

中文引用格式:余修武,肖林,叶莱. 基于铀尾矿库核素监测的 SAPSO-BP 数据融合算法[J]. 中国安全科学学报,2026,36(5):48-55.

英文引用格式:Yu Xiuwu, Xiao Lin, Ye Lai. SAPSO-BP data fusion algorithm based on nuclide monitoring of uranium tailings pond[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(5):48-55.

基于铀尾矿库核素监测的 SAPSO-BP 数据融合算法*

余修武 教授, 肖林**, 叶莱

(南华大学 资源环境与安全工程学院, 湖南 衡阳, 421001)

中图分类号:X396

文献标志码:A

DOI:10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.05.0403

基金项目:湖南省自然科学基金资助(2024JJ5338)。

【摘要】 为提高铀尾矿库无线传感器网络(WSN)中数据融合的效率,减少冗余数据传输,延长网络寿命,提出一种数据融合算法,即基于改进模拟退火(SA)粒子群优化(PSO)反向传播(BP)神经网络的数据融合算法(SAPSO-BP),该算法将SA算法的全局搜索特性与PSO算法的高效寻优机制相融合,并加入动态惯性权重和变异算子,提高算法的全局搜索能力,避免陷入局部最优;同时,利用该改进算法优化BP神经网络的权重矩阵与阈值参数,构建高性能的多传感器数据融合模型,并将该算法运用于铀尾矿库核素监测。结果表明:SAPSO-BP算法在数据融合精度、网络能耗与网络寿命等指标上均优于对比算法,相较于传统BP算法,其平均相对误差(MRE)与均方根误差(RMSE)最大降幅分别为40%和45%,拟合优度提升至0.9083,首个节点死亡轮次推迟至约1180轮,网络整体寿命延长至约1500轮,可实现更低的节点能耗与更均衡的能量分布。

【关键词】 铀尾矿库; 核素监测; 模拟退火(SA); 粒子群优化(PSO); 反向传播(BP)神经网络; 无线传感器网络(WSN); 数据融合

SAPSO-BP data fusion algorithm based on nuclide monitoring of uranium tailings pond

Yu Xiuwu, Xiao Lin, Ye Lai

(School of Resource Environment and Safety Engineering, University of South China, Hengyang Hunan 421001, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of data fusion in the wireless sensor network (WSN) of a uranium tailings pond, reduce redundant data transmission, and extend network lifespan, an innovative data fusion algorithm was proposed, namely the SAPSO-BP data fusion algorithm based on improved SA and PSO optimized BP neural network. The algorithm integrated the global search capability of the SA algorithm with the efficient optimization mechanism of the PSO algorithm, incorporating dynamic inertia weights and mutation operators to enhance global search ability and avoid local optima. Furthermore, the improved algorithm was used to optimize the weight matrix and threshold parameters of the BP neural network, constructing a high-performance multi-sensor data fusion model, which was applied to radionuclide monitoring in uranium tailings ponds. The results show that the SAPSO-BP algorithm

* 文章编号:1003-3033(2026)05-0048-08; 收稿日期:2025-11-24; 修稿日期:2026-02-01

** 通信作者:肖林(2001—),男,江苏宿迁人,硕士研究生,主要研究方向为无线传感网络智能安全检测与监控。E-mail:408179601@qq.com。

outperforms the compared algorithms in terms of data fusion accuracy, network energy consumption, and network lifespan. Compared with the traditional BP algorithm, it reduces mean relative error(MRE) and root mean square error(RMSE)by up to 40% and 45%, respectively, and improves the goodness of fit to 0.908 3. Additionally, it delays the first node death to approximately 1 180 rounds, extends the overall network lifespan to about 1 500 rounds, and achieves lower node energy consumption and a more balanced energy distribution.

