

# 卵石推移质输沙率在线观测系统研发

张斌, 吴小康, 刘兴年, 黄尔, 罗铭

(四川大学山区河流保护与治理全国重点实验室, 四川省 成都市 610065)

**摘要:** 对现有推移质监测技术的限制和全球气候变化引发的河流水沙巨变, 使得高分辨率监测山区河流推移质特征变化面临技术瓶颈, 加剧了我国山区河流保护与治理的困难。本研究设计实施了一套卵石推移质输沙率在线观测集成系统, 由冲击板系统、采集器和存储软件构成, 利用振动传感器对推移质运动的振动信号进行高分辨率采集, 并提取特征值。通过神经网络智能算法, 有效预测推移质输沙率, 实现卵石推移质输沙率的实时在线观测。该系统的应用, 有助于应对河流变化对山区河流保护与治理带来的挑战。

**关键词:** 推移质输沙率; 监测技术; 神经网络算法; 山区河流

**中图分类号:** TV143 **文献标识码:**

## Development of an Online Observation System for Cobble Bedload Transport Rate

ZHANG Bin, WU Xiaokang, LIU Xingnian, HUANG Er, LUO Ming

(State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065,  
China)

**Abstract:** The limitations of existing sediment transport monitoring technology and the drastic changes in river sedimentation caused by global climate change have led to a technical bottleneck in high-resolution monitoring of sediment transport characteristics in mountain rivers, exacerbating the difficulties in protecting and managing rivers in China's mountainous areas. This study has designed and implemented an integrated online observation system for cobble sediment transport, consisting of an impact plate system, a collector, and storage software. It uses vibration sensors to collect high-resolution vibration signals from sediment movement and extract feature values. Through artificial neural network intelligent algorithms, it effectively predicts the sediment transport rate, achieving real-time online observation of cobble sediment transport rate. The application of this system helps to address the challenges brought by river changes to the protection and management of mountain rivers.

**Keywords:** Bedload transport rate; Monitoring technology; Artificial neural network; Mountain rivers

## 1 引言

山区河流作为河流水系的发源地，不仅蕴含着丰富的水能资源，还是泥沙等物质的物源区，与山地灾害防治、地表固体物质输移和生态系统建设密切相关<sup>[1,2]</sup>。山区河流泥沙主要以宽级配推移质运动为主，卵砾石颗粒在水流的作用下运动，其运动形式包含了三种：滑动、滚动、跃动，见图 1 所示。推移质输移具有高度强烈的时空脉动性，即使在水力稳定条件下，也难以计算，描述宽级配推移质运动是河流泥沙学科的难点之一<sup>[3-5]</sup>。2023 年 1 月《Nature》封面文章指出至今仍未有广泛适应的理论描述推移质输移<sup>[6]</sup>，特别是针对卵砾石河床的山区河流推移质相关研究仍然十分有限<sup>[7]</sup>。山区河流推移质输移不仅与上游来水来沙条件有关，还与河床演变密切相关，推移质输移是“输沙能力—河床演变”共同耦合作用的结果<sup>[8-10]</sup>。受限于推移质的监测技术，天然山区河流的推移质输移特征变化无法进行有效的高分辨监测和分析，致使山区河流推移质输移研究出现了“技术瓶颈”<sup>[11]</sup>。而近年来，全球气候变化导致河流水沙条件变化巨大，约有 40% 的河流泥沙通量发生了大幅变化，这使得我国的山区河流保护与治理事业面临巨大的挑战<sup>[12,13]</sup>。经过 70 年的建设，全国基本建成覆盖主要江河的水文站网。但开展泥沙监测的水文站比例较小，例如位于长江上游川西高原甘孜州境内的 11 处基本水文站中仅有 2 站观测泥沙。同时泥沙监测主要开展悬移质监测，目前山区河流开展推移质监测工作的仅有金沙江干流三堆子站、长江上游寸滩站和寸滩站，且采用的是人工取样法，无自动推移质监测设施。河流推移质高分辨率监测一直是河流泥沙观测的挑战，国内外学者从不同思路进行了不懈的探索，但目前仍然缺乏能普遍适用且可靠性较高的测量手段<sup>[14]</sup>。推移质测量主要分为直接测量方法和间接测量方法<sup>[15]</sup>。

