

引用格式: 朱菊香, 谷卫, 罗丹悦, 等. 基于 PSO 优化 BP 神经网络的多传感器数据融合[J]. 中国测试, 2022, 48(8): 94-100. ZHU Juxiang, GU Wei, LUO Danyue, et al. Multi-sensor data fusion based on PSO optimized BP neural network[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(8): 94-100. DOI: 10.11857/j.issn.1674-5124.2022030081



基于 PSO 优化 BP 神经网络的多传感器数据融合

朱菊香¹, 谷 卫², 罗丹悦², 潘 斐², 张赵良¹

(1. 无锡学院轨道交通学院, 江苏 无锡 214105; 2. 南京信息工程大学自动化学院, 江苏 南京 210000)

摘 要: 针对室内环境监测中单一传感器测量数据精度低、可靠性差的问题, 提出一种基于粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 优化 BP 神经网络多传感器数据融合算法。首先使用防脉冲干扰平均滤波算法来消除检测数据中的异常数据和噪声数据。其次, 利用卡尔曼滤波算法对多同类传感器进行数据级融合, 有效地降低因噪声干扰导致的测量误差, 为异质传感器进行决策级融合提供最佳数据。最后, 采用 PSO 优化 BP 神经网络算法进行决策级融合。实验结果表明, 基于 PSO 优化 BP 神经网络多传感器数据融合算法对测试样本的平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 和拟合度 (r^2) 均优于 BP 神经网络和自适应加权 (adaptive weighted, AW) 优化 BP 神经网络, 且运行时间比 BP 神经网络以及 AW-BP 神经网络分别短 69.31%、50.36%。经验证, 基于 PSO 优化 BP 神经网络多传感器数据融合算法具有更高的融合精度, 同时缩短了算法的运行时间。

关键词: 多传感器数据融合; 卡尔曼滤波; 环境监测; 粒子群; BP 神经网络

中图分类号: TP391; TP183

文献标志码: A

文章编号: 1674-5124(2022)08-0094-07

Multi-sensor data fusion based on PSO optimized BP neural network

ZHU Juxiang¹, GU Wei², LUO Danyue², PAN Fei², ZHANG Zhaoliang¹

(1. School of Rail Transit, Wuxi University, Wuxi 214105, China; 2. School of Automation, Nanjing University of Information Technology, Nanjing 210000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low precision and poor reliability of single sensor measurement data in indoor environmental monitoring, a multi-sensor data fusion algorithm based on particle swarm optimization (PSO) optimization was proposed. Firstly, the anti-pulse interference averaging filtering algorithm is used to eliminate abnormal data and noise data in the detected data. Secondly, the Kalman filter algorithm is used to perform data-level fusion of multiple similar sensors, which can effectively reduce the measurement error caused by noise interference and provide the best data for decision-level fusion of heterogeneous sensors. Finally, the PSO optimization BP neural network algorithm is used for decision-level fusion. The experimental results show that the mean absolute percentage error (MAPE) and fit (r^2) of the test samples based on the PSO optimized BP neural network multi-sensor data fusion algorithm are better than those of the BP neural network

收稿日期: 2022-03-13; 收到修改稿日期: 2022-05-18

基金项目: 江苏省高等学校自然科学研究项目 (21KJB460005); 南京信息工程大学滨江学院人才启动经费资助项目 (2019r018); 南京信息工程大学滨江学院自然科学类项目 (2019bjyng002)

作者简介: 朱菊香 (1979-), 女, 江苏常州市人, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为自动化及控制技术、检测技术。

通讯作者: 张赵良 (1979-), 男, 江苏无锡市人, 高级工程师, 硕士, 研究方向为控制工程、仪器仪表。

and adaptive weighed (AW) optimizes the BP neural network, and the running time is 69.31% and 50.36% shorter than the BP neural network and the AW-BP neural network, respectively. It has been verified that the multi-sensor data fusion algorithm based on PSO optimized BP neural network has higher fusion accuracy and shortens the running time of the algorithm.

Keywords: multi-sensor data fusion; Kalman filter; environmental monitoring; particle swarm; BP neural network

0 引言

随着我国经济的快速发展,人们越来越重视室内环境质量。传统的室内环境质量监测依然局限于单一传感器采集室内环境参数,而传感器易受环境因素以及传感器自身品质的影响,导致测量精度低、可靠性差^[1]。为了突破单一传感器监测环境的简单性和局限性以及避免单一传感器信息盲区的问题,提高检测精度,本设计通过使用多传感器数据融合技术对目标进行检测并对采集到的环境数据进行融合^[2]。