Keywords: uranium tailings pond; nuclide monitoring; simulated annealing (SA); particle swarm optimization (PSO); back propagation (BP) neural network; wireless sensor network (WSN); data fusion

0 引 言

铀尾矿库是铀矿采冶产生的主要固体废弃物,其残留的放射性核素对环境 and 人体健康构成长期威胁,因此,实时精准监测核素分布与迁移特性具有重要意义。无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)因其低功耗、自组织、远程监测等优势^[1-2],成为铀尾矿库核素监测的重要技术手段^[3-4]。然而,由于节点资源有限、数据冗余度高及信道干扰等问题,直接传输原始数据易导致能耗过快、通信负载增加,影响网络寿命与监测精度^[5-7]。数据融合技术能够有效降低数据冗余,提升数据可靠性与网络能效,成为 WSN 研究的重要方向之一^[8-9]。

一些学者尝试将反向传播(Back Propagation, BP)神经网络应用于 WSN,以解决数据融合难题。然而,BP 神经网络由于对初始权值和阈值敏感,容易陷入局部最优解,限制其在复杂优化问题中的应用。为克服这些问题,学者们提出许多改进方法,例如:提出基于改进烟花算法(Improved Fireworks Algorithm,IFWA)优化的 BP 神经网络(IFWA-BP) WSN 数据融合算法,在烟花算法中引入 Tent 混沌映射以均匀初始化烟花分布,并用其优化 BP 的权值与阈值,从而提升融合精度、降低能耗并延长网络生命周期^[10],但是,单一优化算法在解决高维、多峰问题时,难以兼顾其全局搜索能力与收敛速度。基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法优化 BP 神经网络(GA-PSO-BP)数据融合模型是一种高效的机器学习方法,该混合模型克服了传统融合模型在估计准确性上的不足,弥补了传统 BP 算法的缺陷,但算法结构复杂,在 WSN 资源受限场景下面临计算开销与实时性之间的权衡困境^[11]。

鉴于此,笔者拟针对铀尾矿库环境下 WSN 的数据融合需求,提出一种优化的融合方法。该方法面

向铀尾矿库核素监测场景,融合模拟退火(Simulated Annealing,SA)与 PSO 算法,引入动态惯性权重与变异算子,结合 SA 的全局搜索能力与 PSO 的寻优性能,以提升融合精度与稳定性,并缓解 PSO 易陷入局部最优的问题。采用改进的混合方法优化 BP 神经网络的初始权值与阈值,降低参数随机初始化的不稳定性,增强泛化能力与收敛速度,以期优化网络性能、延长网络寿命,为 WSN 应用提供更可靠高效的技术支持。

1 铀尾矿库核素监测模型

铀尾矿库中的放射性核素(如铀-238、钍-232 及其衰变产物)可通过风蚀、水流等途径扩散,对环境与人体健康构成潜在威胁。监测重点位于尾矿库坝体,主要以辐射剂量为监测对象,同时,还需监测库水位、坝体位移、浸润线、渗流水、孔隙水、干滩、坝体应力及降雨量等环境参数。某铀尾矿库坝体如图 1 所示。

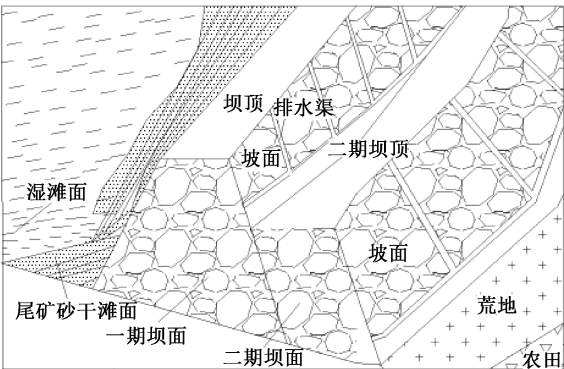


图 1 某铀尾矿库坝体

Fig. 1 A uranium tailings dam body

在铀尾矿库核素监测背景下,数据融合算法需具备高融合精度,以确保融合后的数据准确反映放射性水平,提高监测结果的可靠性。同时,要求算法能够优化数据处理与传输,以降低节点能耗,延长

WSN 的生命周期。此外,合理分配传感器节点的能量消耗,实现负载均衡,避免部分节点过早失效影响监测覆盖范围也是关键要求。为提升网络性能,需减少汇聚节点的数据接收量 and 处理负担,降低通信开销,提高数据传输效率。针对上述需求,通过多个关键指标+评估数据融合算法性能:

1) 融合精度。反映融合后数据的准确性与真实环境状态的匹配程度,常用平均相对误差 (Mean Relative Error, MRE)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和拟合优度 R^2 等指标衡量,目标是尽可能降低误差,提高数据可信度。

2) 网络生命周期通过节点失效时间评估数据融合策略对网络寿命的影响,优化能量均衡以延长系统运行时间。

3) 节点剩余能量。反映整个 WSN 系统的能耗状况,通过计算所有节点运行一定时间后的剩余总能量,评估数据融合算法的能效。其目标是减少无效能耗,避免节点过早失效,从而维持网络稳定性和监测系统的可持续性。

