

# 基于BP神经网络算法的 平原感潮港闸流量计算模型研究

吴 峥<sup>1</sup>, 毛媛媛<sup>1</sup>, 兰 林<sup>1</sup>, 曾贤敏<sup>2</sup>, 卢知是<sup>1</sup>

(1. 江苏省水利工程规划办公室, 江苏 南京 210029; 2. 河海大学 水文水资源学院, 江苏 南京 210098)

**摘要:**沿海港闸排水过程受到径流、潮流、闸门开启情况等多重因素共同影响, 水位流量呈现复杂的非线性关系, 传统堰流公式无法准确描述港闸出流实际情况。采用BP神经网络算法开展了平原地区感潮水闸水位流量关系研究。结合闸下潮位特征分析, 提出采用计算时刻及其之前12个整点时刻的闸上、闸下水位作为神经网络模型改进输入条件, 结果表明: 相较仅采用计算时刻闸上、闸下水位作为输入条件而言, 改进输入方式后, 里下河4个港计算流量与实测值的均方根误差RMSE减小了52%~85%, 决定系数 $R^2$ 增加了0.50~0.55, 表明模型计算精度明显提高; 对比传统堰流公式计算所得港闸流量结果, 基于改进BP神经网络算法的计算精度同样显著提升, 均方根误差RMSE减小44%~69%。研究成果为进一步研究沿海港闸出流、精确模拟计算港闸流量和排水量提供了新的方法和思路。

**关键词:**感潮港闸; 水位流量关系; BP人工神经网络; 输入条件; 闸下潮位

中图分类号: TV66

文献标识码: A

文章编号: 1007-7839(2025)04-0011-0007

## Research on the flow calculation model of plain tidal sluice based on the BP neural network algorithm

WU Zheng<sup>1</sup>, MAO Yuanyuan<sup>1</sup>, LAN Lin<sup>1</sup>, ZENG Xianmin<sup>2</sup>, LU Zhisi<sup>1</sup>

(1. Jiangsu Water Conservancy Project Planning Office, Nanjing 210029, China;

2. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China)

**Abstract:** The drainage process of coastal port gates is influenced by multiple factors such as runoff, tidal current, and gate opening, resulting in a complex nonlinear relationship between water level and flow rate. Traditional weir flow formulas cannot accurately describe the actual outflow situation of port gates. The BP neural network algorithm was used to study the relationship between water level and flow rate of tidal gates in plain areas. Combined with the analysis of the tidal level characteristics below the sluice, it is proposed to use the water levels above and below the sluice at the calculation time and the previous twelve whole-hour moments as the improved input conditions for the neural network model. The results show that compared with only using the water levels above and below the gate at the calculation time as the input conditions, after improving the input method, the root mean square error (RMSE) between the calculated flow and the measured values of the four ports in Lixia River decreased by 52%~85%, and the coefficient of determination ( $R^2$ ) increased by 0.50~0.55, indicating a significant improvement in the calculation accuracy of the model; Compared with the traditional weir flow formula, the calculation accuracy of the

收稿日期: 2025-02-10

基金项目: 江苏省水利科技项目(2022003)

作者简介: 吴峥(1989—), 男, 工程师, 博士, 主要从事水力学及河流动力学、水利规划等相关领域研究工作。E-mail: whowuzheng@163.com

port gate flow rate based on the improved BP neural network algorithm is also significantly improved, with a reduction of 44%~69% in root mean square error (RMSE). The research results provide new methods and ideas for further studying the outflow of coastal port gates, accurately simulating and calculating the flow and discharge of port gates.

**Key words:** tidal sluice; stage–discharge relation; BP artificial neural network; input conditions; tidal level below the sluice

平原感潮河网地区,受径流、潮汐、地势等多重因素共同影响,水流通常以涨落交替的往复流运动形式出现,在动态变化的水动力特性条件下,感潮水闸的水位流量关系呈现出错综复杂的非线性关系<sup>[1-2]</sup>,这为持续稳定获取基于传统水力学堰流公式的流量系数关系带来了困难<sup>[3-4]</sup>。针对上述问题,近年来,国内外学者将众多统计学、智能算法的理论应用于推算感潮河道港闸流量、排水量模型的研究,显著提高了模型精度<sup>[1,5]</sup>。

