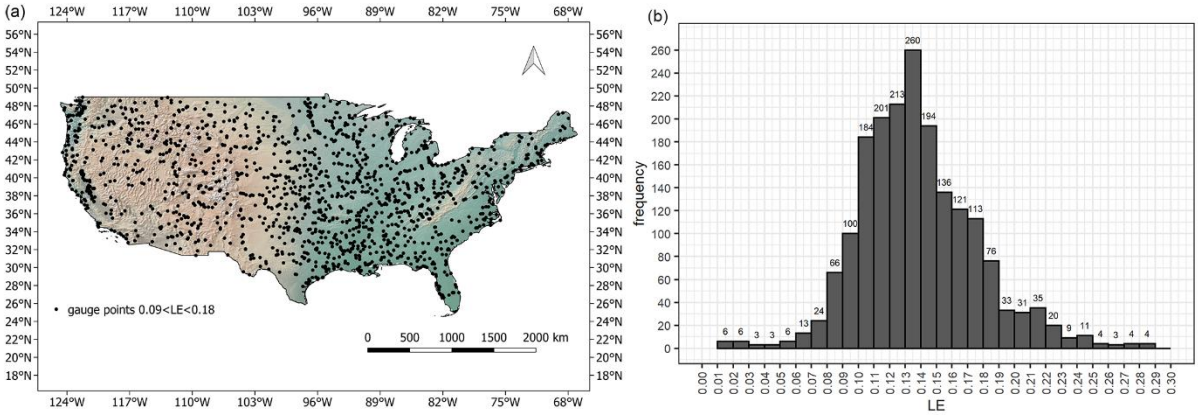

图7. (a) 1950—2015年美国河流月流量河流测站（0.09 < 李雅普诺夫指数 < 0.18）的空间分布以及 (b) 按李雅普诺夫指数统计其数量的直方图。

观察散点图（图4）可以发现，图7a中的水文测站李雅普诺夫指数值大多分布在左上区域的右侧和右上区域的左侧。频率大于或等于100的水文测站共有1522个（图7b），占站点总数的81.0%。值得关注的是图7b直方图的"尾部"。它对应河流流动的上出现了周期性或另一种模式。而这可能归因于特定的环境因素或人类活动（Aksentijević等，2020）。其他时间尺度上出现周期性，并不一定意味着这种周期性