4) 汇聚节点接收数据量。用于评估数据融合算法在数据传输负载上的优化情况,计算汇聚节点单位时间内接收的数据包数量,以减少数据冗余,降低数据处理与传输负担,提高通信效率。

2 改进的 SAPSO 数据融合算法

2.1 PSO 算法

在 PSO 中每个可能解被称为一个粒子,种群由 N 个粒子组成,在 D 维解空间中通过不断更新自身位置和速度进行迭代寻优。每个粒子都有位置和速度,分别表示为:位置向量 $\mathbf{X}_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D]$;速度向量 $\mathbf{V}_i = [v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D]$, $i=1, 2, \dots, N$, x_i^D 表示第 i 个粒子在 D 维的位置分量, v_i^D 表示第 i 个粒子在 D 维的速度分量,在迭代过程中,每个粒子的位置和速度会根据一定的公式更新。同时,种群中的局部最优解和全局最优解也会不断更新。在每次更新时,会计算目标函数的适应度值。最终通过不断迭代更新,得到全局最优解:

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (1)$$

$$\mathbf{V}_{id}^{k+1} = w \mathbf{V}_{id}^k + c_1 r_1 [P_b - \mathbf{x}_{id}^k] + c_2 r_2 [G_b - \mathbf{x}_{id}^k] \quad (2)$$

式中: d 为粒子空间维度; k 为迭代次数; $\mathbf{x}_{id}^k$ 为第 k 次迭代时粒子 i 的第 d 维位置向量; $\mathbf{V}_{id}^k$ 为第 k 次迭代时粒子 i 的第 d 维速度向量; w 为惯性权重系数;

c_1 和 c_2 为个体学习因子与社会学习因子,分别控制粒子向个体最优与群体最优位置飞行的步长; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数; P_b 和 G_b 分别为局部最佳位置和全局最佳位置。

2.2 SAPSO

PSO 初期收敛速度快,但随着迭代深入容易陷入局部最优。相比之下,SA 能有效规避局部最优和早熟收敛,其基本思想是通过 SA 过程使系统跳出局部最优,逐步逼近全局最优。为兼顾效率与精度,在保留 PSO 优势基础上,融入 SA 策略,构建 SAPSO。该算法的核心是:在每次更新个体和全局最优解后,依据 Metropolis 准则,不仅接受更优解,也以一定概率接受“恶化”解,概率由下式动态调整,以平衡探索与利用,从而提升全局搜索能力。

$$E_{ij} = \begin{cases} 1 & f(\alpha) \geq f(\beta) \\ \exp\left[\frac{f(\alpha) - f(\beta)}{\theta}\right] & f(\alpha) < f(\beta) \end{cases} \quad (3)$$

式中: E_{ij} 为从状态 α 转移到状态 β 的接受概率; θ 为控制温度参数; $f(\alpha)$ $f(\beta)$ 分别为固体在状态 α 与 β 下的内能。由式 (3) 得到:若状态 α 的内能不低于状态 β ,则算法将以 100% 概率接受新状态;否则以一定概率接受该较差状态。算法在高温初始阶段允许接受劣解,随着温度下降,接受概率降低,从而有助于跳出局部最优,获得更优解。

2.3 改进的 SAPSO 算法

2.3.1 引入非线性动态变化惯性权重

惯性权重用于调节 PSO 算法中粒子的速度更新,以平衡全局探索与局部开发,提升算法性能。为进一步增强全局与局部搜索能力,采用抛物线式非线性递减策略,提出一种非线性指数递减惯性权重。该方法使惯性权重从较大值逐渐递减至最小值:初期较大的权重有助于粒子在搜索空间内广泛探索,避免过早陷入局部最优;随着权重递减,粒子速度减缓,便于后期进行精细的局部搜索。惯性权重的具体递减方式见下:

$$w = w_{\min} \times \left(\frac{w_{\max}}{w_{\min}} \right)^{-a(k/k_{\max})^b} \quad (4)$$

式中: $w_{\min}$ 为最小惯性权重,取 0.4; $w_{\max}$ 为最大惯性权重,取 0.9; k 为当前迭代次数; $k_{\max}$ 为最大迭代次数。