在感潮水闸的水位–流量神经网络计算模型中,通常采用计算时刻的闸上水位、闸下水位,以及上一计算时刻的闸上下游水位、流量等多重因素的不同组合形式作为输入条件,以过闸流量作为输出结果,通过模拟效果的对比,确定最佳输入系列<sup>[1,5]</sup>,该过程费时费力,输出结果精确性得不到稳定的保证。本文通过改进BP神经网络算法输入条件,建立感潮港闸水位–流量关系,进一步提高模型精度。

## 1 研究区域

本文研究区域主要聚焦地处淮河下游、江苏省中部的里下河地区,该地区位于里运河以东、苏北灌溉总渠以南、328国道及如泰运河以北,东临黄海,总面积 23 022 km<sup>2</sup>。本文主要研究对象为里下河地区沿海四大港,即射阳河、黄沙港、新洋港、斗龙港(见图1)。这4个港为里下河地区主要排水通道,排泄里下河腹部洪水。根据典型年沿海港道的排水分析结果,4个港排水量占里下河地区全年和汛期排水量的比例均在60%以上,大水年2003年和2006年4个港汛期排水量占地区总排水量的70%以上。

多年来,里下河地区出现大洪大涝的年份主要有1954、1962、1965、1991、2003、2006以及2007年等,其中2003年和2006年梅雨期面平均雨量较大,为区域较为典型的大水年份,沿海4个港泄洪历时长、排水量大。本文重点收集里下河4个大港2003年和2006年两个典型大水年份6—9月实测闸上、下

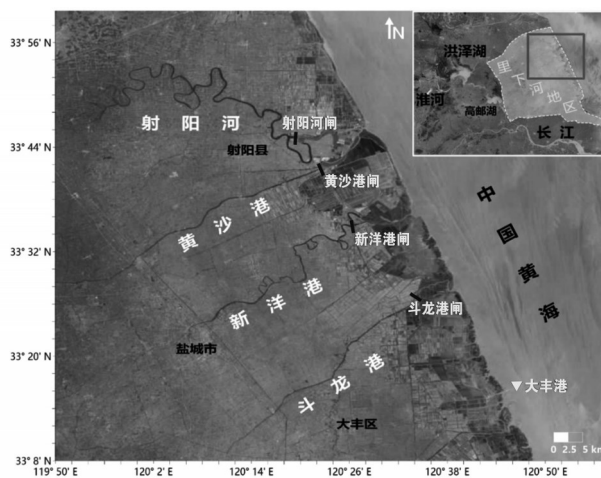


图1 里下河地区沿海四大港位置示意

游水位和流量资料,对4个港潮位边界下过闸流量、排水量进行研究,分析港闸水位和过闸流量关系。

## 2 BP神经网络算法

### 2.1 BP神经网络模型的构建

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs)采用大量简单计算元件(即“神经元”)构成自适应非线性动态系统,在不同程度和层次上模仿人类脑部神经系统的信息处理、存储及检索功能,具有良好的学习能力、记忆能力、计算能力以及多种智能处理能力,广泛应用于解决水科学中的分类、预测、拟合、辨识以及水信息系统知识的自动获取等问题。目前,在人工神经网络的实际应用中,BP(Back Propagation)神经网络算法是应用最为广泛的神经网络模型之一,具有结构简单、算法成熟、功能强大等特点,现已成为解决水科学问题较为有效的工具<sup>[5]</sup>。

BP神经网络模型是一种多层结构,包含输入层、隐含层和输出层(图2),输入样本从输入层进入网络,经隐层逐层传递至输出层,如果输出层的实际输出与期望输出不同,则将输出误差(期望输出与实际输出之差)按原通路反传计算,通过隐层反

向,直至输入层,在反传过程中将误差分摊给各层的各个神经元,获得各层各神经元的误差信号,并将其作为修正各单元权值的依据;如果输出层的实际输出与期望输出相同,则结束学习算法。随着上述误差逆传播修正的不断进行,BP神经网络对输入模式响应的正确率也不断上升<sup>[6]</sup>。

