基于灰色关联度和BP神经网络的丹江口水库水面 蒸发模型研究

张成孝1,徐强强2,吴鸿虎1

¹长江水利委员会水文局汉江水文水资源勘测局,湖北 襄阳 ²汉江水利水电(集团)有限责任公司,湖北 武汉

收稿日期: 2025年1月13日; 录用日期: 2025年3月20日; 发布日期: 2025年6月27日

摘要

丹江口水库是南水北调中线工程水源地,准确模拟丹江口库区水面蒸发量具有重要的意义。通过收集丹江口水 库蒸发站气象及蒸发实测资料,基于灰色关联度分析与BP神经网络相结合的方法,探讨不同气象因子与水面蒸 发的关联度,筛选出主要影响因子,并将其作为BP神经网络输入层,构建了基于BP神经网络的丹江口水库水面 蒸发模型。结果表明:BP神经网络模型在训练期和验证期,纳什系数分别为0.88、0.81,平均相对误差分别为 11.5%、12.6%,所建模型能够准确地模拟丹江口水库的水面蒸发。研究结果可为丹江口水库水资源综合利用 和科学调度提供支撑。

关键词

灰色关联度,BP神经网络,水面蒸发,丹江口水库

Research on Water Surface Evaporation Model of Danjiangkou Reservoir Based on Grey Correlation Degree and BP Neural Network

Chengxiao Zhang¹, Qiangqiang Xu², Honghu Wu¹

¹Hanjiang River Bureau of Hydrology and Water Resources Survey, Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Xiangyang Hubei

²Hanjiang Water Conservancy and Hydropower (Group) Limited Liability Company, Wuhan Hubei

Received: Jan. 13th, 2025; accepted: Mar. 20th, 2025; published: Jun. 27th, 2025

Abstract

Danjiangkou Reservoir is the water source of the South-to-North Water Diversion Project, and it is of great 作者简介:张成孝,男,工程师,硕士,主要从事水文水资源工作,Email: 417959548@qq.com

文章引用: 张成孝, 徐强强, 吴鸿虎. 基于灰色关联度和 BP 神经网络的丹江口水库水面蒸发模型研究[J]. 水资源研究, 2025, 14(3): 276-286. DOI: 10.12677/jwrr.2025.143029

significance to simulate the water surface evaporation in Danjiangkou Reservoir area accurately. By collecting meteorological and evaporation measured data from Danjiangkou reservoir evaporation station, based on the method of combining grey correlation analysis and BP neural network, this paper explored the correlation between different meteorological factors and water surface evaporation, screened out the main influencing factors, and constructed water surface evaporation model of Danjiangkou reservoir with BP neural network. The results show that the BP neural network model can accurately simulate the water surface evaporation of Danjiangkou Reservoir. Nash coefficients are 0.88 and 0.81 with average relative errors 11.5% and 12.6% in the training and Validation periods, respectively. The results of the study can provide support for the comprehensive utilization of water resources and scientific scheduling of Danjiangkou Reservoir.

Keywords

Grey Correlation Degree, BP Neural Network, Water Surface Evaporation, Danjiangkou Reservoir

Copyright © 2025 by author(s) and Wuhan University & Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). <u>http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u>

CC ① Open Access

1. 引言

水面蒸发是指发生在自由水面上的蒸发过程,是自然界中水循环基本要素[1][2],同样也是导致湖泊、水库 等水体水量损失的重要因素之一[3][4]。因此,科学估算水面蒸发对于水资源管理有重要意义。

国内外很多专家学者对于水面蒸发模型的研究开展了很多工作。1802 年 Dalton [5]通过大量的试验,提出水面蒸发与水汽压、风速成正比,即道尔顿蒸发模型。1948 年 Penman [6]提出彭曼公式,为水面蒸发计算提供了一种较科学的方法。在国内,李万义[7]分析了水面蒸发的主要影响因素,并以此提出了一个基于水面蒸发量过程的水面蒸发模型。闵骞[8]等通过分析水面蒸发物理机制,在相关研究成果基础上对道尔顿模型进行改进,提出了多因子水面蒸发模型。上述水面蒸发模型主要基于经验公式,具有一定的区域适用性。近年来,随着人工智能算法的迅速发展,包括支持向量机、神经网络等机器学习开始应用于水面蒸发模型的构建。刘彩红[9]等应用 BP 神经网络开展新疆某平原地区的水面蒸发预测,通过实测数据验证,表明有较好的实用性。彭玉洁、张东东[10]等提出基于 VMD-LSTM 水面蒸发预测模型,并应用于三峡水库巴东站的月水面蒸发预测,数据表明该模型具有较好的拟合精度。陈志月,吴立峰[11]等基于 GPR、CatBoost、XGBoost 三种模型预测江西地区水面蒸发量,模拟效果优于传统经验模型。陆云燕、王振龙等[12]基于主成分分析和 BP 神经网络开展五道沟水面蒸发计算研究,实测值与模拟值误差较小。相关研究表明[13][14],机器学习可以通过分析大量数据,识别非线性关系,提升水面蒸发量模拟精度。

