

基于 NAR 神经网络和 R/S 分析法的隧道围岩变形预测分析

陈 杨, 徐浩博, 赵明慧
(山东沂蒙设计咨询有限公司, 山东 临沂 276000)

摘要:为研究隧道围岩变形非线性特点,采用 NAR 神经网络和 R/S 分析法,对隧道围岩变形量和变形趋势进行分析。通过 NAR 神经网络对变形监测样本进行误差分析,认为 NAR 神经网络对围岩变形短期预测时的误差小精度高。运用 R/S 分析法对各变形时间序列进行重标极差分析,获得各时序的 Hurst 指数,分析其与围岩变形趋势的关系,并通过 Hurst 指数对隧道围岩变形趋势进行判定。结果表明:算例中的断面围岩变形仍然会呈增长趋势,但增长幅度在减小,且水平收敛的趋势性强于拱顶沉降,说明前者受随机扰动影响较小,后期稳定性相对更高。通过运用 R/S 分析法进行时间序列分析,不仅为围岩变形趋势预判提供了 Hurst 指数判据,同时也为围岩稳定性分析及治理提供了一种依据。

关键词:隧道围岩; 变形预测; R/S 分析法; NAR 神经网络

中图分类号:TU973⁺.23

文献标识码:A

文章编号:1673-8993(2024)05-0031-06

doi:10.13402/j.gcjs.2024.05.060

Prediction and analysis of tunnel surrounding rock deformation based on NAR neural network and R/S analysis method

CHEN Yang, XU Haobo, ZHAO Minghui
(Shandong Yimeng Design Consulting Co., Ltd., Linyi 276000, Shandong, China)

Abstract: In order to study the nonlinear characteristics of tunnel surrounding rock deformation, NAR neural network and R/S analysis method are used to analyze the deformation amount and deformation trend of tunnel surrounding rock. Through the error analysis of deformation monitoring samples by NAR neural network, it is considered that NAR neural network has small error and high accuracy in short-term prediction of surrounding rock deformation. The R/S analysis method is used to conduct rescaled range analysis of each deformation time series, and the Hurst index of each time series is obtained, the relationship between it and the deformation trend of the surrounding rock is analyzed, and the deformation trend of the tunnel surrounding rock is judged by the Hurst index. The results show that the deformation of the surrounding rock in the section in the example will still show an increasing trend, but the growth range is decreasing, and the trend of horizontal convergence is stronger than that of the vault settlement, indicating that the former is less affected by random disturbance, and the stability is relatively higher in the later stage. By using R/S analysis method to analyze time series, it not only provides Hurst index criterion for predicting deformation trend of surrounding rock, but also provides a basis for stability analysis and treatment of surrounding rock.

Key words: tunnel surrounding rock; deformation prediction; R/S analysis method; NAR neural network

随着我国隧道及地下空间的开发日益增多, 于围岩中存在大量的节理裂隙和结构面, 使得在地下开挖引起的岩体变形失稳情况层出不穷。由 隧道开挖过程中, 围岩会形成一个复杂的非线性

收稿日期: 2023-04-16

作者简介: 陈 杨(1993—), 男, 工程师, 从事建筑工程结构设计工作。

动力系统。其变形失稳的诱发因素具有非确定性和复杂性,在力学行为上表现为随机性与确定性相结合的非线性特征,这些特征都为岩体变形预测预报和稳定性分析增加了难度。目前,已有许多非线性科学的方法与理论被广泛应用到围岩变形预测中,如:刘博峰等^[1]运用 BP 神经网络对大变形隧道位移监测数据分析与应用;陈卓等^[2]采用改进灰色理论模型预测预测隧道变形发展趋势和围岩变形规律。上述研究方法都验证了非线性理论对隧道围岩变形预测的有效性,但这些非线性模型都适用于围岩变形短期预测,在围岩变形中长期趋势预测方面存在不足。