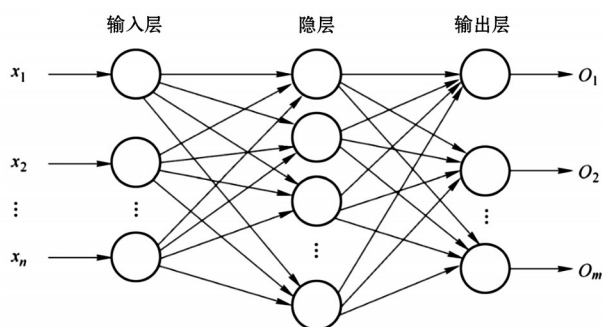


图2 BP网络拓扑结构示意图

本文基于 Matlab 软件神经网络工具箱,构建 3 层 BP 神经网络,利用 2003 年、2006 年两个年份 6—9 月 4 个港闸上水位、闸下水位及过闸流量资料进行训练学习,然后利用学习好的模型进行过闸流量模拟计算。

## 2.2 模型计算结果评估

为了评估模型模拟效果,分别采用均方根误差 RMSE(Root Mean Squared Error)和决定系数  $R^2$ (R-Square)等统计学方法对计算结果进行定量评价:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{测,i} - Q_{计,i})^2}{n}} \quad (1)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{测,i} - Q_{计,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{测,i} - \bar{Q}_{测})^2} \quad (2)$$

式中: $n$ 为样本数量; $Q_{测,i}$ 、 $Q_{计,i}$ 分别为第*i*次记录的观测值和模拟值; $\bar{Q}_{测}$ 为所有观测样本的平均值。均方根误差 RMSE 用于描述模型结果与观测值之间的平均差异, RMSE 的值越接近于 0 表明模拟效果越好;决定系数  $R^2$  衡量的是观测值与预测值之间差异相对于观测数据本身差异的变异性,  $R^2$  的值越接近于 1, 模拟效果越好。

此外,为了进一步对比、评价 BP 神经网络算法模型模拟效果,采用传统堰流公式计算过闸流量,并基于式(1)和式(2),计算传统堰流公式计算结果与实测流量的均方根误差 RMSE 和决定系数  $R^2$ 。在平原地区,堰闸的过流状态一般为淹没出流,基于

传统水力学淹没出流公式,堰闸过流计算可采用如下形式:

$$Q = \varphi B \sqrt{2g} H_s \sqrt{Z_u - Z_d} \quad (3)$$

式中: $Q$ 为过闸流量; $\varphi$ 为淹没出流系数,一般取 1.0~1.18 之间; $B$ 为闸门开启总宽度; $Z_u$ 和  $Z_d$ 分别表示闸上游和闸下游水位; $g$ 为重力加速度; $H_s$ 为闸下槛上水深,在有闸开启度控制时,该值为与开启度对比取小值使用。

## 3 基于BP神经网络法的过闸流量分析

### 3.1 输入、输出系列设置

BP 神经网络本质上是一种自适应黑箱模型,其输入、输出的相关性存在一定要求,如想得到好的输出结果,输入系列的选择与处理至关重要。在以往研究中<sup>[1,5]</sup>,感潮水闸的水位-流量神经网络计算模型通常采用计算时刻的闸上水位、闸下水位,以及上一计算时刻的闸上下游水位、流量等多重因素的不同组合形式作为输入条件,以过闸流量作为输出结果,通过模拟效果的对比,选择确定最佳输入系列。考虑到感潮水闸水位过程的动态变化特征,以及水位流量之间复杂的非线性关系,本研究从感潮河段潮位特征分析入手,将水位动态变化过程纳入输入条件,以期提升感潮水闸流量的神经网络模型模拟效果。

#### 3.1.1 闸下潮位特征分析

##### 3.1.1.1 潮位单位曲线分析

实测闸下潮位资料仅记录了特征潮位信息,即每日的两高两低潮位以及相应时间,没有每天潮位变化的全过程,因此,需要根据特征潮位插补潮位过程。常用的潮位插值方法包括样条函数插值、余弦函数插值和潮位单位线插值<sup>[7-9]</sup>。利用样条函数或余弦曲线可以插值得到任意时刻的潮位,但是针对涨潮、落潮期,采用的是同一插值函数,不同潮位站之间也没有差别<sup>[10]</sup>。实际上,根据详细潮位资料分析,不仅涨潮、落潮插值函数不一样,不同潮位站的插值函数也不一样。本次选用潮位单位线进行潮位插值,反映涨潮、落潮不同变化。