丹江口水库作为南水北调中线工程的核心水源地,大坝加高后,正常蓄水位提高至170m,其水资源的合理 调配和科学管理至关重要。水库水面蒸发是丹江口水库水资源损失的重要组成部分,准确模拟计算水面蒸发量 对于水库蓄水、供水调度具有指导意义。基于上述,本文通过收集丹江口水库蒸发站蒸发及气象实测资料,采 用灰色关联度分析方法,探讨水面蒸发与气象因子之间的关联度,开展基于 BP 神经网络的丹江口水库蒸发模 型研究,以期为丹江口水库水面蒸发量科学估算提供支撑。

2. 研究区域概况及数据收集

2.1. 工程流域概况

丹江口水库位于湖北省丹江口市和河南省南阳市淅川县,是由汉江干流与支流丹江两个库区组成的并联式

水库。2012年大坝主体加高工程完工后,正常蓄水位由 157 m 提高至 170 m,相应水面面积扩大至 1024 km², 库容 272 亿 m³。丹江口水库多年平均入库径流量为 380 亿 m³,设计多年可向北方 20 多座城市调水 95 亿 m³, 将有效缓解中国北方水资源严重短缺局面。水库自 2014 年蓄水后,多年平均水面面积扩大为 788 km²。

库区所在流域属亚热带季风区,多年平均年降水量约为700~1100 mm。降水量年内分配不均匀,5~10 月降水占全年的70%~80%,7、8、9 三个月占年降水量的40%~60%。

2.2. 蒸发站概况

丹江口水库蒸发站由长江水利委员会汉江水文水资源勘测局于 2014 年 1 月设立, 位于丹江口水利枢纽大坝 左岸。该站的建设目的主要为建立丹江口库区水面蒸发模型及经验公式、探究水陆蒸发换算系数、气象要素与 水面蒸发的关系。同时为区域水资源和丹江口水库水量平衡研究收集基础数据及南水北调中线工程运行调度服 务。

丹江口水库蒸发监测系统由两部分组成,分别为陆上水面蒸发观测场(简称陆上蒸发站)和漂浮水面蒸发观测场(简称漂浮蒸发站),两者距离约 220 m。蒸发系统观测要素有蒸发、水温、气温、降水、相对湿度、日照、气压、总辐射、土壤湿度、地温、风向、风速等。漂浮蒸发站 2017 年正式投入运行,收集有较完整的蒸发及气象资料。丹江口库区及蒸发站位置如下图 1 所示。



图 1. 丹江口库区水系及蒸发站分布

2.3. 数据收集

根据研究需要,本文收集了丹江口水库漂浮蒸发站的实测水面蒸发、降水及气象资料,资料系列从2017年 1月至2022年4月。所用数据来源于长江水利委员会水文局汉江水文水资源勘测局,且均为整编数据,并经过 长江委水文局组织的可靠性、一致性和代表性审查。

3. 研究方法

3.1. 灰色关联度分析

灰色关联度是灰色关联分析方法度量事物或者序列之间的关联性的一种准则。它的思想是根据比较数列与 参考数列曲线族的几何相似度来确定两者的关联度,比较数列与参考数列曲线的几何形状相似度越高,两者关 联度则越大。

应用灰色关联度开展综合评价的具体步骤如下:

1) 构建原始评价矩阵及参考数列,设有 *m* 个对象、*n* 个指标构成的评价问题, *x_{ij}*为第 *i* 个对象第 *j* 个指标的指标值,原始评价矩阵为:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$
(1)