2.3.2 引入变异算子

为提升算法的全局搜索能力并避免陷入局部最优,在 SAPSO 算法中引入变异算子。该算子以一定

概率按下式随机调整粒子位置,从而扩展搜索空间,增强算法的全局探索性能。

$$x_{id} = x_{min} + (x_{max} - x_{min}) \times r \tag{5}$$

式中: x_{id} 为第 i 个粒子在第 d 维的当前位置; x_{max} 和 x_{min} 为粒子位置分量的最大值和最小值; r 为 $[0,1]$ 区间均匀分布的随机数。

2.3.3 算法步骤

改进的 SAPSO 优化算法优化步骤为:

- 1) 确立种群规模 N 、学习因子 c_1 与 c_2 ,以及最大迭代次数 K 等关键参数。
 - 2) 依据式(1)、式(2)和式(4),初始化粒子的速度与位置,并基于式(5)进行自适应变异,以增强解的多样性。
 - 3) 评估每个粒子的适应度值,通过对比分析确定个体最优位置 P_b 及其对应的适应度极值 F_p ,同时确定全局最优位置 G_b 及其适应度最优值 F_G 。
 - 4) 初始化 SA 算法的起始温度 θ_0 ,通常设定为 $\theta_0 = F_g / \ln 0.2$,其中 F_g 为初始种群中的全局最优适应度值。
 - 5) 重新计算各粒子适应度,并依据 Metropolis 准则更新个体与全局最优解。
 - 6) 实施退火过程,持续进行直至满足温度更新条件 $\theta_{k+1} = \delta \times \theta_k$,其中, $k+1$ 替代 k ,且 δ 为 $(0,1)$ 区间内的常数,表示退火速率。
 - 7) 评估当前结果是否满足优化标准或达到最大迭代次数 K 。若满足任一条件,则算法终止并输出最优解;否则,返回步骤 2) 继续迭代。
- 该算法流程如图 2 所示。

3 SAPSO-BP 数据融合算法

3.1 算法网络模型

在 WSN 中,多传感器数据融合算法可划分为 3 个主要类别:数据层融合、特征层融合及决策层融合。这 3 个层次各自在数据处理的不同阶段发挥着关键作用,共同实现对多源信息的有效整合和高效利用^[12]。特别是在决策级融合阶段,各传感器或传感器组先独立作出初步决策,再将决策结果传输至中心处理节点进行最终融合。此方式通常在数据传至网络中心前完成,有助于减少传输量、降低能耗并提升网络响应效率。文中研究基于神经网络的决策层数据融合策略,以优化 WSN 中的数据整合效果。

神经网络是一种由互连人工神经元组成的计算模型,通过对加权输入进行非线性变换以提取模式,

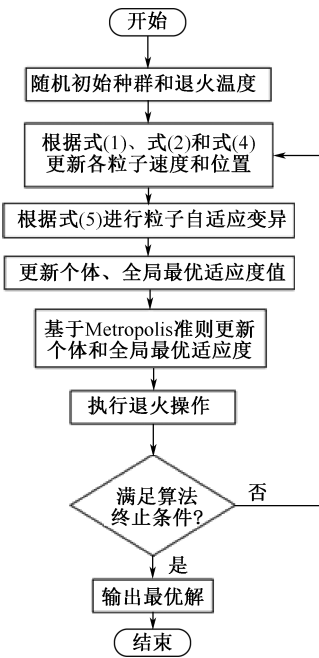


图 2 改进 SAPSO 算法流程

Fig. 2 Flow chart of improved SAPSO algorithm

广泛应用于人工智能领域。其中,BP 神经网络作为一种典型的监督学习模型,在分类与回归任务中具有重要作用^[13-14],这种神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成,其中隐藏层可以有一个或多个。BP 神经网络的核心思想是使用 BP 算法来训练网络,以调整网络中连接的权重,使网络的输出与期望的输出尽可能接近。在 WSN 中,利用 BP 神经网络进行数据融合可有效整合 WSN 中来自不同传感器节点的数据,提高数据处理的效率和准确性,从而增强整个系统的性能和可靠性。利用 BP 神经网络结合无线传感器构建 WSN 数据融合模型,网络结构如图 3 所示。