若采用水位及时间的绝对值来描述一个站的潮位过程,那么小潮和大潮之间的过程线形状差别很大。潮汐会在传播过程中变形,涨潮与落潮过程线的形状也不同,因此无法对之加以归纳综合。如果不论大潮或小潮,将涨潮、落潮的潮差定义为 1.0,涨潮、落潮历时亦定义为 1.0,称为潮位单位过程线<sup>[5]</sup>。各种潮的单位潮位过程线虽然不完全相同,但形状基本



一致,用一条平均的潮位单位线来近似描述,见图3。

基于潮位单位过程线,将特征潮位值及相应时间代入,可得潮位变化过程,由此插值得到任意时刻的潮位值。由沿海大丰港、东大港、新条鱼港、洋口港遥测站5 min间隔潮位过程得到各站涨潮、落

潮潮位单位线(图4),考虑到本次主要研究里下河地区沿海射阳河、黄沙港、新洋港、斗龙港4个港闸下潮位,采用距离4个港较为接近的江苏沿海大丰港遥测站(遥测站位置见图1)潮位单位线,作为4个港潮位过程插值单位线。

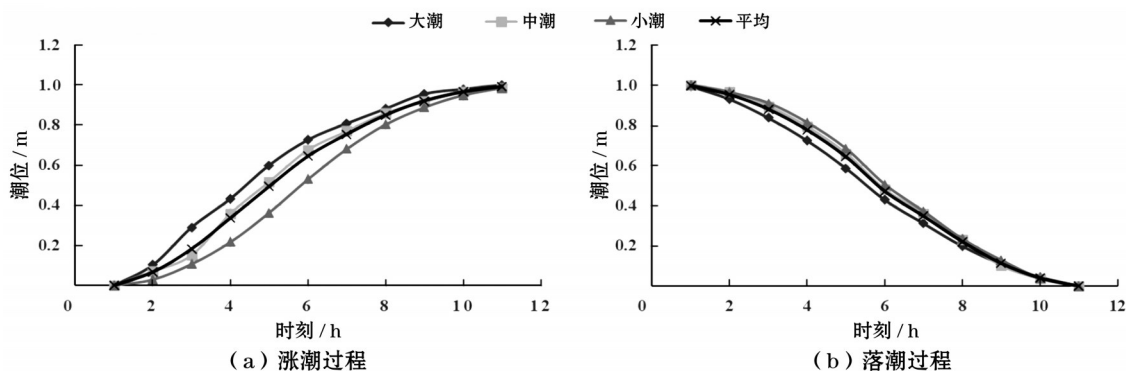


图3 涨潮、落潮潮位单位线示意

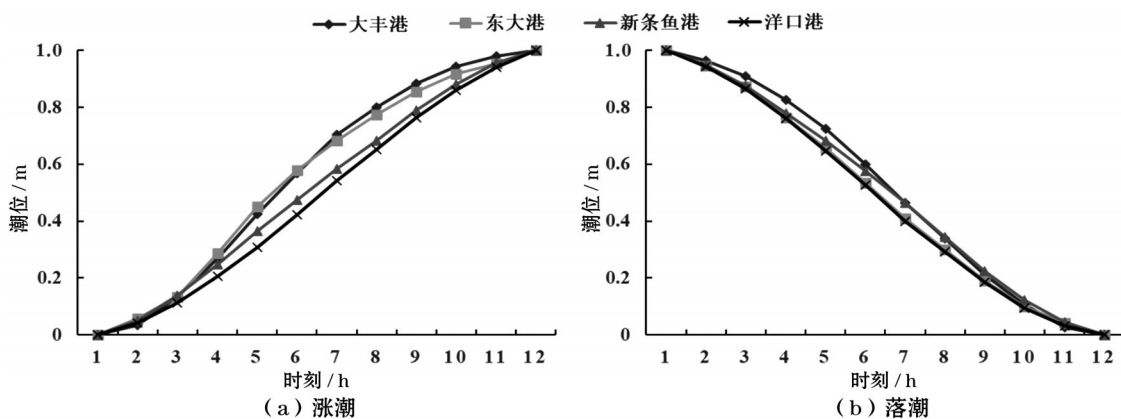


图4 江苏沿海遥测站涨潮、落潮潮位单位线

### 3.1.1.2 闸下潮位插值结果

利用分析得到的潮位遥测站大丰港闸潮型单位线,对4个港闸下2003年和2006年两高两低潮位资料进行插值,得到闸下潮位过程,见图5和图6。由图5、图6可见,里下河沿海地区潮位变化过程主要受天体运动规律的支配,属于不正规半日潮,一个完整全日潮历时约为一个太阳日,即24 h 50 min,一个半日潮周期约为12.4 h。

### 3.1.2 输入条件优化设置

根据潮位特征分析结果可知,4个港闸下以不规则半日潮为主,一个半日潮周期约为12.4 h。考虑到感潮河段动态变化的潮位值与过闸流量存在较为复杂的非线性关系,为尽量减小潮位变化对感潮水闸流量神经网络计算的影响,提出优化输入方案:采用计算时刻及其之前12个整点时刻的闸上、闸下水位作为输入条件(涵盖几乎完整的一个半日

潮周期),计算4个港某时刻过闸流量。同时,设置对比试验,即仅采用计算时刻闸上、闸下水位作为输入条件,计算该时刻4个港过闸流量。

## 3.2 过闸流量计算结果

### 3.2.1 不同输入条件下过闸流量计算结果与实测结果对比

基于建立的BP神经网络模型,采用两种输入条件设置方式,分别计算得到4个港流量模拟值,并与实测流量值进行对比,结果如图7所示。如图7所示,采用计算时刻及其之前12个整点时刻的闸上水位、闸下水位作为输入条件,计算所得的4个港流量与实测值相关程度显著提升,具体分析详见3.2.2节。