设定参考数列为 $x_0 = (x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0j}, \dots, x_{0n})$ 。

2) 一般采用均值化处理方法对指标进行标准化处理,标准化后序列为:

$$Z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{m1} & z_{m2} & \cdots & z_{mn} \end{bmatrix}$$
(2)

其中, $z_0 = (z_{01}, z_{02}, \dots, z_{0j}, \dots, z_{0n})$ 为标准化后参考数列。

3) 对经过标准化处理后的数据序列,分别计算每个被评价对象指标序列与参考数列对应元素的绝对差值,即:

$$|Z_{i} - Z_{0}| = |Z_{ij} - Z_{0j}|$$
(3)

计算绝对误差的最值:

$$\min_{i=1}^{m} \left\{ \min_{j=1}^{n} \left(\left| Z_{ij} - Z_{0j} \right| \right) \right\}$$
(4)

$$\max_{i=1}^{m} \left\{ \max_{j=1}^{n} \left(\left| Z_{ij} - Z_{0j} \right| \right) \right\}$$
(5)

4) 计算比较序列与参考数列每个元素的关联系数:

$$\xi_{ij} = \frac{\min_{i=1}^{m} \left\{ \min_{j=1}^{n} \left(\left| Z_{ij} - Z_{0j} \right| \right) \right\} + \eta \cdot \max_{i=1}^{m} \left\{ \max_{j=1}^{n} \left(\left| Z_{ij} - Z_{0j} \right| \right) \right\}}{\left| Z_{ij} - Z_{0j} \right| + \eta \cdot \max_{i=1}^{m} \left\{ \max_{j=1}^{n} \left(\left| Z_{ij} - Z_{0j} \right| \right) \right\}}, \left(i = 1, 2, \cdots, m; j = 1, 2, \cdots, n \right)$$
(6)

式中: η 为分辨系数, 一般取 0.5; 关联系数 ξ_{ij} 是不超过 1 的正数, 它代表第 i 个比较序列 x_i 与参考序列 x_0 在第 j 个属性指标上的关联度。

5) 计算关联度

对各个指标与参考序列对应元素的关联系数求均值,得到关联度 p_{0i} :

$$p_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} \xi_{ij} \quad (i = 1, 2, \cdots, m; j = 1, 2, \cdots, n)$$
(7)

DOI: 10.12677/jwrr.2025.143029

关联度 p_{0i} 取值在[0,1]之间, p_{0i} 越接近 1,说明比较序列与参考序列的关联程度越高;反之,则关联程度越低。

3.2. BP 神经网络

BP 神经网络是在 20 世纪 80 年代由 Rumelhart 和 McCelland 等科学家提出,属于一种基于误差逆传播算法 进行训练的多层前馈网络[15],广泛应用于各种工程应用领域。它可以快速并大量地学习、记忆并存储输入 - 输 出模式的非线性函数关系,而不需要事前建立准确的数学模型,具有很强的近似数学映射能力。其学习规则通 常采用训练误差极小化的梯度法,基于反向传播改变神经元的阈值和权值,使其误差平方和最小。实际应用中, 往往采用三层的神经网络,由输入层、隐含层、输出层组成,每层有多个神经元,各层之间以权重相连,如图 2 所示。



图 2. 多个输入 1 个输出的三层 BP 神经网络拓扑结构

对于三层的 BP 神经网络,其输入向量 $x \in \mathbb{R}^n$,其中 $x = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})^T$,输入层到隐含层的权值为 ω_{ij} ,阈 值为 θ_i ,隐含层有 l 个神经元,则输出量为:

$$H_{j} = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} \omega_{ij} x_{i} - \theta_{i}\right), \quad (j = 0, 1, 2, \cdots, l-1)$$
(8)

输出层有 m 个神经元,隐含层到输出层的权值为 ω_k ,阈值为 θ'_k ,输出层的输出量为:

$$o_{k} = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} \omega_{jk} H_{j} - \theta_{k}'\right), \quad (k = 0, 1, 2, \cdots, m-1)$$
(9)

式中: f(x)为激活函数,连续且可导。

BP 神经网络算法性能评价通过网络训练值和实际值的差值大小来衡量,误差计算公式如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m} (y_k - o_k)^2$$
(10)