分形理论作为非线性科学的一个重要学科,为围岩变形趋势分析提供了一种行之有效的解决方法。其中的 R/S 分析法是一种实用的研究时间序列长程相关性的非线性工具,近年来已被应用到非线性时序趋势预判中。张伟森等^[3]采用 R/S 分析法研究在盾构下穿机场过程中的地表变形规律,并通过该变形趋势分析尾矿坝的稳定性;薛晓辉^[4]利用 R/S 分析法对基坑稳定性进行评价;周玲等^[5]通过 R/S 分析法预测岩溶隧道涌水量。然而,对于隧道围岩变形趋势的研究,李业学等^[6]采用 R/S 分析法对围岩变形特征进行研究,利用位移 Hurst 指数判定围岩变形趋势,但未引入变形速率 Hurst 指数,也未能结合两项 Hurst 指数特征综合判定围岩变形趋势。本文利用 R/S 分析法结合 NAR 动态神经网络,对隧道围岩变形进行预测,以期为准判断围岩的变形趋势,掌握二衬支护时间,以及确保隧道工程安全提供一定的指导意义。

1 基本原理

1.1 NAR 神经网络原理

NAR 神经网络全称为非线性自回归神经网络,是一种动态神经网络,即存在反馈和记忆功能^[7],

主要由输入层、输入延迟层、隐含层和输出层组成,其基本结构如图 1 所示。其中 W 为权系数; b 为阈值,1:2 为延迟阶数; $x(t)$ 为 NAR 神经网络的输入; $y(t)$ 为 NAR 神经网络的输出,在本文中为围岩变形的预测数据,mm; t 为 NAR 神经网络的序列数,在本文中为围岩变形的统计天数,d。

NAR 神经网络模型可表示为

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), y(t-3), \dots, y(t-d)) \quad (1)$$

式中: f 为非线性函数; d 为延迟阶数。从式中可以可以看出,该神经网络模型承认系统变化的延续性。

在 NAR 神经网络模型中,每一次 y 的输出都会反馈到输入层中,作为下一次 y 输出的调整参数,以此提高预测精度。因此,NAR 模型可以反映系统的历史状态,具有很强的记忆功能,可应用到非线性时间序列的预测中。

1.2 R/S 分析原理

R/S 分析法最初由英国水文学家 HURST^[8]提出,而后数学家 MANDELBROT^[9]对此方法进行了完善,基本原理介绍如下。

设时间序列 $\{u_i\}$ ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) 均分时间序列为 n ($2 \leq n < l$, l 为最大子区间长度)的相邻的 A 个连续不重叠的子区间,则有

$$N = nA \quad (2)$$

将每个子区间记为 I_a ($a = 1, 2, 3, \dots, A$)。在子区间 I_a 中,每个元素记为 $u_{k,a}$ ($k = 1, 2, \dots, n$)。计算每个序列长度为 n 的子区间 I_a 的平均值 $\bar{u}_a$ 为

$$\bar{u}_a = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u_{k,a} \quad (3)$$

每个子区间偏离均值的累计离差 $U_{k,a}$ 为

$$U_{k,a} = \sum_{i=1}^k (u_{i,a} - \bar{u}_a) \quad (4)$$

利用子区间内累计离差的最大值与最小值,得到相应的极差,每个子区间的极差 R_a 为

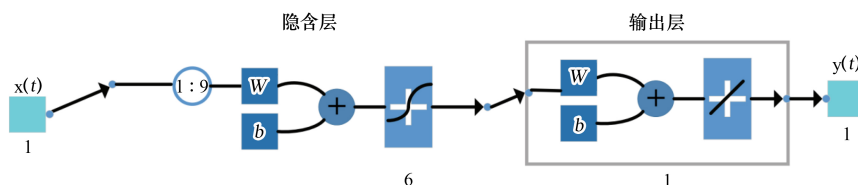


图 1 NAR 动态神经网络结构

$$R_a = \max_{1 \leq k \leq n} (U_{k,a}) - \min_{1 \leq k \leq n} (U_{k,a}) \quad (5)$$

计算每个子区间元素的标准差 S_a 与重标极差 $(R/S)_a$:

$$S_a = \left[\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (u_{k,a} - \bar{u}_a)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

$$(R/S)_a = \frac{R_a}{S_a} \quad (7)$$

由 Hurst 定义, 可得其平均重标极差与统计量 V :

$$(R/S)_n = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A \frac{R_a}{S_a} \quad (8)$$

通过变换子区间长度 n (即不同时间尺度) 计算获得不同的平均重标度极差 $(R/S)_n$ 。Mandelbrot 证明 $\lg(R/S)_n$ 与 $\lg n$ 之间存在线性关系, 即:

$$\lg(R/S)_n = \lg a + H \lg n \quad (9)$$

绘制以 $\lg n$ 为自变量, $\lg(R/S)_n$ 为因变量的坐标散点图, 对其采用最小二乘法进行拟合, 得出直线斜率 H 即为 Hurst 指数。通过计算非线性序列的 Hurst 指数来分析序列的分型特征和长程相关性, 判别系统的变化与状态, α 为常数。