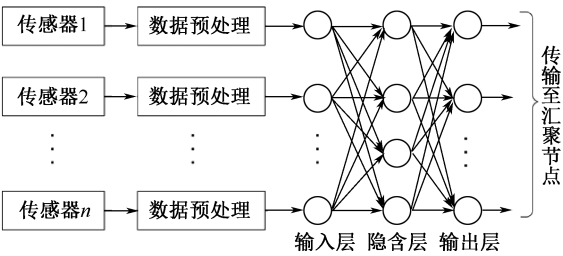


图 3 SAPSO-BP 算法神经网络结构

Fig. 3 SAPSO-BP algorithm neural network structure

传感器节点采用 Leach 算法组织形成多个簇,并选举出簇首节点。簇内节点负责采集环境数据并进行初步处理,随后将处理后的数据发送至簇首节点。簇首节点基于 BP 神经网络模型深度整合与分析接收的数据,输出更综合、准确的结果。上述模型

可有效支撑铀尾矿库核素监测中的数据融合任务。

3.2 算法步骤

结合 SAPSO 和 BP 算法,提出 SAPSO-BP 的新型数据融合算法,其整体步骤如下:

- 1) 在经过分簇的 WSN 中,每个簇的首领节点负责接收并处理其簇内感知节点所监测到的数据。
- 2) 所有感知节点都对收集到的相关数据进行特征提取处理。
- 3) 当簇首节点和簇内感知节点之间存在相同特征数据时,利用 SAPSO 算法优化 BP 神经网络求权值矩阵 u_{ni} 、 u_{ij} 和阈值矩阵 b_{ni} 、 b_{ij} 的最佳解。
- 4) 在利用 SAPSO 算法求出权值和阈值的最佳解后,通过 BP 神经网络融合处理数据。

在第 3 步中,采用 SAPSO 算法优化 BP 神经网络的连接权重和阈值参数,以获取一个全局最优解。这个全局最优解被用作 BP 神经网络的初始参数,随后进行进一步的训练以优化参数,从而获得更好的全局最优解。这种方法的优点在于解决了 BP 神经网络因初始权重选择的随机性而导致的训练速度缓慢、训练时间长以及易陷入局部最优解的问题。该方法在一定程度上改善了 BP 神经网络的收敛速度和求解精度。具体实现步骤如下:

步骤 1:明确搜索空间的维度构建。当 WSN 形成簇结构后,首先需要确定搜索空间的维度。这一维度的确定基于网络簇内成员节点的数量,具体表现为输入层神经元数量 M 。接着,设定隐藏层神经元数量为 S ,而输出层神经元的数量则固定为 1。综合这些因素,搜索空间的维度 D 通过 $D=M\times S+S\times 1+S+1$ 来精确计算。

步骤 2:初始化设置。为粒子设定初始的空间位置和速度,并确定一系列重要参数,如迭代次数 k 、种群大小 N 和搜索空间的维度 D 等。

步骤 3:定义适应度函数。该函数的核心作用是融合处理样本数据。以 RMSE 为评估指标,通过计算融合结果与真实值的 RMSE,量化融合效果,从而指导算法在搜索空间中进行高效的参数寻优。

$$f(x) = \sqrt{\frac{1}{N_a} \sum_{i=1}^{N_a} (t_i - y_i)^2}$$
 (6)

式中: t_i 为第 i 个样本数据的融合结果; y_i 为第 i 个样本数据的实际观测值; N_a 为样本数据的总数量。

步骤 4:迭代过程中,依据式(1)更新粒子速度并基于式(2)更新位置,以持续推进寻优过程。

步骤 5:设置初始温度 θ_0 。

步骤 6:在迭代过程中,首先,计算各粒子的新适应度值,随后,依据式(3)的 Metropolis 准则更新局部与全局最优解,以确保算法收敛至最优解。

步骤 7:判断算法的停止条件,若条件达成,则直接输出结果;若不满足,则执行步骤 5。

4 SAPSO-BP 算法仿真试验与分析

利用 Matlab R2021a 平台对 SAPSO-BP 算法进行仿真试验,并与基于 BP 神经网络的数据融合算法(BP Networks Data Aggregation, BPNDA)、IFWA-BP、GA-PSO-BP 算法对比。从数据融合精度、网络生命周期、节点剩余总能量及汇聚节点接收数据量 4 个方面综合评估其性能。仿真参数见表 1。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters table	
仿真参数	数值
仿真区域/ $m\times m$	100×100
节点总数	100
汇聚节点位置	(50,50)
节点初始能量/J	0.5
节点通信半径/m	40
节点发送能耗/(nJ/b)	50
节点接收能耗/(nJ/b)	30
数据包大小/B	64
仿真轮数	2 000