式中: y_k 为期望输出, 记 $y_k - o_k = e_k$, 则有:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m} e_k^2$$
 (11)

输入层到隐含层的权值 ω_{ii} ,隐含层到输出层的权值 ω_{ik} 调整值分别为:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j \left(1 - H_j \right) x_i \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k$$
(12)

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k \tag{13}$$

阈值更新公式为:

$$\theta_i = \theta_i + \eta H_j \left(1 - H_j \right) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k \tag{14}$$

DOI: 10.12677/jwrr.2025.143029

$$\theta_k' = \theta_k' + \eta e_k \tag{15}$$

式中: η为学习率。

通过反复优化迭代,损失函数收敛,网络拟合性能最优,由神经网络模型计算得到网络输出。

3.3. 数据评价指标

本文使用纳什系数 NSE, 平均绝对误差 MAE、平均相对误差百分比 MAPE 这三项评价指标来评估构建的 人工神经网络模型对月水面蒸发量的预测效果。NSE 是衡量预测结果与实际观测值之间吻合程度的指标,其值 越接近 1,表明模拟精度更高。MAPE 以百分比的形式表示预测值与实际值之间的平均相对误差。各项指标计算 公式分别如下:

NSE =
$$1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} \left[y_{c}(i) - y_{0}(i) \right]^{2}}{\sum_{i=1}^{n} \left[y_{0}(i) - \overline{y}_{0} \right]^{2}}$$
 (16)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| y_0(i) - y_c(i) \right|$$
(17)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_0(i) - y_c(i)}{y_0(i)} \right| * 100\%$$
(18)

式中: $y_0(i)$ 为实测值; $y_c(i)$ 为模拟值; \overline{y}_0 为实测值平均值; n为数据系列长度。

4. 蒸发模型构建及结果分析

4.1. 影响因子筛选

不同的气象因子对水面蒸发影响具有差异性,在进行模型构建之前,需要通过相关性分析正确认识水面蒸 发量与气象因子之间的关系,以获取相关性强的影响因子进行水面蒸发模型研究,从而进一步提高模型模拟精 度。本文选取的灰色关联度分析气象因子见表1所示。

序号	气象要素	单位	代表字母
 1	月蒸发量	mm	Е
2	月降水量	mm	Р
3	月平均湿度	%	RH
4	月平均风速	m/s	W
5	月日照时数	h	R
6	月平均气温	ം	Т
7	月平均水温	°C	TS
8	月平均大气压	hpa	Ра
9	月平均水汽压	hpa	e

表 1. 灰色关联分析选用气象要素指标

考虑资料的年系列情况,采用以月尺度进行模型构建;通过收集到的日序列统计资料得到月序列资料,将 各月资料进行算术平均得到月平均值,2017~2021年各项指标月均值统计如表2所示。 基于灰色关联度和 BP 神经网络的丹江口水库水面蒸发模型研究

月份	蒸发/mm	降水/mm	日照时数/h	水温/℃	水气压/hPa	气温/℃	相对湿度/%	风速/m/s	汽压(hPa)
1	70.4	32.0	132.9	9.4	5.7	4.3	64.0	1.5	1008.2
2	51.6	22.1	139.2	9.5	6.8	7.0	70.6	1.5	1005.2
3	57.2	54.2	166.8	11.9	9.6	11.7	72.0	1.6	992.6
4	78.2	59.7	187.7	16.4	13.0	16.4	74.0	1.7	997.0
5	93.6	82.3	204.1	21.9	17.8	20.8	69.8	1.6	991.5
6	102.7	111.1	171.7	26.3	22.9	25.4	76.6	1.6	986.7
7	115.3	81.8	210.9	29.2	26.5	27.6	77.8	1.6	969.2
8	139.2	123.3	185.3	29.0	23.8	27.5	77.2	4.1	987.4
9	115.2	92.1	158.5	25.0	25.1	22.7	77.2	1.7	994.4
10	112.4	119.9	135.6	20.4	18.7	16.8	76.8	1.8	996.0
11	106.2	37.0	104.2	17.3	11.6	11.7	69.3	1.7	963.2
12	83.1	9.7	133.3	12.9	8.5	6.8	65.8	1.8	995.6