张邦成等提出基于改进 BP 神经网络算法,融合精度较高,但是算法运行时间较长且抗干扰能力较差^[3];张珂在异步数据融合算法中虽然可以在一定程度上有效解决跟踪性能,但是融合精度较低^[4];Pau Ferrer-Cid 通过贝叶斯算法对数据进行了预处理,减少了数据的波动,并且对加权平均算法进行了优化,缩短了算法的运行时间,但是这种方法在运算时占用的存储空间较大^[5];郭连进提出了自适应加权和模糊集合融合算法,抗干扰能力差,融合精度较低^[6]。

针对上述问题,本文提出了基于粒子群(particle swarm optimization, PSO)优化 BP 神经网络的多传感器数据融合算法,提高测量数据的可靠性和融合精度。首先使用防脉冲干扰平均滤波算法对测量数据进行预处理,剔除传感器测量数据中的异常值提高抗干扰能力。然后,结合卡尔曼滤波算法和 PSO 优化 BP 神经网络算法对预处理后的数据进行融合,得到最佳融合数据。最后,用实验数据来验证该融合算法的有效性。

1 数据融合算法

数据融合,又称为信息融合或多传感器数据融合,是将各个地方的传感器收集的信号有机地结合起来,使物体得到更清晰的识别^[7]。多传感器数据融合可以提高信息的可靠性和目标的可探测性;可

以获得单一传感器所不能获得的全面、准确信息;可以通过整合各种传感器采集的多个数据而不是单个数据来获取更多信息^[8]。这是协同效应的结果,即多传感器的综合效应,使系统的可靠性得到增强。多传感器数据融合是解决单一传感器测量数据精度低、稳定性差的关键技术。从不同时空的多源数据中,消除冗余信息,减少数据传输,从而达到提高信息采集的精度、增强系统稳定性的目的^[9]。

根据室内环境监测的特点,在室内的各个房间的不同位置布置传感器,系统需要多种传感器采集多种环境参数,即使对同一环境参数,也需要多个同类传感器布置在多个位置进行多点采集。采集同一环境参数的传感器为同质传感器,采集不同环境参数的传感器为异质传感器,该文采用同类传感器数据级融合和异类传感器决策级融合相结合的融合方式^[10]。该文融合算法模型如图 1 所示。

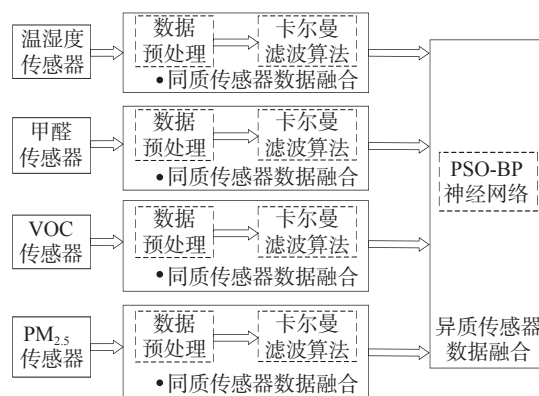


图 1 融合算法模型

2 同质传感器融合算法

在实际检测系统中,检测空间的大小直接导致了采集环境数据量的变化,检测环境和传感器的性能参数也会影响采集数据的有效性。鉴于上述分析,本文采用了防脉冲干扰平均滤波算法和卡尔曼滤波融合算法相结合的方法构成一级数据融合。该方法将测量值放入融合算法模型中,利用一定的规则获得更科学、全面的环境信息。

2.1 数据预处理

本文将采集室内五个环境参数,包括温度、湿度、甲醛、PM_{2.5}以及挥发性有机化合物(volatile organic compounds, VOC)。由于传感器易受到偶然因素影响,引起一定脉冲干扰,故本文在环境参数采集终端植入相应的限幅滤波算法,该算法能有效克服因偶然因素引起的脉冲干扰。算法的计算过程为:对于每个采样值,判断采样值与上次采样值之间的绝对值差,如果小于或等于范围值,则采样值有效;如果大于或等于范围值,则使用上次采样值。但该算法的平滑度较差,不能抑制周期性干扰。因此,在环境参数采集终端中使用的限幅滤波算法,在此基础上添加中位值平均滤波算法简称防脉冲干扰平均滤波算法,该算法结合中位值滤波算法和算术平均滤波算法,可以克服上述两种算法的不足。该算法的原理是:对于连续的 N 个数据进行排列,删除最大和最小的两个数据,计算 $N-2$ 个数据的算术平均值。采集室内甲醛含量,发现甲醛值会跳变。防脉冲干扰平均滤波算法的应用可以很好地过滤除这些干扰(限幅阈值为 0.05 mg/m^3),如图2所示。