Hurst 指数是分析时间序列长期相关性与变化趋势的重要指标, 取值范围一般在 $0 \leq H < 1$ 。可根据 Hurst 指数的计算数值, 划分系统的属性特征, 判断时序的相关性质。判别式如下: 当 $0.5 < H < 1$ 时, 长程相关性; 当 $H = 0.5$ 时, 随机过程; 当 $0 < H < 0.5$ 时, 逆发展状态。

1.3 Hurst 指数与隧道围岩变形趋势的关系

由 R/S 分析理论, 当 Hurst 指数为 $0 < H < 0.5$ 时, 表示隧道围岩变形发展过程具有反持续性, 发展总趋势将与过去相反, 此时隧道围岩变形易发生突变, 变形状态极不稳定。当 Hurst 指数为 $0.5 < H < 1$ 时, 表示隧道围岩变形发展过程具有

持续性, 围岩变形会维持原来的发展趋势, 围岩变形状态具有相对稳定性。Hurst 指数偏离 0.5 的程度衡量了隧道围岩变形过程中趋势性与随机性所占的比重, 其相对值越大, 表明隧道围岩变形的趋势性越强, 受随机扰动的影响越小。因此, 根据隧道围岩变形 Hurst 指数的特性, 可以对围岩变形趋势进行定量研究, 判定围岩变形的内在趋势特征, 从而对围岩的变形状态进行预测。

2 工程实例分析

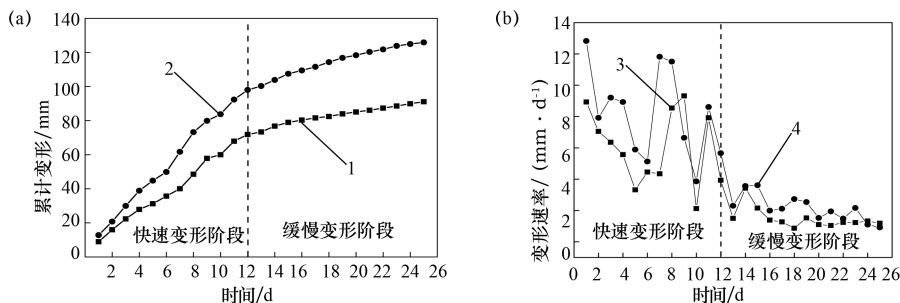
2.1 工程概况

某隧道为单洞双向行车隧道, 起讫桩号为 K8 + 800 ~ K9 + 870, 总长度为 1 070 m。隧道所属区为深切构造侵蚀中低山地貌区, 其高程为 784.53 ~ 954.30 m。隧址区表层为残坡积 - 堆积粉质黏土, 下伏基岩为志留系中上统茂县群第一亚组千枚岩, 属于变质岩石, 主要矿物组成为绢云母、石英、钠长石、绿泥石等。隧道进洞口一侧, 地势陡峻, 坡角为 $30^\circ \sim 55^\circ$; 出洞口一侧, 地形则较为平缓, 坡角为 $20^\circ \sim 30^\circ$ 。现选取其典型断面 K9 + 810 的拱顶沉降和水平收敛的监测数据进行分析, 变形曲线如图 2 所示。

由图 2 可知: 变形曲线走势可划分为快速变形、缓慢变形两个阶段。

(1) 快速变形阶段: 在 1 ~ 12 d 内, 变形量急剧增加, 变形速率较大, 水平收敛最大变形速率达到 12.83 mm/d, 拱顶沉降最大变形速率可达 9.32 mm/d, 这阶段变形量约占两阶段变形量的 75%。

(2) 缓慢变形阶段: 在 13 ~ 25 d 内, 变形仍在继



(a) 围岩变形监测曲线; (b) 围岩变形速率监测曲线

1—拱顶沉降; 2—水平收敛; 3—沉降速率; 4—收敛速率。

图 2 监测曲线

续,但变形速率开始放缓,变形速率均在 4 mm/d 内。这是因为初期支护结构已经达到一定强度,并且围岩经过前期变形,应力重分布,与支护结构形成一体,共同承担变形。然而,随着变形量的继续增加,围岩压力会直接作用到初期支护结构上,使其变形;当支护结构达到屈服后,则可能导致围岩大变形侵限问题甚至破坏初期支护而产生塌方事故。因此,需要及时对围岩变形趋势进行预判,且合理掌握二衬支护时间,以免造成工程事故。