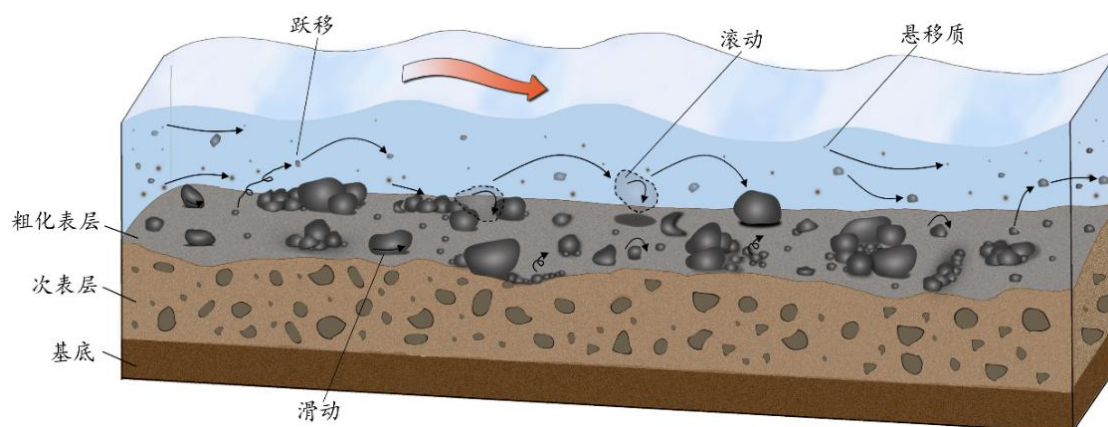


图 1 河流泥沙运动及河床演变示意图

直接测量法通过直接收集河流中推移质沙样进行测量或通过估算河床构成物的位移来直接测量推移质泥沙质量，包括坑测法（沉砂池法）、采样器法和通过河床的位移直接测量推移质泥沙量<sup>[61,62]</sup>。世界各国使用的直接测量法采样器种类繁多，归纳起来分为器测法和坑槽法，技术较为成熟。直接测量法通常手动操作，因此在高流量高流速或粗颗粒推移质输送时操作可能很困难；采样器容易干扰当地流场影响测量精度，且采样时间取决于采样器和测坑等的体积，导致采样效率较低；推移质运动具有高度的时空脉动性，非持续性采样无法有效地反应推移质运动规律。

为了克服以上困难，能够直接且长期测量推移质的间接测量法于 20 世纪 80 年代逐渐发展起来<sup>[6]</sup>。这些新技术的目的不是对运输的推移质进行直接取样，而是在传感器的帮助下测量推移质运动的副产品，即间接测量法，间接测量法又进一步分为有源传感器测量和无源传感器测量方法。有源传感器法包括 ADCP 测量、声呐测量、探地雷达测量和智能追踪器测量法等。无源传感器法通过测量推移质运动过程中产生的声音、震动等信号推算出推移质输沙率，主要测量技术有冲击板、冲击管、水听器、地震检波器等<sup>[7]</sup>。有源传感器测量技术在单颗粒推移质运动轨迹的基本规律探究有明显的优势，但无法适用于长期观测；且仅使用临时河流或季节性水流明显的河流，在枯水期投放和追踪相应的标记颗粒，但针对长期径流充足的河流则完全不适用。推移质冲击板/柱/管均需要布置安装传感器的受力载体（钢板、钢管、桩等）安装在河床表面，通过精确地记录推移质运动时对河床产生的冲击振动信号，为推移质监测及参数反演提供可靠的高精度数据，但是由于安装方法的局限性，导致目前该类方法主要应用在山区溪沟或季节性河流；同时该类方法是提供的河床上某点的推移质测量，而针对河段平均值的测量则需要耗费更多的设备通铺河段断面；且该类方法与站点河段的水流、泥沙有关，导致需要重复性的校正。总之，无源传感器测量法可连续、长期地记录包含河床变化、推移质输移等信号，在高分辨率监测推移质输移具有较大的优势，尤以地震检波器技术便于安装，具有相对简单和低成本的优势，可以在最小的环境扰动下对更多更大的河流进行安全测量。但传感器所记录的信号通常是非常复杂的，包含了周围环境的频谱信息，如水流、漂木、人类活动等，其复杂信号的有效解译及量化标定关系已成近年来国际上的研究难点。