4.1 融合精度

为验证算法在铀尾矿库核素监测场景下的数据融合性能,选用某森林火灾经验数据库为研究对象。以温度、湿度、风速和降雨量为输入,烧毁面积(hm^2)为输出。采用试算法确定 BP 神经网络隐含层节点数量。

$$S = \sqrt{M + 1} + a, a = 1, 2, \dots, 10$$
 (7)

经多次仿真,确定隐含层节点数为 8 时融合误差最小。试验中 BP 神经网络结构设为输入层 4 节点、隐含层 8 节点、输出层 1 节点,待优化参数共计 49 个。待优化参数个数为 $4\times 8+8\times 1+8+1=49$ 。

对比融合精度时,使用 MRE、RMSE 和 R^2 作为评价指标。计算公式如下:

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} |t_i - y_i|}{N_s}$$
 (8)

$$RMSE = \sqrt{N_s \sum_{i=1}^{N_s} (t_i - y_i)^2}$$
 (9)

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_S} (t_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{N_S} (y_i - \bar{y})^2} \tag{10}$$

式中 $\bar{y}$ 为样本数据均值。

在数据融合精度对比研究中(图 4),综合评估 SAPSO-BP 算法,并将其性能与 BPNDA、IFWA-BP 及 GA-PSO-BP 算法进行对比分析。从图 4 可以看出,SAPSO-BP 算法在数据融合方面表现出色,远远优于传统的 BP 算法。SAPSO-BP 算法得到的融合结果与实际值之间的误差较小且波动稳定。相比之下,SAPSO-BP 算法在性能上较 IFWA-BP 和 GA-PSO-BP 算法有所提升。进一步地,为更直观地体现各算法在融合结果上的差异,统计分析 4 种算法的平均准确率,结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,SAPSO-BP 算法的平均准确率最高,明显优于 BPNDA、IFWA-BP 和 GA-PSO-BP 算法。表明 SAPSO-BP 不仅能够有效降低融合误差,而且在整体精度和稳定性方面具有显著优势。

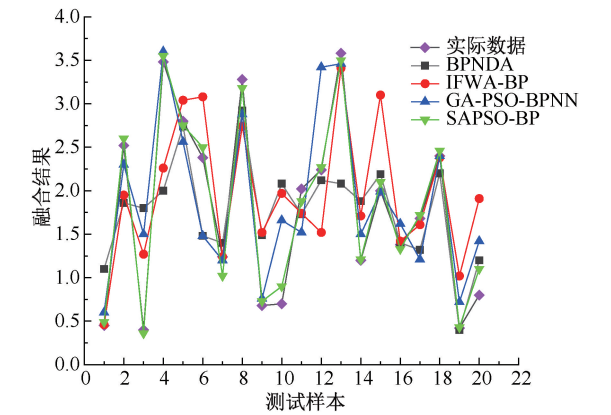


图 4 融合结果比较
Fig. 4 Comparison of fusion result

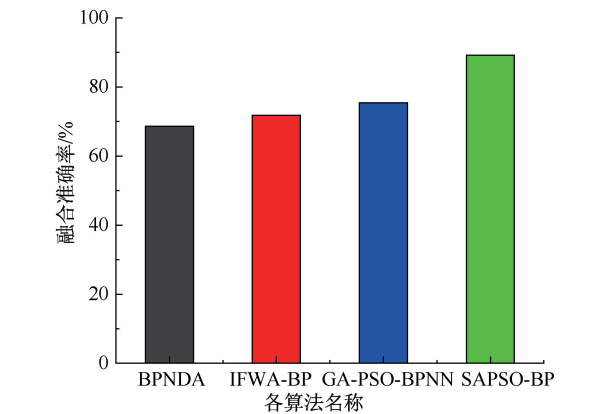


图 5 融合准确率比较
Fig. 5 Comparison chart of fusion accuracy

根据表 2 的融合误差对比结果(表 2),SAPSO-BP 算法在回归分析中表现最优,在 MRE、RMSE 和 R^2 等指标上均优于对比算法。具体而言,相较于传统 BP 算法,其 MRE 和 RMSE 分别降低 40% 和 45%;与 IFWA-BP 算法相比,分别降低 36% 和 24%;与 GA-PSO-BPNN 算法相比,分别下降 20% 和 19%。结果表明:SAPSO-BP 算法在精度与稳定性方面均具优势。