表 2. 丹江口水库漂浮蒸发站蒸发及气象要素月均值统计

基于 MATLAB 语言编写的灰色关联度程序,分析漂浮站月蒸发量与各气象因子的相关度,其中月平均蒸发量作为参考系列,其他气象要素月均值作为比较系列。通过进行无量纲处理和灰色关联系数各个步骤计算,进而得出各气象要素各月关联系数,结果见表 3。对 1~12 月各气象因子灰色关联系数求取平均值,得到各气象指标与月蒸发的关联度如图 3 所示。

月份	降水	日照	水温	水汽压	气温	相对湿度	风速	气压
1	0.333	0.700	0.650	0.718	1.000	1.000	1.000	1.000
2	0.372	0.846	0.679	0.964	0.852	0.949	0.562	0.855
3	0.514	0.809	0.553	0.704	0.903	0.788	0.556	0.766
4	0.511	0.941	0.495	0.749	0.860	0.669	0.524	0.695
5	0.653	0.812	0.466	0.645	0.651	0.591	0.896	0.611
6	0.878	0.795	0.737	0.533	0.555	0.527	0.520	0.540
7	0.549	0.733	0.524	0.849	0.524	0.524	0.524	0.483
8	0.836	0.579	0.801	0.579	0.583	0.581	0.607	0.579
9	0.936	0.997	0.696	0.995	0.889	0.892	0.682	0.434
10	0.851	0.801	0.488	0.767	0.658	0.641	0.816	0.416
11	0.355	0.636	0.355	0.428	0.494	0.458	0.487	0.376
12	0.641	0.439	0.407	0.333	0.377	0.359	0.365	0.355

从图 3 可知,日照时数与水面蒸发的关联度为 0.757,远大于其他气象要素,对漂浮水面蒸发影响最为显著。 气温、水汽压、相对湿度关联度分别为 0.695、0.689、0.665,对水面蒸发影响次之。风速、降水、气压、水温关 联度较小,分别为 0.628、0.619、0.592、0.571。日照时数间接反映了太阳辐射,而太阳辐射是水体蒸发的能量 源泉,故对蒸发的影响是最大的[16]。气温、水汽压与水面蒸发的关联度基本相当,气温升高会使水汽压差增大,



这为水汽分子从水面逸出并向空气中扩散提供了更强的动力,从而加快水面蒸发速度。相对湿度是空气中实际 水汽压与同温度下饱和水汽压的百分比,相对湿度增大时,空气,水汽分子的扩散速度会减慢,水面蒸发速率 变小。水温与水面蒸发的关联度最小,可能与丹江口水库为大水深水库,水体温度变化较小有关[17][18]。

4.2. BP 神经网络模型构建

1) 选择输入输出因子及预处理

根据上文影响因子筛选及参考相关文献[5] [19]研究成果,选取日照、气温、水汽压、相对湿度、风速作为 丹江口水库漂浮蒸发站水面蒸发主要影响因子,作为三层前向神经网络的输入,水面蒸发作为神经网络的输出。 在建模前对学习样本归一化处理,将数据全部映射到[0,1]区间,提升模型的训练效率。

2) 划分数据集

根据 2017 年 1 月至 2022 年 4 月(其中部分月份蒸发站施工,数据缺测未纳入采用) 60 组逐月水面蒸发及气 象数据样本,选取其中 2017 年 1 月~2020 年 9 月(部分月份数据缺测未采用,下同) 42 组数据当作训练样本,用 于训练神经网络模型,通过反向传播算法不断调整模型的权重和阈值,使模型的输出尽可能逼近训练集中的实 际水面蒸发量;选用 2020 年 10 月~2022 年 4 月 18 组数据作为验证样本,用于独立验证训练好的模型的泛化能 力和预测精度,评估模型在未参与训练的数据上的表现。

3) 设计网络结构

由上文可知, BP 网络输入神经元个数为 5 个,输出神经元为 1 个。隐层神经元数的选择往往靠经验确定, 本文参考有关文献[20],应用经验公式: n₀ = n+0.168(n-m),其中: m 为输入神经元数, n 为输出层神经元数, 根据公式隐含层神经元数取 6,模型结构为 5-6-1。