### 3.2.2 模拟效果评价

针对两种输入条件下的BP神经网络算法以及传统堰流公式(3)计算所得港闸流量结果,采用均方根误差RMSE、决定系数系数 $R^2$ 等统计学方法定

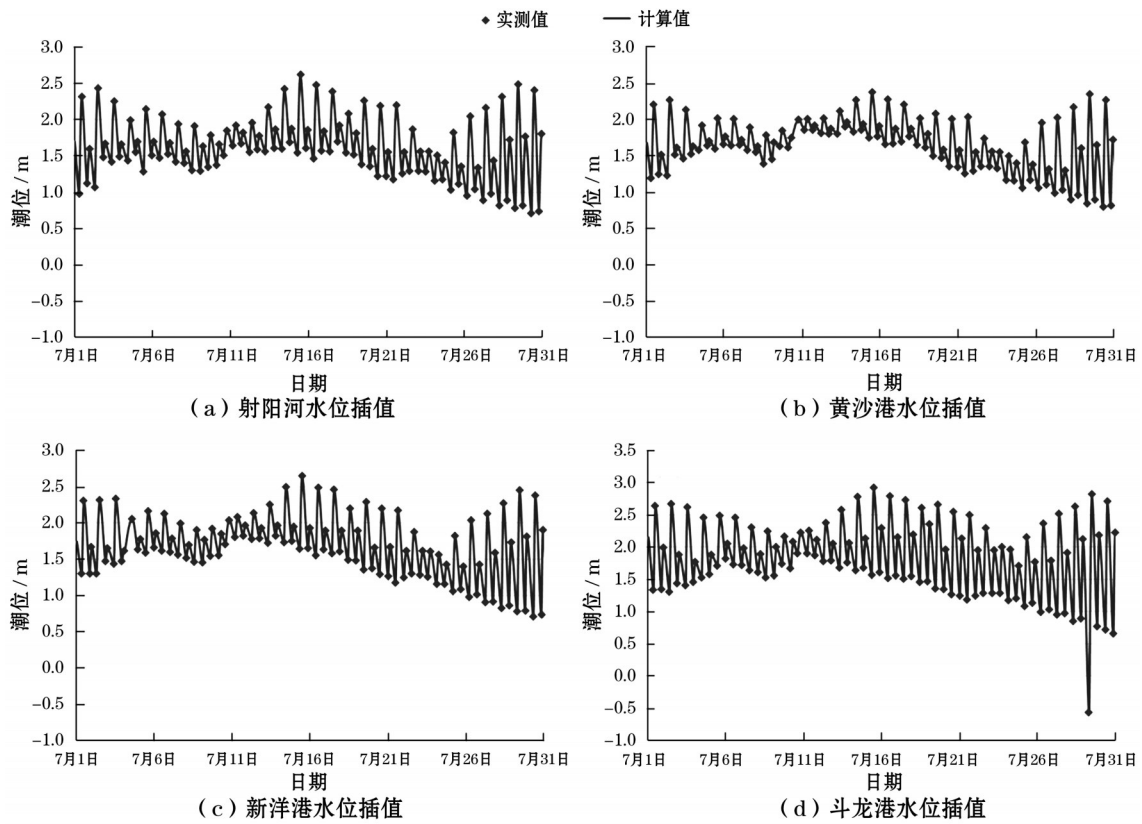