表 2 融合误差对比

Table 2 Comparison of fusion errors				
指标	BPNDA	IFWA-BP	GA-PSO-BP	SAPSO-BP
MRE	0.642 7	0.601 8	0.482 5	0.385 4
RMSE	0.726 2	0.524 8	0.494 6	0.400 8
R^2	0.685 9	0.782 1	0.825 5	0.908 3

4.2 生命周期

根据图 6 结果,SAPSO-BP 算法的首个节点死亡轮次约 1 180 轮,相比 BPDNA、IFWA-BP 和 GA-PSO-BP 算法分别提高约 380、270 和 180 轮;整个网络存活时间约 1 500 轮,分别延长约 300、270 和 100 轮。这得益于该算法融合了 SA 与 PSO 优化,能更有效地进行数据融合,减少数据传输量,延长节点及网络寿命,提升网络稳定性和持久性。

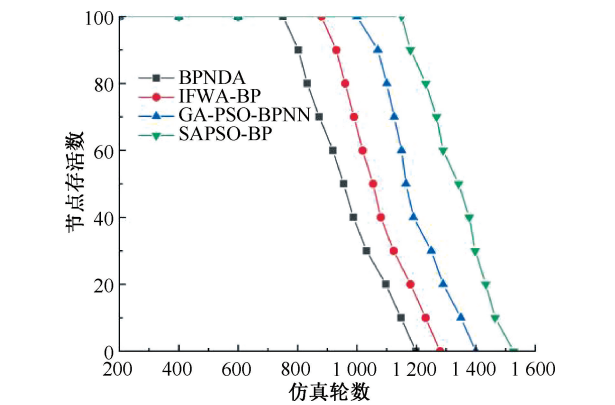


图 6 网络生命周期对比
Fig. 6 Comparison of network lifecycles

4.3 节点剩余总能量

图 7 为 300 s 内各算法的节点能耗对比结果。节点剩余总能量可有效评估 WSN 的性能,其消耗过程间接反映了网络生命周期,这与图 6 结果一致。SAPSO-BP 算法通过融合 SA 与 PSO 优化改进 BP 神经网络,在减少数据传输量的同时,降低感知节点的能量消耗,并实现了能量的均衡分布,从而有效延长网络生命周期,保障了网络的高效

稳定运行。

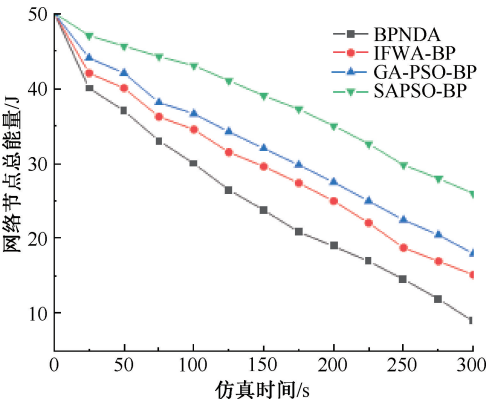


图 7 节点剩余总能量对比

Fig. 7 Comparison of remaining total energy of nodes

4.4 汇聚节点接受数据量

4 种算法在汇聚节点接收数据包方面的影响比较如图 8 所示。这些算法都对数据包进行了数据融合处理,普通节点和簇首节点过滤了大部分冗余数据,从而降低了数据传输量。与其他算法相比,SAPSO-BP 算法在任意时刻传输的数据量相对更低,且随着时间推移,其在数据传输量方面的差距逐步扩大。与其他 2 种算法相比,SAPSO-BP 算法能更有效地进行数据融合,提高数据传输可靠性,从而有效延长网络寿命。