4.2 河流流动振幅的时间范围和复杂性谱

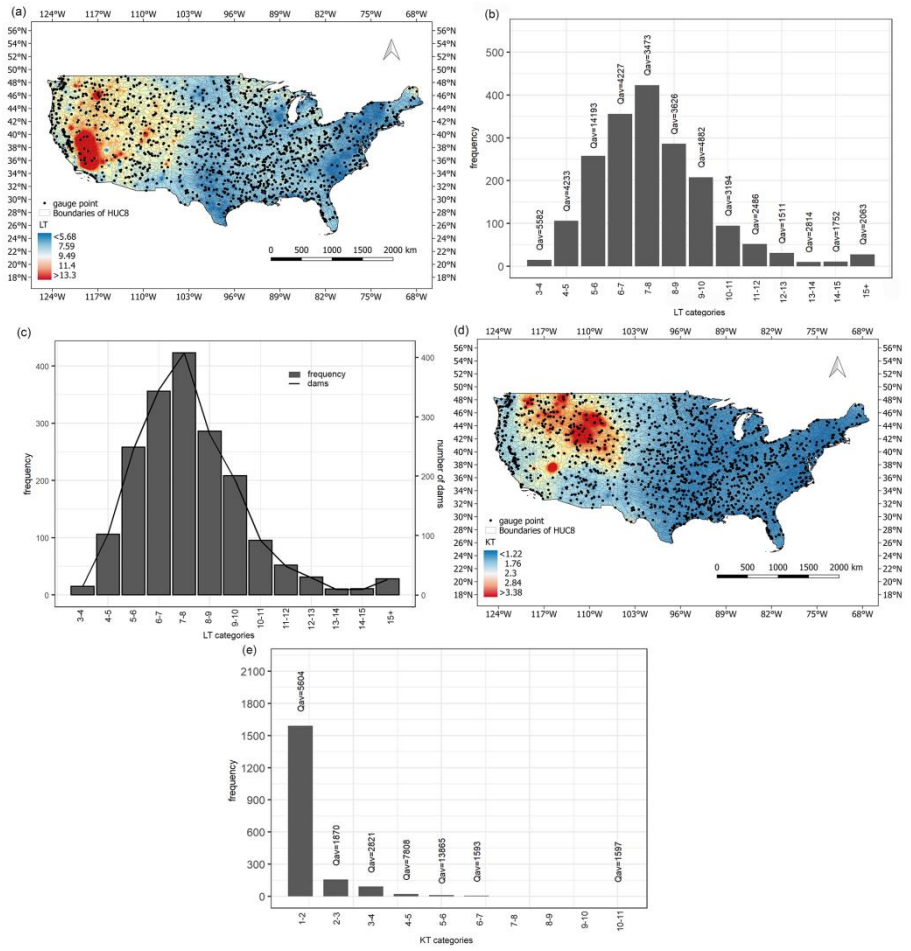

Fig. 8. (a) 美国河流时间范围的空间分布（LT 的单位为月）；(b) 李雅普诺夫指数的直方图；(c) 水坝与李雅普诺夫指数频率的分布；(d) 美国河流的柯尔莫哥洛夫熵空间分布（柯尔莫哥洛夫熵以月为单位）以及 (c) 柯尔莫哥洛夫熵的直方图。

李雅普诺夫时间（LT）反映了动力系统可预测性的极限，而柯尔莫哥洛夫时间（KT）则表明随机性所导致的可预测性限制。图 8a 展示了美国河流 LT 的空间分布。粗略而言，LT 可分为以下几类。(1) LT < 6（东南部地区、西南地区的部分区域，以类型共同作用所致。(2) LT > 6 的区域尤其可见于五大湖地区。(3) 在西部地区和西南部的部分区域，LT 值较高，某些区域

超过 13。LT 值较低的区域包括紧邻海岸的一条狭长地带。若将 LT 的空间分布转换为直方图（图 8b），则更容易理解这种空间分布的成因。直方图显示，按 LT 分类，数量最多的水文测站位于（5–6）至（9–10）的区间内。这些 LT 值源于图 7b 中 LE 河流的 LE 值位于 0.125 至 0.143 之间，即时间范围为七至八个月。

本文试图探究哪种因素对河流的时间范围影响最大。似乎是某种影响源自人类活动的河流流动动力学的因素。当然，还有其他因素，但这一因素占据绝对主导地位，如图 8c 所示。图中显示，李雅普诺夫时间（LT）与河流上的水坝数量高度对应。

李雅普诺夫指数（LE）和柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）。第 4.1.2 小节讨论了水坝对河流流动的影响，其中考察了其对 KC 的影响。这种影响（水坝运行和非运行模式下河[illegible]尔莫哥洛夫熵（KT）空间分布和直方图，由此可见，该时间不超过 1–2 个月。该时间量化了要求在保持平支的时间图自大小。因此，图自投作会显著缩短有效预测时域。由此，在不同 LT 类别下，KT、LT 与 Qav 之间的关系，或许能让我们更深入地了解月平均河流流量（Qav）的 KC 谱所反映的河流流量可预测性。为获得各 LT 类别（5–9 个月）的 KC 谱，我们对所有 LT 属于这些类别的水文测站的月平均河流流量取平均值，以此构建时间序列。根据图 8b 选取这些 LT 类别，随后，针对该时间序列计算 KC 谱。

各组的站点数量如下：(1) Qav < 500 立方英尺每秒（占所考察 LT 区间内水文测站总数的 38.1%；共 1531 个测站，其中有 1465 座水坝）；(2)500 < Qav < 2500 立方英尺每秒（36.2%）；(3) 2500 ≤ Qav < 8500 立方英尺每秒（16.1%）；(4) Qav ≥ 8500 Qav 的依赖关系可区分如下。