2.2 NAR 神经网络的建立和预测

与 BP 神经网络相比, NAR 动态神经网络可将每次输出都反馈到输入层,使其预测精度相对更高,预测时步也相对更长,且训练速度快。因此, NAR 神经网络在非线性时序预测时适用性更高。根据隧道围岩变形监测数据,利用 matlab 建立 NAR 神经网络预测模型。

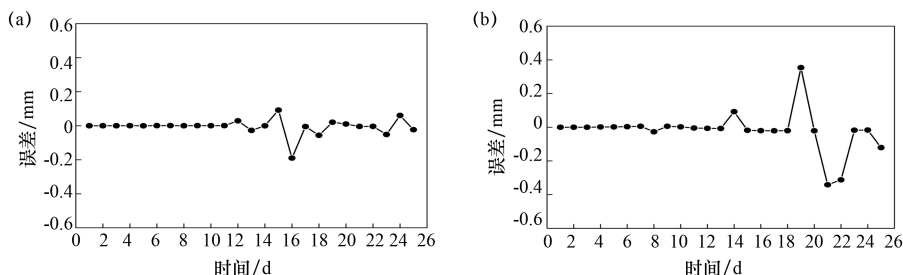
围岩变形 NAR 模型建立步骤: 1) 将隧道围岩变形监测数据导入 matlab 作为数据样本,并对数据样本进行配置,分别设置训练样本(70%)、验证样本(15%)和测试样本(15%); 2) 设置延迟阶数和隐藏层神经元个数,并使用 train 函数对 NAR 模型进行训练; 3) 通过误差分析验证 NAR 模型是否满

足要求,若不满足要求继续进行第二步的网络操作; 4) 若 NAR 模型满足要求,保存网络并进行神经网络预测,获取围岩变形预测数据。

通过网络试验,确定断面 K9+810 拱顶沉降-时间序列的延迟阶数为 3, 隐含层神经元个数为 9; 水平收敛-时间序列的延迟阶数为 3, 隐含层神经元个数为 4。数据样本原始数据与 NAR 预测输出的拟合误差曲线如图 3 所示。

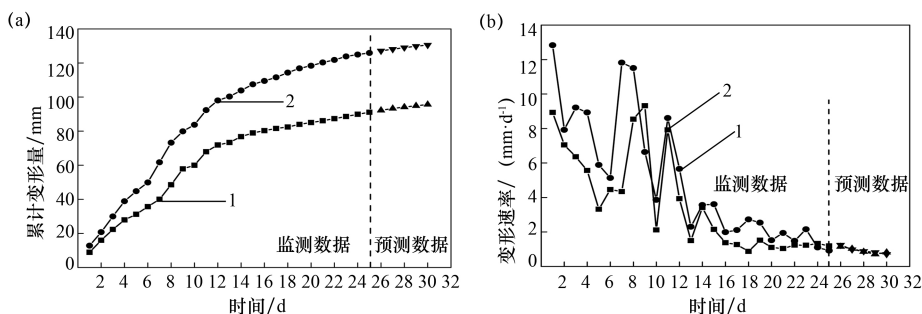
由图 3 可知: 拱顶沉降累计误差为 0.58 mm , 平均误差为 0.03 mm , 平均相对误差为 0.03% , 最大误差为 -0.19 mm , 最大相对误差为 0.23% ; 水平收敛累计误差为 1.42 mm , 平均误差为 0.06 mm , 平均相对误差为 0.06% , 最大误差为 0.35 mm , 最大相对误差为 0.30% 。综上所述, 预测输出最大误差绝对值均不超过 0.5 mm , 且相对误差较小, 说明 NAR 神经网络对非线性时序具有良好的预测效果。

根据监测样本和 NAR 模型进行多步预测, 获取未来 5 d 的变形数据, 并将变形数据进行差分计算, 得到变形速率预测数据, 预测数据曲线图 4 所示。由图 4 可知: 未来 5 d 的隧道围岩变形仍然呈增长趋势, 而变形速率整体呈减小趋势, 且稳定在 1 mm/d 以内。