4) 模型参数及训练结果

采用 MATLAB R2016a 编写程序,对输入的蒸发及气象要素数据进行训练。BP 神经网络传递函数及其他训 练参数如表 4 所示。

表 4. BP 神经网络参数

序号	参数名称	参数值
1	传递函数	tansig
2	网络训练函数	trainlm

续表		
3	网络权值学习函数	learngdm
4	性能函数	nse
5	学习率	0.1
6	允许最大迭代次数	1000
7	附加动能因子	0.95
8	最大误差设定	0.001

基于灰色关联度和 BP 神经网络的丹江口水库水面蒸发模型研究

经过训练,网络精度满足要求,得到神经网络训练结果,输入层到隐含层、隐含层到输出层的权值(IW_1 , IW_2) 及阈值(B_1 , B_2)见表 5。

表 5. BP 神经网络模型权值及阈值

购費日沖級三			IW_1			D	1117	D
愿臧宏仲纪儿-	日照	水汽压	气温	相对湿度	风速	D 1	1W2	\mathbf{B}_2
1	-0.474	-1.166	1.285	-0.442	2.459	1.505	1.853	
2	1.834	-1.194	-2.714	-0.010	1.991	-2.629	0.720	
3	-1.222	0.012	0.380	2.413	0.039	0.085	0.553	0.750
4	-1.562	0.427	-0.583	1.266	1.606	-1.007	0.662	0.759
5	-2.477	-1.437	-0.033	0.667	-2.741	0.473	-0.961	
6	-0.701	-1.674	1.272	0.515	0.013	-1.719	-2.607	

4.3. 结果分析

根据上文训练的神经网络模型,对 2017 年 1 月~2022 年 4 月 60 组样本数据进行模拟得到逐月蒸发计算值, 并与月实测值过程比较,得到月蒸发实测值与模拟值过程对比如下图 4 所示,另外为了揭示其相关性,对两者 进行线性回归分析如图 5 所示。



图 4. 丹江口水库漂浮站模拟计算蒸发量与实测蒸发量过程对比



图 5. 丹江口水库漂浮站实测与模拟水面蒸发散点图

从图 4 和图 5 可知,水面月蒸发量模拟值与实测值总体变化过程趋势基本一致,两者线性相关性较高,拟 合效果较好。在少数极端天气下,如 2018 年 8 月气温和日照时数较其他月份显著偏大,2019 年 2 月气温和日 照时数、降水等要素较历史同期月份显著偏小,导致模型的月蒸发量计算误差略有增大。可能是由于极端天气 条件下各因素之间的相互作用更加复杂,尤其在高温条件下,水分子的热运动变得更加剧烈,水体的饱和水汽 压会显著增大。这使得水面与大气之间的水汽压差进一步增大,从而加快了水面蒸发的速度。水面蒸发模型没 有充分考虑到高温天气下饱和水汽压的非线性变化以及相对湿度的大幅波动,就很可能导致计算出的蒸发量比 实际值偏小,进而降低模型的计算精度[21]。针对这一问题,后续将进一步收集和补充极端天气数据,对模型进 行优化和改进,以提高其在复杂情况下的模拟能力。

以纳什系数和平均绝对误差、平均相对误差作为精度评定指标,分别对模型训练期和验证期月模拟值与实测值进行统计分析,得到月尺度人工神经网络模型精度如表 6 所示。

类别	纳什系数	平均绝对误差/mm	相对误差/%
训练期	0.88	8.6	11.5
验证期	0.81	9.7	12.6

表 6.	月尺度 BP	人工神经网络模型精度评定
------	--------	--------------

从上表可知,对于漂浮水面蒸发,人工神经网络在率定期和验证期均有不错的精度效果,其中在模型训练 阶段精度更优。训练结果与实测值之间的纳什系数为0.88,平均绝对误差为8.6 mm,平均相对误差为11.5%; 验证结果与实测值之间的纳什系数为0.81,平均绝对误差为9.7 mm,平均相对误差为12.6%。说明所建模型合 理可行,可用于丹江口水库漂浮水面蒸发模拟。

5. 结论

1) 本文通过收集丹江口水库漂浮蒸发站实测资料,基于灰色关联分析,探讨了蒸发与各气象要素的关联程度,筛选出与水面蒸发关联度较高的 5 个气象因子,分别为日照时数、平均气温、平均气压、平均相对湿度、