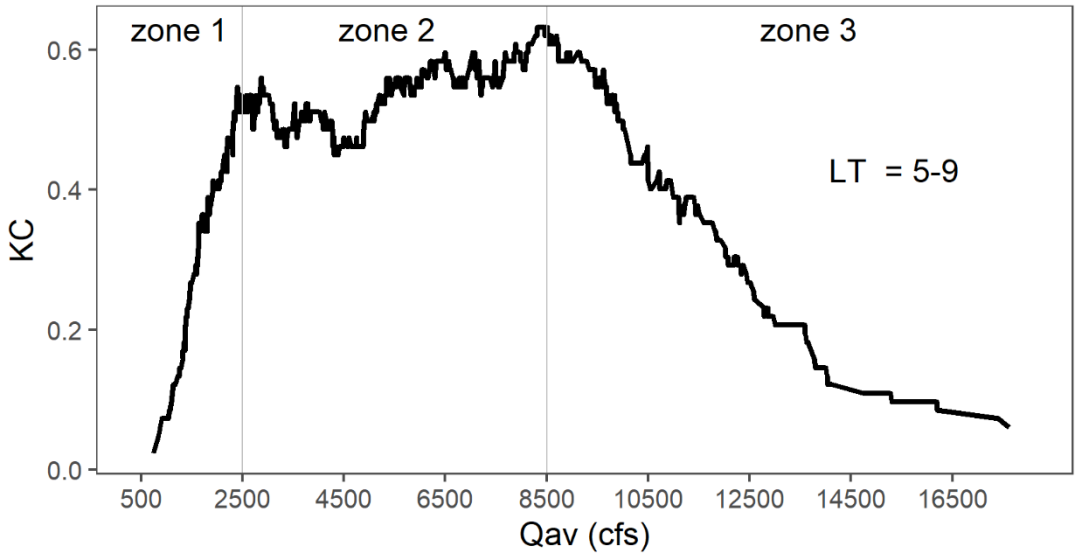

图 9. 不同李雅普诺夫时间（LT）类别（5–9 月；数字表示一个月区间左侧的点）下，美国河流月平均径流量 Qav（立方英尺每秒）的柯尔莫哥洛夫复杂度谱。径流区以竖线分隔。

区域1 (500 ≤ Qav < 2500 立方英尺每秒)是一个柯尔莫哥洛夫复杂度和李雅普诺夫指数不断增大的区域（该区域涵盖西部、中西部中部和东部、西南部东部、东南部及东北部的一圈水文测站，如图10a所示）。在河流流经该区域的过程中，随机性更加围，因为较小的李雅普诺夫指数值（在李雅普诺夫时间类别为5-9月时，平均约为0.139；见图8b）提高了可预测性。区域2 (2500 ≤ Qav < 8500立方英尺每秒)。该区域的分布与区

随着径流增大，复杂性的波动更加明显，但总体呈上升趋势。该区域的时间范围与区域1类似，河流流量越大，可预测性越高。区域 3（Qav > 8500 立方英尺每秒）。该区域所含站点数量最少，这些站点位于西部北部、西南部部分地区以及美国东部。在

Qav < 500 立方英尺每秒是柯尔莫哥洛夫复杂度极低且李雅普诺夫指数也较低的区域（水文测站占38.1%）。该区域包括一条延伸带，沿中西部西部和西南部东部、西部中部，以及东北部大西洋沿岸的一条狭窄地带分布（图 10a）。柯尔莫哥洛夫极小以及平均处理的影响。该区域在KC谱上不可见，但它确实存在。