(a) 拱顶沉降误差曲线; (b) 水平收敛误差曲线

图 3 拟合误差曲线



(a) 累计变形量; (b) 变形速率

1—监测数据; 2—收敛数据。

图 4 围岩变形监测、预测数据曲线

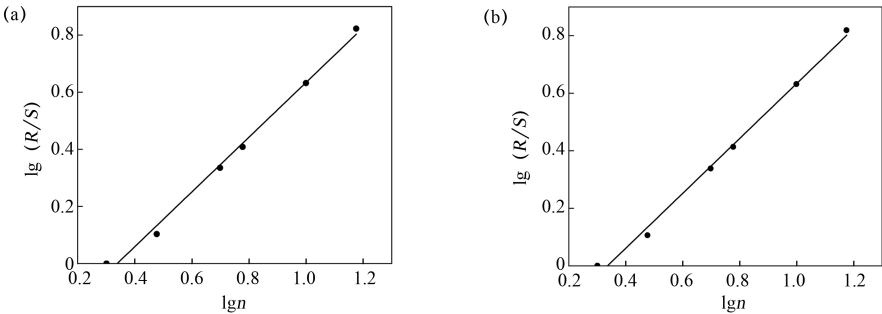
2.3 R/S 分析法对围岩变形趋势分析

根据 R/S 分析法的基本原理, 对隧道围岩变形的各时间序列进行 R/S 分析。累计变形 - 时间序列的 R/S 分析结果如图 5 所示, 其中 $\lg(R/S)n$ 为围岩变形的各时间序列平均重标极差的对数; $\lg n$ 为围岩变形的各时间序列数的对数。表 1 为变形 Hurst 指数及相关参数。由表 1 可知: 两个变形 - 时间序列的 Hurst 指数都大于 0.5, 说明围岩变形在未来一段时间内具有持续性。结合图 6 可以得出, Hurst 指数都接近于 1, 说明变形时序具有较强的趋势性, 变形状态都较为稳定。对比水平收敛和拱顶沉降的 Hurst 指数, 两者数值较为相近, 且拱顶沉降 Hurst 指数略大于水平收敛, 表明前者

趋势性略强于后者。

变形速率 - 时间序列的 R/S 分析结果如图 6 所示。表 2 为变形速率 Hurst 指数及相关参数。由表 2 可知: 两个变形速率 - 时间序列的 Hurst 指数都大于 0.5, 说明围岩变形速率具有一定的持续性, 但是 Hurst 指数偏离 0.5 的程度较大, 说明变形速率时序相对于变形时序趋势性较低, 具有一定的随机性, 但仍具有相对稳定性。水平收敛速率 Hurst 指数比拱顶沉降速率 Hurst 指数大, 表明水平收敛的趋势性较强, 受随机扰动的影响较小, 围岩水平收敛后期稳定性相对更高。

综上分析, 通过比较围岩累计变形时序与变形速率时序可以看出, 两者在围岩变形趋势的判

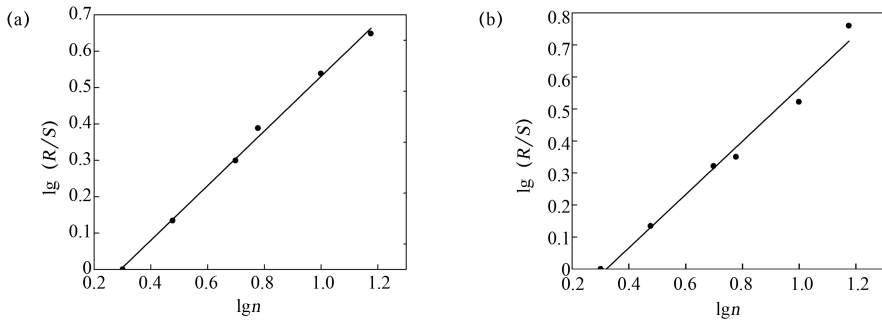


(a) 拱顶沉降 - 时间序列; (b) 水平收敛 - 时间序列

图 5 累计变形 - 时间序列的 R/S 分析

表 1 变形 Hurst 指数及相关参数

时序	Hurst 指数	截距	拟合度	误差平方和	相似系数
拱顶沉降 - 时序	0.958 8	-0.324 5	0.992 6	0.002 84	0.889 0
水平收敛 - 时序	0.953 7	-0.320 1	0.993 6	0.002 42	0.875 7