但是，关于间接测量法国内起步较慢，缺少相应的间接测量仪器及智能算法的研发。基于此，本次工作将针对山区河流卵砾石河床粗化过程中宽级配推移质输移进行监测，利用安装振动传感器的冲击板对推移质运动产生的振动信号进行高分辨率采集，提取振动信号特征

值,进一步基于振动信号特征值采用人工神经网络算法对推移质输沙率进行有效预测,相关成果对于丰富河流动力学理论具有重要的科学价值,同时为山区河流保护与治理提供科学依据和技术支撑。

## 2. 卵石推移质在线观测系统及智能预测算法

### 2.1 卵石推移质在线观测系统

本次卵石推移质在线观测系统研发结合水槽试验同步开展,试验模型为矩形玻璃水槽,位于四川大学水力学与山区河流开发保护国家重点实验室,水槽尺寸长 7.5m,宽 0.4m,高 0.4m,坡度为 0.5%。水槽以矩形堰出流的方式来计算流量,为减小入流的波动性,水槽入流口采用蜂窝管结构。水槽出口处安装推移质振动信号采集系统,同时在水槽出口处设有基于称重原理的推移质输沙率自动称重系统,能够不间断测量试验过程中的推移质输移量,每隔 1min 对推移质输沙率以及累计质量进行一次测量,其中拉力传感器采用蚌埠大洋传感公司的 DYLY-103 拉力传感器,连接电脑后可实时显示并储存称重数据,水槽示意图见图 1 (a) 所示。在距水槽出口约 20cm 处修建了一个矩形静水池放置接沙框(孔径为 1mm),内径尺寸为  $40 \times 70 \times 70 \text{cm}^3$ ,在水池的下游以  $40 \times 40 \text{cm}^2$  横断面向外延长约 1.0m 出流,其目的是为了在矩形坑里形成一个无流速的区域,避免内部的接沙框晃动以及水流流动影响推移质输沙率自动称重系统的测量。在水槽入口 1.0 m 处用平均粒径为 100mm 的不动大颗粒设置为过渡区,即使在最大流速的下这些大颗粒也不会起动,在后 6.5 m 的水槽铺设非均匀沙,床沙粒径范围 1-21mm,  $D_{50}=2.1\text{mm}$ ,铺设厚度为 0.15m,床沙级配曲线见图 1 (b)。

卵石推移质在线观测系统由冲击板系统、采集器、存储软件三部分组成。冲击板系统由振动传感器、振动冲击板、橡胶垫、安装盒构成,构件之间用螺栓连接。安装盒尺寸为  $40 \times 30 \times 15 \text{cm}^3$ ,放置在床沙中并室顶部与河床表面齐平,见图 1 (c) 所示。冲击板厚 2mm,利用螺栓固定在安装盒的顶部,传感器型号为 CJ-WPYD0050,由内置高密度合金质量块和精密陶瓷压片组成 IEPE 模组,结合调理放大电路组成,防护壳体由固定铜内壳和 304 不锈钢外壳形成的隔离浮置结构,固定在冲击板下并放在安装盒内。橡胶垫位于冲击板下方,厚度 3.0cm,防止冲击板与安装盒碰撞的噪音信号对推移质振动信号产生干扰。存储软件界面见图 1 (d) 所示,系统可连接 8 个通道的推移质振动数据,并采用短时傅里叶变化可实时显示时频变化的,且内嵌了低通、高通、带通等滤波器,以避免信号的干扰,该系统拥有了基本的存储、数据分析、系统设置等常规功能。同时,对采集频率的设置范围较宽,可对采