图 10b将柯尔莫哥洛夫熵、李雅普诺夫时间和Qav之间的三维关系可视化，其中包括5-9个月的李雅普诺夫时间范围类别。

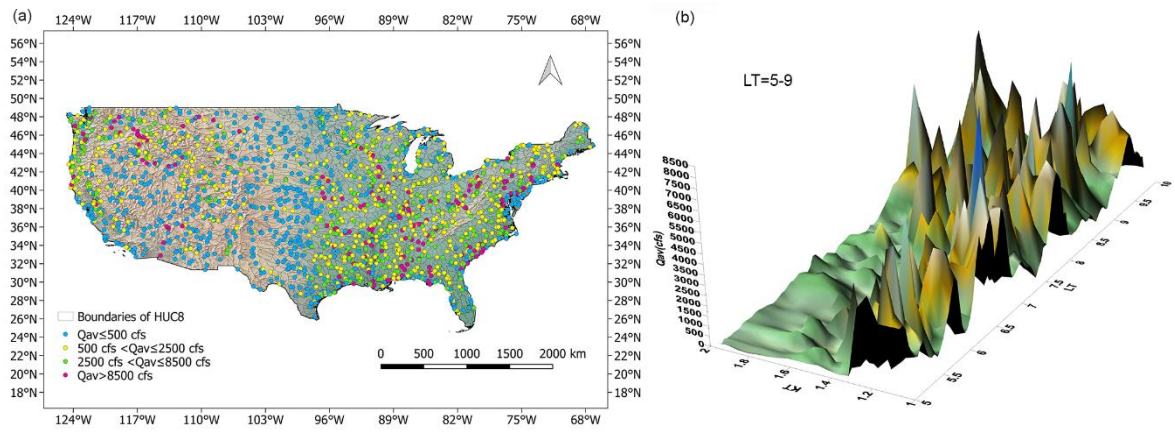

图 10。不同径流的地图平均李雅普诺夫时间范围类别（5-9个月）

美国河流的时间范围以及 (b) 平均 KT、LT 与径流量 (Qav) 的三维可视化。

毫无疑问，水坝及其他类型的人类活动也会影响河流动力学。然而，天气、气候、地形、当地大陆性等许多其他因素，单独或协同作用，也会影响时间范围的大小，即径流的可预测性。这些因素的影响似乎不如人类活动显著。尽管本文重点并非量化环

些平均值。统计对象为李雅普诺夫时间范围类别为 (5-9) 的水文测站，即美国河流中时间范围最长的测站。相关数据如下：(1) 水文测站数量 (1531)；(2) 水坝数量

海拔 (400 m)；温度 (12.7 ₀C)；年平均降水量 (33.3 英寸)。

5. 结论

研究利用柯尔莫哥洛夫复杂度（KC）及相关复杂度度量（柯尔莫哥洛夫复杂度谱）和李雅普诺夫指数（LE），分析了美国河流1879个水文测站的日尺度河流流量数据（1950—2015年），并通过计算李雅普诺夫时间（LT）和柯尔莫哥洛夫

（1）计算所得度量值分别介于0.097—0.936（KC）和0.011—0.282（LE）之间；

（2）KC > 0.516的水文测站数量为1574个（占水文测站总数1879个的83.7%），而所有水文测站均获得了LE > 0；

(3) 所有美国河流的径流都具有高复杂度（柯尔莫哥洛夫复杂度），且存在混沌（李雅普诺夫指数始终为正）。这可能与人类活动有关，尤其是大量水坝的存在（1796 座，占水文测站总数的 95.6%）；水坝的

运行方式会显著改变河流的复杂性和湍流流动，从而加剧混沌）；

(4) 西部地区和西南地区的西南部，其 LT（李雅普诺夫时间或时间范围）为 10 至 13 个月（或更长）；西南地区其余部分、中西部、东南部和东北部地区的 LT 为 5 至 9 个月；

(5) LT 为 5 至 9 个月的水文测站共有 1531 个，按 LT 类别（单位：月）的频率分布如下：258（5-6）、356（6- 7）、423（7-8）、286（8-9）和 208（9-10）；

(6) 人类活动会影响河流动力学，但许多其他因素，例如天气、气候、地形、所在地的大陆性等，无论是单独作用还是协同作用，都会影响时间范围的长短；本文并未对此进行探讨。然而，有理由认为，Kolmogorov 复杂度和李雅普诺夫指数与对径流可预测性的影响。这将是我们下一篇论文的内容。