图5 里下河地区四大港潮位单位线插值2003年潮位过程

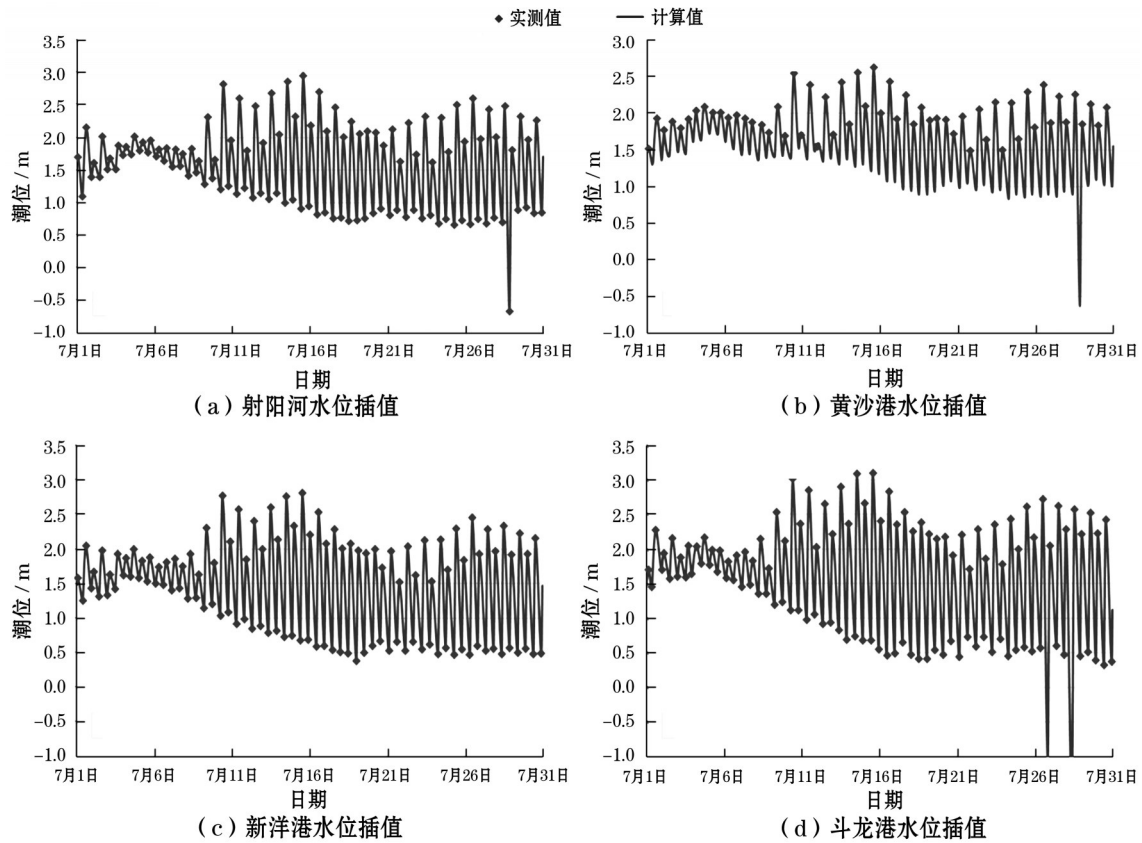


图6 里下河地区四大港潮位单位线插值2006年潮位过程

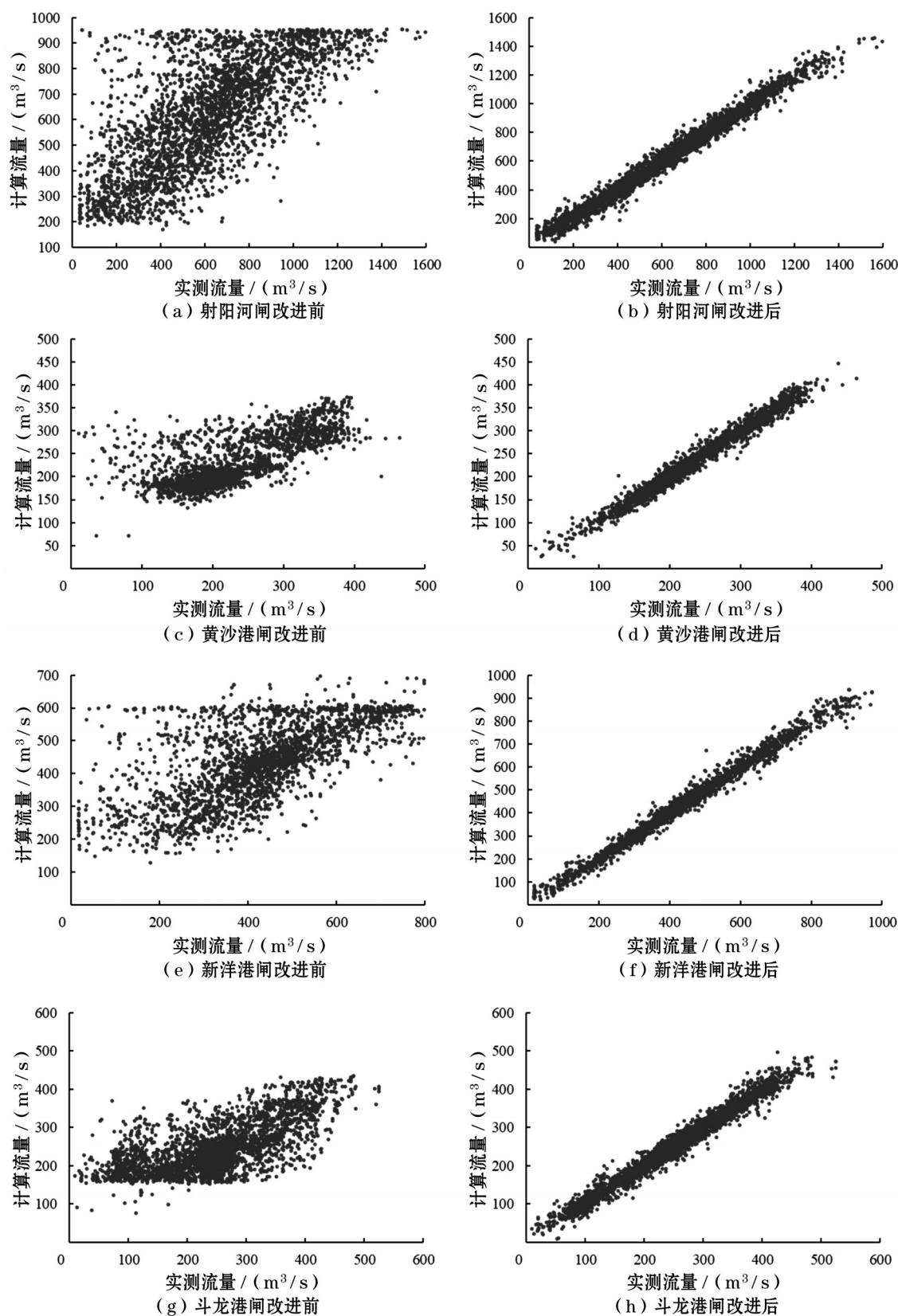


图7 4个港BP神经网络计算流量与实测流量对比

量评价其模拟效果(如表1所示),结果表明,仅采用计算时刻闸上游水位、下游水位作为输入条件计算

得到的4个港过闸流量与实测流量均方根误差RMSE达到7.21~44.60  $\text{m}^3/\text{s}$ ,决定系数 $R^2$ 为0.44~0.49;而采