集器设置采集频率范围为 1000-20000Hz，将推移质振动信号实时显示并储存，存储格式为 TDMS 文件。

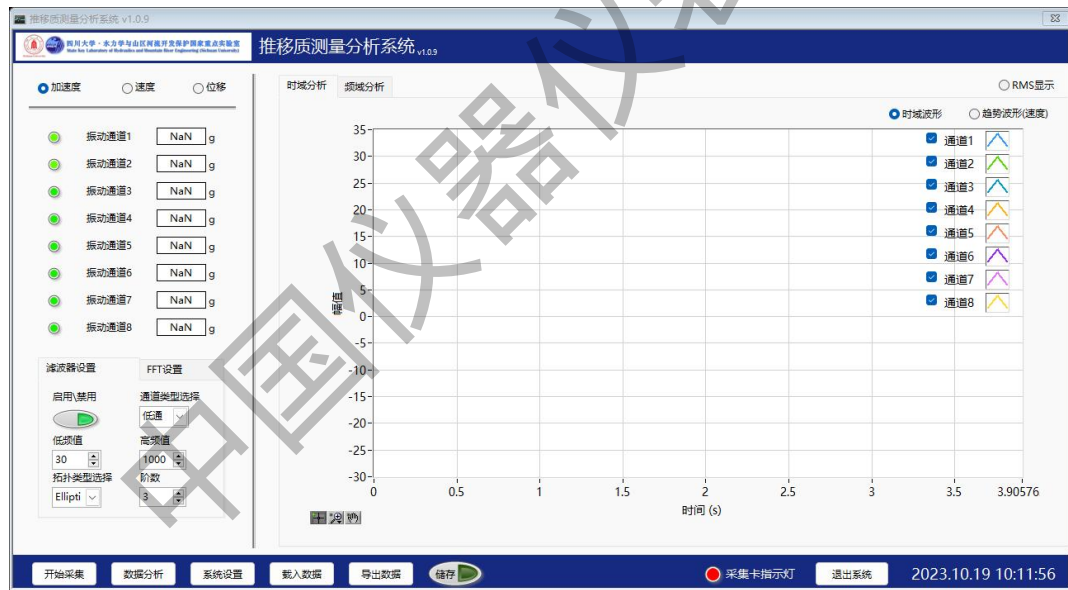
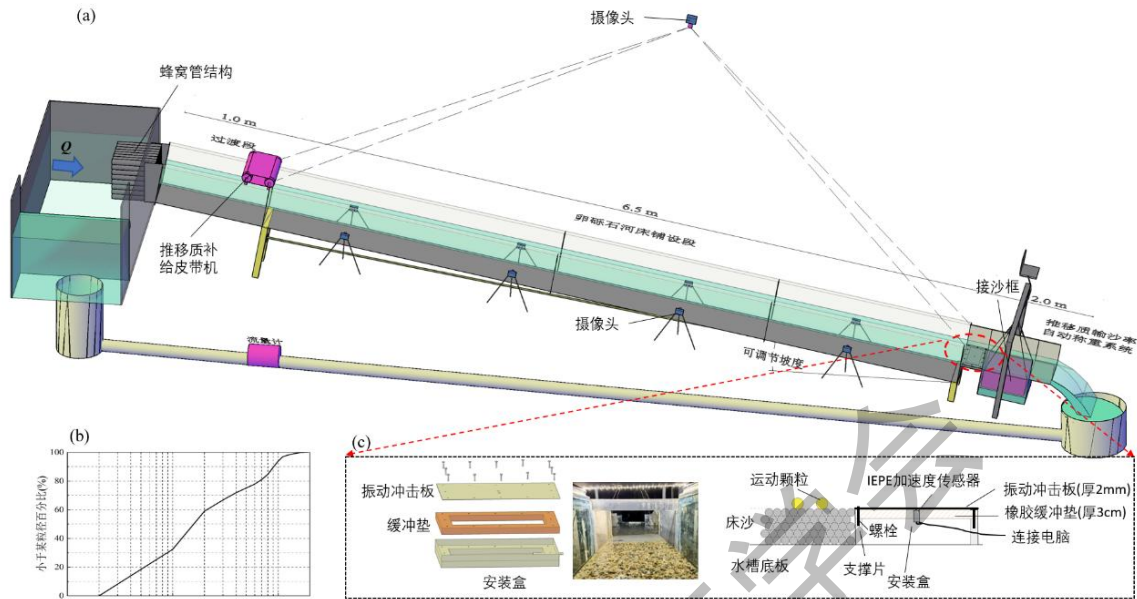


图 2 (a)试验水槽示意图；(b)床沙级配曲线；(c)推移质振动信号采集系统示意图；(d)推移质测量分析系统

## 2.2 卵石推移质智能预测算法

读取 TDMS 文件，将数据分割处理，提取每分钟振动信号特征值<sup>[18]</sup>，得到每分钟 60000 个振动数据的平均值、方差、最大值、峰度、偏度、CDF60%，其中 CDF60%为单组数据的累计数据分布百分数达到 60%所对应的值。