利益冲突声明

作者声明，他们没有任何已知的财务利益冲突或个人关系可能会影响本文所报告的工作。

数据可用性

数据作者使用的数据均可在线公开获取：月度天然化径流数据（网址：https://www.sciencebase.gov/catalog/item/59cbbd61e4b017cf314244e1）、美国国家海洋和大气管理局 nClimGrid 月度降水和气温数据（网址：https://www.ncei.noaa.gov/access/metadata/landing-page/bin/iso?id=gov.noaa.ncdc:C00332）

，

国家大坝清单数据（网址：https://www.fema.gov/emergency-managers/risk-management/dam-safety/national-inventory-dams）、美国环境保护署提供的流域平均坡度（网址：https://www.epa.gov/wsio/wsio-indicator-data-library）、美国地质调查局提供的水文测站海拔（网址：https://waterdata.usgs.gov/nwis/sw）。

参考文献

Adab, F.、Karami, H.、Mousavi, S. F.、Farzin, S.，2018年。混沌理论在不同时间尺度下河流径流量建模与分析中的应用（案例研究：卡伦河）。Phys. Geog. Res. 50(3)，443-457。https://doi.org/10.22059/jphgr.2018.234491.1007061

Ahrens, B.，2006年。日雨量计数据空间插值中的距离。Hydrol. Earth Syst. Sci. 10，197–208。https://doi.org/10.5194/hess-10-197-2006

Aksentijevic, A.、Mihailović, D.T.、Kapor, D.、Crvenković, S.、Nikolic-Djorić, E.、Mihailović, A.，2020年。Kolmogorov复杂度与Aksentijevic–Gibson复杂度在二元时间序列分析中所获信息的互补性。Chaos, Solitons & Fractals 130，109394。https://doi.org/10.1016/j.chaos.2019.109394

Aksentijevic, A., Mihailović, D.T., Mihailović, A., Singh, V.P., 2021. 通过Aksentijevic-Gibson复杂度揭示河流流动中的状态相关规律。J. Hydrol. 598, 126364. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126364

Birnir, B., 2008. 湍流河流。Q. Appl. Math. 66, 565–594. https://doi.org/10.1090/S0033-569X-08-01123-8

Dingman, S.L., 1984. 河流水文学，纽约：W. H. Freeman 纽约。

Fattahi, M.H., Talebbeydokhti, N., Moradkhani, H., Nikooee, E., 2013. 揭示河流流动的混沌本质。IJST T. Civ. Eng. 37, 437-456。

Houze, R.A., 2012. 地形效应对降水云的影响。《地球物理学评论》50，RG1001。

https://doi.org/10.1029/2011RG000365

Knoben, W.J.M., Woods, R.A., Freer, J.E., 2018年。基于独立径流数据评估的定量水文气候分类。Water Resour. Res. 54, 5088–5109. https://doi.org/10.1029/2018WR022913

Krasovskaia, I., 1997年。河流流态的基于熵的分组。J. Hydrol. 202, 173– 191. https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00065-6

Labat, D., Masbou, J., Beaulieu, E., Mangin, A., 2011年。法国喀斯特流域出口处径流波动的标度行为。J. Hydrol. 410, 162–168. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.09.010

Lempel, A., Ziv, J., 1976年.《有限序列的复杂度》。IEEE Trans. Inf. Theory 22, 75–81. https://doi.org/10.1109/TIT.1976.1055501

Li, C. Y., 2014年.《湍流与混沌的区别——初始数据依赖性的粗略特征》。Electron. J. Differ. Eq. 2014 (104), 1–8.

Mathai, J., Mujumdar, P.P., 2022年.《利用河流流量指数识别水文过程线的集水区驱动因素》。Hydrol. Earth Syst. Sci. 26, 2019–2033. https://doi.org/10.5194/hess-26-2019-2022

Mihailović. D.T., Kapor, D., Crvenković, S., Mihailović, A., 2022年.《复杂系统物理学：哥德尔、弗朗西斯和泰勒时代的发现》（即将出版）。

Mihailović, D.、Mimić, G.、Drešković, N.、Arsenić, I.，2015b。应用基于柯尔莫哥洛夫复杂度的信息度量分析不同河流流态。《熵》17，2973–2987。https://doi.org/10.3390/e17052973