平均风速。

2) 基于灰色关联度分析结果作为 BP 神经网络输入层,构建了结构为 5-6-1 的三层 BP 神经网络模型。在训 练期和验证期纳什系数均在 0.8 以上,绝对误差在在 10 mm 以内,平均相对误差在 13%以下。结果表明,基于 灰色关联分析和 BP 神经网络模型可以用于丹江口水库逐月水面蒸发模拟。

基金项目

汉江集团科研项目"基于精准调度下丹江口入出库多因子量化分析研究"(HJ-JS-KF202403)。长江水利委员 会水文局科技创新基金项目(SWJ-25CJX16)。

参考文献

- [1] 王玉涛, 付鑫, 吕超楠, 伍勇. 三峡库区巴东水文站蒸发模型研究[J]. 水利水电快报, 2023, 44(10): 23-28.
- [2] 白鹏, 刘小莽, 刘璐, 等. 丹江口水库水面蒸发变化特征及影响因素[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2022, 20(4): 643-649.
- [3] 张有芷. 我国水面蒸发实验研究概况[J]. 人民长江, 1999, 30(3): 6-8.
- [4] 张国威,周聿超.新疆内陆干旱区蒸发的计算和分析[J].水科学进展,1992,3(3):226-232.
- [5] 闵骞. 道尔顿公式的应用研究[J]. 水利水电科技进展, 2005, 25(1): 17-20.
- [6] 彭玉洁, 张冬冬, 徐高洪, 等. 面向三峡水库的水面蒸发模型[J]. 长江科学院院报, 2025, 42(2): 36-43.
- [7] 李万义. 适用于全国范围的水面蒸发量计算模型的研究[J]. 水文, 2000, 20(4): 13-17, 63.
- [8] 闵骞. 利用彭曼公式预测水面蒸发量[J]. 水利水电科技进展, 2001, 21(1): 37-39.
- [9] 刘彩红, 冯宗友. 基于 BP 神经网络的新疆平原地区水面蒸发量预测模型研究[J]. 重庆工学院学报(自然科学版), 2007, 21(6): 87-89.
- [10] 彭玉洁, 张冬冬, 徐高洪, 等. 基于 VMD-LSTM 模型的三峡水库水面蒸发量预测研究[J]. 人民长江, 2024, 55(10): 110-118.
- [11] 陈志月, 吴立峰, 刘小强, 等. 基于 GPR、CatBoost、XGBoost 三种模型预测江西地区水面蒸发量[J]. 水资源与水工程学 报, 2020, 31(6): 116-125+131.
- [12] 陆云燕, 王振龙, 吕海深, 刘竹梅, 丁佳楠, 黄一博. 基于主成分分析和 BP 神经网络的五道沟水面蒸发计算研究[J]. 水 文, 2022, 42(1): 35-39.
- [13] 韦琦, 李思颖, 白胤豪, 等. 基于多元非线性回归与 BP 神经网络模型对土壤水分蒸发量的预测[J]. 水利科技与经济, 2021, 27(8): 28-32.
- [14] 刘国东, 丁晶. BP 网络用于水文预测的几个问题探讨[J]. 水利学报, 1999(1): 65-70.
- [15] 邹红梅,朱成涛. 基于 LSTM 和 BP 神经网络的水库入库径流中长期预测比较研究[J]. 水文, 2024, 44(4): 27-31+37.
- [16] 陈浩,杨涛,胡高辉,王思媛. 气候变化条件下叶尔羌流域水库蒸发变化分析[J]. 人民长江, 2016, 47(18): 31-34.
- [17] 柏菊, 向龙, 王振龙, 金光炎, 余钟波. 淮北平原 1966-2007 年蒸发量变化趋势及其影响因素分析[J]. 安徽农业科学, 2010, 38(25): 13904-13907+13930.
- [18] 吴竞博,周文静.丹江口水库蒸发量与气象因子关系分析[J].水利水电快报,2021,42(7):11-13,23.
- [19] 闵骞. 道尔顿公式风速函数的改进[J]. 水文, 2005, 25(1): 37-41+61.
- [20] 王宏宇,马娟娟,孙西欢,等. 基于 BP 神经网络的土壤水热动态预测模型研究[J]. 节水灌溉, 2017(7): 11-15+27.
- [21] 胡剑, 高学睿, 刘家宏, 等. 海河流域典型区域水面蒸发规律试验研究[J]. 水资源与水工程学报, 2011, 22(3): 17-21.