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^{i=n} X_i \quad (1)$$

$$V = \sum_{i=1}^{i=n} (X_i - \bar{X})^2 \quad (2)$$

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (X_i - \bar{X})^4}{\left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (X_i - \bar{X})^2 \right]^2} \quad (3)$$

$$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (X_i - \bar{X})^3}{\left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (X_i - \bar{X})^2 \right]^{\frac{3}{2}}} \quad (4)$$

式中,  $X_i$ 为变量实际值,  $\bar{X}_i$ 平均值,  $n$ 为样本容量,  $V$ 为方差,  $K$ 为峰度,  $S$ 为偏度。

将上述信号特征值按多个组合作为人工神经网络的输入变量,人工神经网络具有强大的自适应、自学习能力,能够快速有效地处理大量数据,它能根据现有的输入变量和特定的输出变量,不断调整网络的连接强度、持续优化网络误差,最终输出神经元之间的最佳权值,训练出一个神经网络模型<sup>[19,20]</sup>。

### 3 应用案例

#### 3.1 案例说明

水槽上游进行清水冲刷,无泥沙补给,对应模拟河床粗化过程形成阶段的推移质运动变化。试验共设置 9 个工况,流量范围为 9.55l/s -55.63l/s,水深范围为 6.8cm-18.1cm;弗劳德数  $Fr$  范围为 0.51-0.82,每组试验的有效时间为 90 分钟。各组试验工况水流条件见下表 1。试验开始前,将床沙充分混合均匀并铺设到预定厚度 15cm,确保每次试验初始床面条件一致。调节阀门,待水流缓慢溢进铺沙段,打开推移质输沙自动称重系统和推移质振动信号采集软件,开始采集数据。当推移质称重数据不再变化时,认为输沙达到平衡阶段,关闭称重系统和信号采集软件。随后读取流量,测量水深。测量工作完成后,关闭阀门,排空水槽,将平衡床面粗化层泥沙取出与接沙框中的推移质泥沙混合均匀后恢复初始床面继续下一组。

表 1 试验案例工况水流条件

工况	流量 (l/s)	水深(cm)	$Fr$
一	9.55	6.8	0.51

二	19.92	9.0	0.73
三	24.65	10.1	0.77
四	31.28	11.5	0.83
五	37.58	13.1	0.84
六	39.88	13.5	0.86
七	42.17	14.6	0.82
八	51.64	16.7	0.84
九	55.63	18.1	0.82

### 3.2 案例结果

考虑到流量太小时，推移质振动信号容易受到背景噪声的干扰，本文选取流量在 30l/s 以上的工况用于预测。将工况一、工况二、工况三、工况五、工况六、工况八 6 组数据做神经网络训练，将工况四、工况七、工况九分别代表小流量、中等流量、大流量条件下的数据用于预测。将振动信号特征值（平均值、方差、最大值、峰度、偏度、CDF60%）组合起来作为输入变量。依次输入不同数量的振动信号特征值变量训练不同的神经网络，再用训练的神经网络预测剩余 3 组试验数据。图 3 为工况四、工况七、工况九的神经网络预测拟合结果，图 3 (a)-3(f)分别表示输入 1-6 个变量训练出的神经网络预测拟合结果，图 3(a)对应输入均值 1 个变量，图 5(b)对应输入均值、最大值两个变量，以此类推，图 5(f)则对应均值、最大值、方差、峰度、偏度、CDF60%这 6 个变量。

由图 3 可看出，仅用均值一个变量训练出的神经网络拟合效果就达到了较好的水平，依次加上其他输入变量后预测效果并没有显著地增加，说明振动信号均值在一定程度上能很好的反映推移质输沙特征。值得注意的是，由图 3(b)可看到，神经网络训练加上最大值后，工况九的预测效果明显变差，而工况四和工况七则没有出现这种情况。对比图 3(b)可知，在这 3 组数据的箱体均值线相差不大的情况下，工况四的较大异常值都集中 5 附近，工况七的较大异常值集中在 5-10 区间内，而工况七的较大异常值都高于 10，比工况四和工况七高出很多。可能是大流量时，推移质集体运动导致声学信号反应强烈，振动信号的最大值偏大且分布不均匀，所以加入最大值做神经网络训练后，工况九的预测效果变差。图 5(f)可知，神经网络训练加上 CDF60%特征值后，预测效果都有很明显的下降，因此可判断振动信号 CDF60%特征值与推移质输沙率的关系不佳。图 4 是推移质输沙率历时变化的预测结果，其相关性大于 0.69，精度较高。