Mihailović, D.、Mimić, G.、Gualtieri, P.、Arsenić, I.、Gualtieri, C.，2017。使用柯尔莫哥洛夫复杂度度量表征冠层流中的湍流随机性。《熵》19，519。https://doi.org/10.3390/e19100519

Mihailović, D.T., Mimić, G., Nikolić-Djorić, E., Arsenić, I., 2015a. 基于

柯尔莫哥洛夫复杂度的新型度量方法，用于复杂系统行为研究和时间序列分析。Open Phys. 13. https://doi.org/10.1515/phys-2015-0001

Mihailović, D. T., Nikolić-Đorić, E., Arsenić, I., Malinović-Milićević, S., Singh, V.P., Stošić, T., Stošić, B., 2019年。基于柯尔莫哥洛夫测度和李雅普诺夫指数分析日流量复杂度。Phys. A Stat. Mech. its Appl. 525, 290–303. https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.03.041

Mihailović, D.T., Nikolić-Đorić, E., Drešković, N., Mimić, G., 2014年。湍流环境流体流动时间序列的复杂度分析。Phys. A Stat. Mech. its Appl. 395, 96–104. https://doi.org/10.1016/j.physa.2013.09.062

Miller, M.P., Carlisle, D.M., Wolock, D.M., Wieczorek, M., 2018年。美国本土1950年至2015年自然月流量估算数据库。JAWRA J. Am. Water Resour. Assoc. 54, 1258–1269. https://doi.org/10.1111/1752- 1688.12685

Porporato, A., Ridolfi, L., 1997年. 河流流量时间序列的非线性分析. Water Resour. Res. 33, 1353–1367. https://doi.org/10.1029/96WR03535

Puente, C.E., Sivakumar, B., 2007. 地球物理复杂性建模：几何决定论的一个案例. Hydrol. Earth Syst. Sci. 11, 721–724. https://doi.org/10.5194/hess-11-721- 2007

Radhakrishnan, N., Wilson, J.D., Loizou, P.C., 2000. 一种量化复杂时间序列规则性的新分割技术. Int. J. Bifurc. Chaos 10(7), 1773– 1779. https://doi.org/10.1142/S0218127400001092.

Regonda, S.K., Seo, D.-J., Lawrence, B., Brown, J.D., Demargne, J., 2013年。利用业务运行生成的单值流量预报进行短期集合流量预报——水文模型输出统计（HMOS）方法。J. Hydrol. 497, 80–96. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.05.028

Rosenstein, M.T., Collins, J.J., De Luca, C.J., 1993年。利用小型数据集计算最大李雅普诺夫指数的实用方法。《Phys. D Nonlinear Phenom.》65, 117– 134. https://doi.org/10.1016/0167-2789(93)90009-P

Sen, A.K., 2009年。河流流量时间序列的复杂度分析。《Stoch. Environ. Res. Risk Assess.》23, 361–366. https://doi.org/10.1007/s00477-008-0222-x

Shapour, M. 2009年。LYAPROSEN：用于计算李雅普诺夫指数的 MATLAB 函数，德里兰大学，德里兰，伊朗。

Sivakumar, B., 2000。水文学中的混沌理论：重要问题与解读。J. Hydrol. 227, 1–20. https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00186-9

Sivakumar, B., Jayawardena, A.W., 2002。对泥沙输运现象中是否存在低维混沌行为的研究。《Hydrol. Sci. J.》47, 405–416. https://doi.org/10.1080/02626660209492943

Vose, R.S., Applequist, S., Squires, M., Durre, I., Menne, M.J., Williams, C.N., Fenimore, C., Gleason, K., Arndt, D., 2014年。美国气候分区历史气温和降水时间序列的改进。《J. Appl. Meteorol. Climatol.》53，1232–1251。https://doi.org/10.1175/JAMC-D-13-0248.1

Yildirim, H.A., Hacinliyan, A.S., Akkaya, E.E., Ikiel, C., 2016年。萨卡里亚河日流量时间序列中的混沌。《J. Appl. Math. Phys.》04，1849–1858。https://doi.org/10.4236/jamp.2016.410187