(a) 沉降速率 - 时间序列; (b) 收敛速率 - 时间序列

图 6 变形速率 - 时间序列的 R/S 分析

表 2 变形速率 Hurst 指数及相关参数

时序	Hurst 指数	截距	拟合度	误差平方和	相似系数
沉降速率 - 时序	0.751 1	-0.220 3	0.966 1	0.000 93	0.416 4
收敛速率 - 时序	0.831 6	-0.266 4	0.981 5	0.005 43	0.583 6

定中所得的结论并不完全一致。从 Hurst 指数计算结果分析, 累计变形 Hurst 指数比变形速率 Hurst 指数大, 表明累计变形的趋势性较强, 而变形速率的随机性相对较高。这是由于累计变形时序会受时序短期相关的干扰, 虽然 R/S 分析仍然具有一定的稳健性, 但影响了其计算结果的可靠性, 使其在变形趋势性强弱分析中存在偏差; 而变形速率是对累计变形进行差分处理, 对短期相关的敏感度较低, 其分形有效性极大增强, 使围岩变形速率 Hurst 指数成为更可靠的隧道围岩变形趋势预测指标。两种指标综合可得, 隧道围岩变形仍然会持续增长, 但增长幅度总体呈减小趋势, 可以判定该断面围岩变形正逐渐趋于稳定。

3 结 论

(1) 采用 NAR 神经网络预测模型对隧道围岩变形进行短期预测, 在围岩变形时序预测中预测精度高, 说明 NAR 神经网络对隧道围岩变形的预测具有适用性。

(2) R/S 分析法中的 Hurst 指数对隧道围岩变形趋势分析具有有效性, 可以得出隧道围岩未来变形仍然具有增长趋势, 但变形速率会减小。通过对比两种时序的 Hurst 指数相关特性, 得出变形速率时序在判定围岩变形趋势性强弱时更为有效。若对隧道各个监测断面进行 R/S 分析, 可从空间上判定隧道围岩不同部位的变形趋势特征。

(3) 通过将 R/S 分析法和 NAR 神经网络联合应用, 可以反映出隧道围岩变形趋势, 对工程施工和监测具有指导作用, 同时也为隧道围岩变形

预测和稳定性评价体系的完善提供了一个新的思路和方法。

参考文献:

- [1] 刘博峰. 基于 BP 神经网络算法的大变形隧道位移监测数据分析与应用[J]. 铁路建筑, 2022, 62(7): 106-109.
- [2] 陈卓, 张宏光. 改进灰色理论模型在隧道施工控制中的应用[J]. 公路工程, 2022, 47(6): 95-101; 129.
- [3] 张伟森, 吴大勇. R/S 分析法在盾构下穿机场过程中的地表变形规律研究[J]. 矿业研究与开发, 2018, 62(3): 101-107.
- [4] 薛晓辉. 基于尖点突变理论和 R/S 分析的基坑安全性评价及事故处理措施研究[J]. 工程勘察, 2022, 50(7): 15-21.
- [5] 周玲, 杨广庆. 基于优化组合模型及重标极差法的岩溶隧道涌水量预测研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2020, 53(10): 875-882.
- [6] 李业学, 刘建峰. 基于 R/S 分析法与分形理论的围岩变形特征研究[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, 42(3): 43-48.
- [7] 孙伟娟. 神经网络理论与实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [8] HURST H E. Long-term storage capacity of reservoirs: an experimental study[J]. Transactions of American Society of Civil Engineers, 1951, 116: 770-808.
- [9] MANDELBROT B, WALLIS J R. Robustness of the rescaled range R/S in the measurement of noncyclic long-run statistical dependence[J]. Water Resources Res: B, 1969, 5(5): 967-988.

本刊编辑部版权许可声明

本刊已许可中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、万方数据电子出版社、重庆维普资讯有限公司、超星学术期刊“域出版”等第三方平台在其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网络传播本刊编辑出版的文章。本刊不收取版面费、专家审稿费(相关著作权许可使用费与审稿费相抵, 不再另行支付), 对优质稿件支付稿酬。作者向本刊提交文章发表的行为视为同意上述许可声明, 如有异议请来稿说明, 本刊将作适当处理。