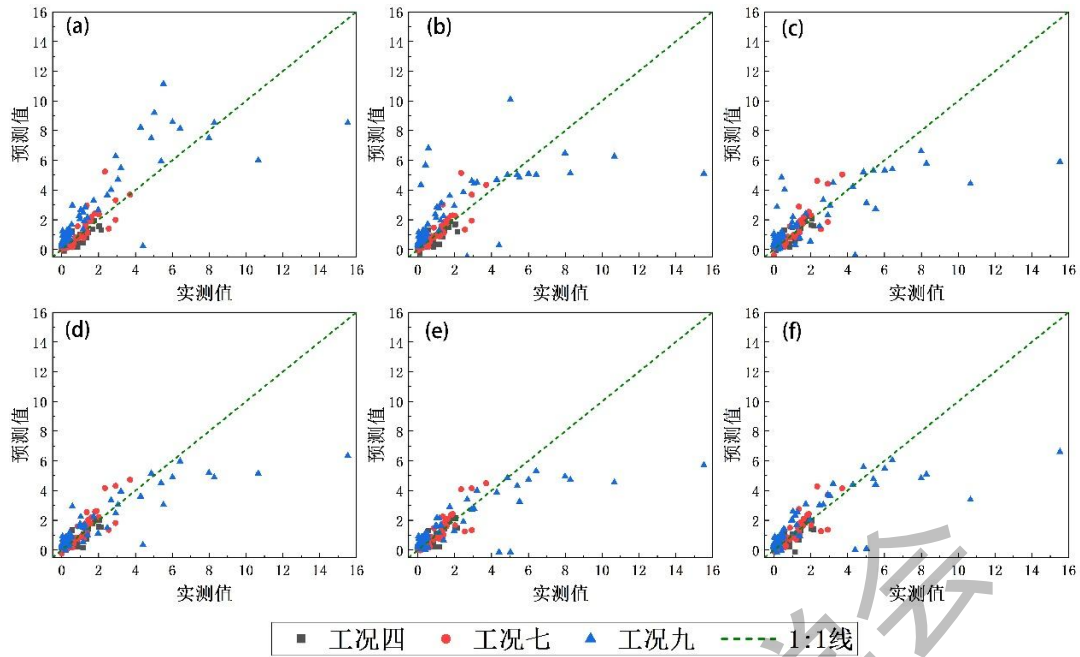


图3 预测工况的推移质输沙率预测拟合图

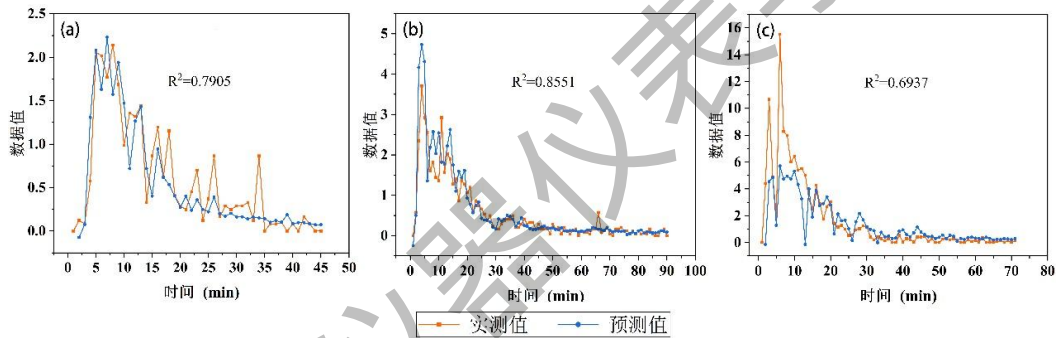


图4 预测工况的最优模型预测拟合图

表2为各组预测值与实测值的误差统计指标。NSEI为Nash-Sutcliffe效率指数，表示计算数据与测量数据的关系曲线与1:1线的拟合程度，指数为0-1时，表明模型公式的计算值准确；指数为负数时，表明模型预测不准。 $RMSE$ 是计算值与实际值偏差的平方和样本容量 $n$ 比值的平方根，用来衡量预测值与实测值之间的偏差。 $MRE$ 为平均相对误差，值越小表明预测的准确性越高。 $P$ 值是用来检验差异是否具有统计学意义的参数， $P$ 值越小，说明结果差异性越显著，则两组数据差别越大。

$$NSEI = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (\widehat{X}_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^{i=n} (X_i - \bar{X}_i)^2} \quad (5)$$