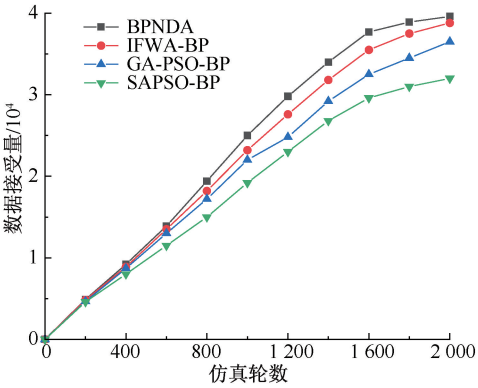


图 8 汇聚节点数据接受量对比

Fig. 8 Comparison of data acceptance of aggregation nodes

5 结 论

- 1) SAPSO-BP 算法能够有效提升铀尾矿库 WSN 的数据融合精度,适用于铀尾矿库核素监测的长期、实时数据融合需求,融合结果与实际值的拟合优度达到 0.908 3,MRE 和 RMSE 较传统 BP 算法分别降低 40%和 45%。
- 2) 该算法显著延长了网络生存时间,首个节点死亡轮次推迟至约 1 180 轮,网络整体寿命延长至约 1 500 轮,较对比算法提升明显。
- 3) 该算法实现了更低的节点能耗与更均衡的网络能量分布,同时能够有效减少汇聚节点接收的数据量,降低通信负载,提升数据传输效率。

参 考 文 献

[1] Wang Haipeng, Liu Yibin. Multi-sensor data fusion for life detection in cluttered environments[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(24): DOI: 10. 1109/JSEN. 2022. 3221420.

[2] Liu Zheng, Xiao Gaozhi, Liu Huan, et al. Multi-sensor measurement and data fusion[J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2022, 25(1): 28-36.

[3] 余修武,彭威,余员琴,等. 基于 SSO 的铀尾矿库无线传感器网络定位算法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(4): 84-90.

Yu Xiuwu, Peng Wei, Yu Yuanqin, et al. Wireless sensor network positioning algorithm for uranium tailings pond based on SSO [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33 (4): 84-90.

[4] 余修武,谢晓永,梁北孔,等. 基于粒子群优化和巷道分区的深井 WSN 定位算法[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(2): 166-171.

Yu Xiuwu, Xie Xiaoyong, Liang Beikong, et al. A deep mine WSN localization algorithm based on both particle swarm optimization and tunnel partition[J]. China Safety Science Journal, 2019, 29(2): 166-171.

[5] Himeur Y, Rimal B, Tiwary A, et al. Using artificial intelligence and data fusion for environmental monitoring: a review and future perspectives[J]. Information Fusion, 2022, 86: 44-75.

[6] Li Chunying, Guo Shuxiang. Characteristic evaluation via multi-sensor information fusion strategy for spherical underwater robots[J]. Information Fusion, 2023, 95: 199-214.

[7] Zhang Yin,Jiang Chi,Yue Binglei, et al. Information fusion for edge intelligence: a survey[J]. Information Fusion, 2022, 81: 171-186.

[8] Chen Haohui,Nan Xinyuan,Xia Sib0. Data fusion based on temperature monitoring of aquaculture ponds with wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 23(1): 6-20.

[9] Qiu Sen,Zhao Hongkai,Jiang Nan, et al. Multi-sensor information fusion based on machine learning for real applications in human activity recognition: state-of-the-art and research challenges[J]. Information Fusion, 2022, 80: 241-265.

[10] 余修武,李佩,刘永,等. 基于烟花优化的 WSN 数据融合算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2023,51(5): 112-118.

Yu Xiuwu, Li Pei, Liu Yong, et al. Data fusion of WSN based on fireworks algorithm optimization[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2023,51(5):112-118.

[11] Liu Jiguo,Huang Jian,Sun Rui, et al. Data fusion for multi-source sensors using GA-PSO-BP neural network[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(10): 6 583-6 598.

[12] Wang Yue,Liu Hao,Yu Zhongxin, et al. An improved artificial neural network based on human-behaviour particle swarm optimization and cellular automata [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 140: DOI: 10.1016/j. eswa. 2019. 112862.

[13] Liu Bin,Wang Rui,Zhao Guang, et al. Prediction of rock mass parameters in the TBM tunnel based on BP neural network integrated simulated annealing algorithm[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 95: DOI:10.1016/j. tust. 2019. 103103.

[14] Yin Hao,Li Dongguang,Wang Yue, et al. Adaptive data fusion method of multisensors based on LSTM-GWFA hybrid model for tracking dynamic targets[J]. Sensors, 2022, 22(15): DOI:10.3390/s22155800.



作者简介： 余修武 （1976—）,男,江西九江人,博士,教授,主要从事无线传感器网络与安全智能监测方面的研究。E-mail:yxw2008xy@163.com。