表1 4个港排水流量模拟效果评价

港闸	计算方法	均方根误差 RMSE/(m <sup>3</sup> /s)	决定系数 $R^2$
射阳河闸	BP神经网络算法	改进输入条件前	0.49
		改进输入条件后	0.99
	堰流公式法	15.33	0.72
黄沙港闸	BP神经网络算法	改进输入条件前	0.49
		改进输入条件后	0.99
	堰流公式法	10.05	0.33
新洋港闸	BP神经网络算法	改进输入条件前	0.44
		改进输入条件后	0.99
	堰流公式法	8.43	0.55
斗龙港闸	BP神经网络算法	改进输入条件前	0.45
		改进输入条件后	0.98
	堰流公式法	13.34	0.34

用计算时刻及其之前12个整点时刻的闸上水位、闸下水位输入条件时,计算得到的4个港过闸流量与实测流量均方根误差RMSE仅有3.39~6.55 m<sup>3</sup>/s,决定系数 $R^2$ 高达0.98~0.99;而采用传统堰流公式计算得到的4个港过闸流量与实测流量均方根误差RMSE为8.43~15.33 m<sup>3</sup>/s,决定系数 $R^2$ 为0.33~0.72。

由此可见,利用BP神经网络法计算港闸流量时,如仅采用计算时刻的闸上水位、闸下水位序列作为输入条件,计算精度较差;而采用传统堰流公式计算的港闸流量与实测流量对比,误差同样较大,不能较好地反映沿海港闸大水期间出流情况;如考虑闸下潮位的周期性变化规律,采用计算时刻及其之前12个整点时刻的闸上水位、闸下水位输入条件,则计算流量与实测流量之间拟合较好,模型计算精度有显著提高。

## 4 结 论

本文以里下河地区四大排水航道为例,基于典型年大水期间实测闸上水位、闸下水位和流量资料,根据闸下潮位特征,提出采用计算时刻及其之前12个整点时刻的闸上水位、闸下水位作为BP神经网络模型输入条件,结果表明,相较于仅采用计算时刻闸上水位、闸下水位作为输入条件而言,改进输入方式后,里下河4个港计算流量与实测值的均方根误差RMSE从7.21~44.60 m<sup>3</sup>/s减小为仅有3.39~6.55 m<sup>3</sup>/s,决定系数 $R^2$ 由0.44~0.49增加至0.98~

0.99,表明模型计算精度得到了显著提升;此外,对比传统堰流公式计算所得港闸流量结果,基于改进BP神经网络算法的计算精度同样明显提高,均方根误差RMSE减小44%~69%。研究成果为进一步研究沿海港闸出流、精确模拟计算港闸流量和排水量提供了新的方法和思路。

### 参考文献:

- [1] 顾正华,李荣.感潮水闸流量神经网络计算模型研究[J].海洋工程,2007,25(3):109-114.
- [2] 付晓花,董增川,韩锐,等.复杂河网地区气候-水文-水动力耦合模型模拟[J].水资源保护,2023,39(3):162-169.
- [3] 周全,杨笛音,孟钰秀.平原感潮河网地区边界水闸流量计算方法[J].水电能源科学,2014,32(5):19-22.
- [4] 王新强.基于MIKE21水动力模型计算感潮河段闸下水位流量关系[J].广东水利水电,2021,308(10):42-47.
- [5] 王炎,王船海,王妮,等.BP神经网络在感潮河段水动力洪水预报中的应用[J].水力发电,2016,42(2):21-25.
- [6] 李宛东.节制闸过闸流量规律的研究与应用[D].郑州:华北水利水电大学,2018.
- [7] 乔光全,麦宇雄,徐润刚.利用高低潮推算乘潮水位的方法[J].水运工程,2022(1):35-40.
- [8] 乔光全,徐润刚,卢永昌,等.高低潮位扩展至逐时潮位的插值方法比较[J].水运工程,2019(9):6-12.
- [9] 刘田甲.潮汐数据插值方法研究[D].南京:南京师范大学,2017.
- [10] 刘平,刘美华,吴海军.南通沿海潮位资料插值方法研究[J].水资源开发与管理,2016(1):68-72.