$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (\hat{X}_i - X_i)^2}{n}} \quad (6)$$

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} \left| \frac{X_i - \hat{X}_i}{X_i} \right| \quad (7)$$

式中， $X_i$ 为变量实测值， $\hat{X}_i$ 为预测值， $\bar{X}_i$ 平均值， $n$ 为样本容量。

表2 推移质输沙率预测误差评估系数

工 况	评估 系数	单变 量	二变 量	三变 量	四变 量	五变量	六变 量
四	<i>NSE</i>	0.754	0.745	0.778	0.764	0.763	0.720
	<i>I</i>						
	<i>RMS</i>	0.310	0.316	0.295	0.304	0.304	0.331
	<i>E</i>						
	<i>MRE</i>	0.421	0.466	0.388	0.458	0.469	0.472
	$R^2$	0.791	0.773	0.791	0.770	0.766	0.732
	<i>P</i> 值	0.131	0.199	0.924	0.553	0.6842	0.388
		7	8	4	2		5
七	<i>NSE</i>	0.675	0.677	0.659	0.724	0.743	0.723
	<i>I</i>						
	<i>RMS</i>	0.430	0.429	0.441	0.397	0.383	0.398
	<i>E</i>						
	<i>MRE</i>	0.525	0.582	0.551	0.501	0.590	0.662
	$R^2$	0.804	0.817	0.841	0.855	0.822	0.805
	<i>P</i> 值	0.040	0.029	0.008	0.023	0.1121	0.116
		4	4	5	2		5
九	<i>NSE</i>	0.604	0.437	0.594	0.598	0.605	0.615
	<i>I</i>						
	<i>RMS</i>	1.783	2.127	1.806	1.797	1.782	1.760
	<i>E</i>						

<i>MRE</i>	2.531	3.032	2.343	1.706	1.672	1.873
$R^2$	0.688	0.467	0.617	0.651	0.694	0.652
<i>P</i> 值	0.940	0.046	0.000	0.000	0.0000	0.000
	7	5	2	03	02	09

由表 2 可知, 在本文输入的 6 种参数组合中, 工况四用三变量模型的预测拟合时, *NSEI* 最接近 1, *RMSE* 和 *MRE* 都最小,  $R^2$  和 *P* 值都是最大, 各个误差评估系数都可以看出振动信号的均值、最大值、方差为最优参数组合; 工况七用四变量拟合时,  $R^2$  最大, *MRE* 最小, 综合其他误差评估系数, 均值、最大值、方差、峰度为这两组的最优参数组合; 工况九用五变量拟合时,  $R^2$  最大, *MRE* 最小, 综合其他误差评估系数, 均值、最大值、方差、峰度、偏度为这两组的最优参数组合。工况七和工况九最优参数组合中信号特征值峰度和偏度的贡献增加就意味着随着流量的增加, 由低频度的大于平均值的极端差值引起的的影响加剧。而卵石河床以不动粗颗粒为主形成粗化稳定的河床表层, 河床次表层则由较细颗粒构成的。随着流量的增加, 床面河床结构极易被破坏, 河床结构释放细颗粒, 细颗粒被水流携带, 导致瞬时输沙率陡增、颗粒变细<sup>[4, 25]</sup>。Recking 等<sup>[26]</sup>和 Luo 等<sup>[4]</sup>基于水槽试验表明局部河床形态改变会导致河床结构骨架中粗颗粒失稳引起细颗粒输移。河床结构破坏所产生的瞬时输沙事件属于低概率情况, 但造成的输沙量较大, 与平均值的差距较大, 故在流量增大的情况下引入峰度的合理性。此外, 该方法的应用也有潜力突破目前的河床结构演变机理研究还停留于河段尺度空间平均或者单个结构时间平均的技术瓶颈, 有望深入研究颗粒瞬时变化造成的河床结构细观演变特征变化。

## 4 结论

本文通过水槽试验对推移质运动产生的振动信号进行高分辨率采集, 建立了长期有效的推移质间接测量, 提取了振动信号特征值, 并将推移质直接测量结果与间接测量结果对比, 采用人工神经网络算法对推移质输沙率进行有效预测。结果表明神经网络预测的三组结果可看出: 中等流量条件下的神经网络预测效果最佳, 各神经网络模型拟合的  $R^2$  均在 0.8 以上, 小流量条件下的神经网络预测结果次之,  $R^2$  均在 0.7-0.8 之间, 大流量条件下的神经网络预测效果较差,  $R^2$  均在 0.7 以下, 且不同预测工况的最优输入参数组合与流量、河床变化均有关系。总之, 基于推移质输沙过程振动信号开展人工神经网络分析, 在未来数字流域、水文站自动化建设、河床演变监测等方面展示出较大的应用前景。

## 参考文献

- [1] 曹叔尤, 刘兴年. 泥沙补给变化下山区河流河床适应性调整与突变响应 [J]. 四川大学学报(工程科学版), 2016, 48(01): 1-7.
- [2] 王兆印, 崔鹏, 刘怀湘. 汶川地震引发的山地灾害以及堰塞湖的管理方略 [J]. 水利学报, 2010, 41(07): 757-763.
- [3] 聂锐华, 刘兴年, 黄尔, 等. 卵石推移质输移脉动特性研究 [J]. 四川大学学报(工程科学版), 2006, 38(06): 43-46.
- [4] ANCEY C, PASCAL I. Estimating Mean Bedload Transport Rates and Their Uncertainty [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2020, 125(7): e2020JF005534.
- [5] 锐华, 黄尔, 刘兴年, 等. 非均匀沙卵石推移质输移随机特性研究 [J]. 水利学报, 2012, 43(04): 487-492.
- [6] DEAL E, VENDITTI J G, BENAVIDES S J, et al. Grain shape effects in bed load sediment transport [J]. *Nature*, 2023, 613(7943): 298-302.
- [7] FREY P, CHURCH M. How River Beds Move [J]. *Science*, 2009, 325(5947): 1509-1510.
- [8] MASTELLER C C, FINNEGAN N J, TUROWSKI J M, et al. History - Dependent Threshold for Motion Revealed by Continuous Bedload Transport Measurements in a Steep Mountain Stream [J]. *Geophysical Research Letters*, 2019, 46(5): 2583-2591.
- [9] LUO M, JIANG Y, WANG S, et al. The effect of stress history on fluctuation of bedload transport rate and bed topography in gravel-bed streams [J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 616: 128732.
- [10] WANG Z-Y, ZHANG K. Principle of equivalency of bed structures and bed load motion [J]. *International Journal of Sediment Research*, 2012, 27(3): 288-305.
- [11] RICKENMANN D. Effect of Sediment Supply on Cyclic Fluctuations of the Disequilibrium Ratio and Threshold Transport Discharge, Inferred From Bedload Transport Measurements Over 27 Years at the Swiss Erlenbach Stream [J]. *Water Resources Research*, 2020, 56(11): e2020WR027741.
- [12] LI L, NI J, CHANG F, et al. Global trends in water and sediment fluxes of the world's large rivers [J]. *Science Bulletin*, 2020, 65(1): 62-69.
- [13] 王协康, 刘兴年, 周家文. 泥沙补给突变下的山洪灾害研究构想和成果展望 [J]. 工程科学与技术, 2019, 51(04): 1-10.

- [14] RICKENMANN D. Variability of Bed Load Transport During Six Summers of Continuous Measurements in Two Austrian Mountain Streams (Fischbach and Ruetz) [J]. *Water Resources Research*, 2018, 54(1): 107-131.
- [15] HABERSACK H, SEITZ H, LIEDERMANN M. Integrated automatic bedload transport monitoring [R], 2010.
- [16] GRAY J R, LARONNE J B, MARR J D G. Bedload-surrogate monitoring technologies: U.S. Geological Survey Scientific Investigations Report 2010-5091 [R], 2010.
- [17] GRAY J R, LARONNE J B, MARR J D G. Bed Load-Surrogate Monitoring Technologies [J]. center for integrated data analytics wisconsin science center, 2010.
- [18] 刘兴年 罗铭 许唯临 黄尔. 基于振动信号处理的卵石推移质输沙率实时监测装置及方法. 2023-.
- [19] 李萍, 曾令可, 税安泽, 等. 基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测系统的设计 [J]. *计算机应用与软件*, 2008, 25(4): 3.
- [20] 张润, 王永滨. 机器学习及其算法和发展研究 [J]. *中国传媒大学学报: 自然科学版*, 2016, 23(2): 10.