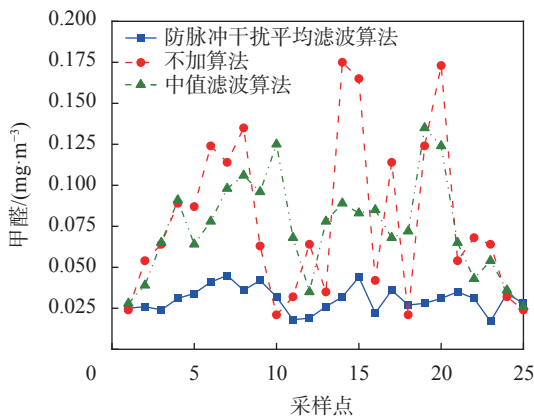


图2 算法对比图

2.2 卡尔曼滤波融合算法

预处理后的数据仍然混有测量噪声和各种干扰信号。为了有效控制噪声对数据融合的影响,采用卡尔曼滤波算法对预处理后的环境数据进行优化,使之更接近真实值,成为最优数据集。

卡尔曼滤波是以最小均方误差为准则的递推无偏估计算法,该算法容错性强,主要用于融合底层实时动态多传感器冗余数据。该方法利用测量模型的统计特性,迭代确定统计意义上的最佳融合和数据估计^[1]。降低了同类传感器数据采集过程中由

于传感器自身干扰和部件老化造成的随机测量误差以及传感器受到环境(温度、湿度、气压、风速、光照)等外部因素对传感器的造成的噪声污染问题,卡尔曼滤波可以充分抑制噪声对真实数据的干扰,为二级数据融合提供统计上准确有效的数据。因此,第一级融合将采用卡尔曼滤波算法。卡尔曼滤波算法的流程图如图3所示。

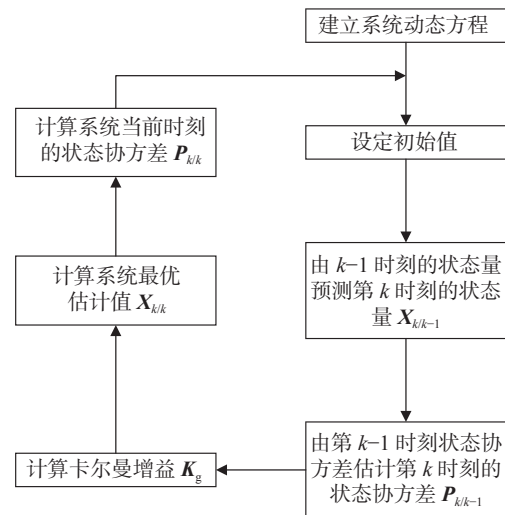


图3 Kalman 算法流程图

卡尔曼滤波算法主要步骤如下:

1) 预测状态方程

$$X_{k/k-1} = F_k X_{k-1/k-1} + B_k U_k \quad (1)$$

式中: $X_{k/k-1}$ ——利用 $k-1$ 时刻预测的当前状态结果;

$X_{k-1/k-1}$ —— $k-1$ 时刻最优值;

F_k ——状态转移矩阵;

B_k ——控制变量矩阵;

U_k ——当前状态的控制增益。

2) 预测协方差

$$P_{k/k-1} = F_k P_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k \quad (2)$$

式中: $P_{k/k-1}$ —— k 时刻系统协方差矩阵;

$P_{k-1/k-1}$ —— $k-1$ 时刻系统协方差矩阵;

Q_k ——系统过程噪声协方差。

3) 卡尔曼增益方程

$$K_g = \frac{P_{k/k-1} H_k^T}{R_k + H_k P_{k/k-1} H_k^T} \quad (3)$$

式中: K_g ——卡尔曼增益;

H_k ——预测矩阵;

R_k ——测量噪声协方差。

4) 更新最优值方程(卡尔曼滤波的输出)

$$X_{k/k} = X_{k/k-1} + K_g (Z_k - H_k X_{k/k-1}) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{X}_{k/k}$ —— k 时刻状态变量最优估计值;

\mathbf{Z}_k ——传感器的测量矩阵。

5) 为了使卡尔曼滤波算法可以不断运行迭代下去, 还需要每次迭代过程中更新当前 k 时刻下 $\mathbf{X}_{k/k}$ 的协方差。

$$\mathbf{P}_{k/k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_g \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (5)$$

其中 \mathbf{I} 为单位矩阵。

根据上述方程式的描述, 可以将卡尔曼滤波分为预测过程和修正过程。预测过程是根据前一时刻的估计值来预测当前状态; 修正过程是结合当前时刻的观测值和估计值, 得到更接近真实值的最优估计值。该算法按照上述过程继续迭代, 只需要保存前一时刻的计算参数, 不需要占用大量的储存空间, 提高算法运行的效率。为了更好地体现卡尔曼滤波的性能, 用 Matlab 仿真温度在 24 °C 情况下的输出结果, 如图 4 所示。

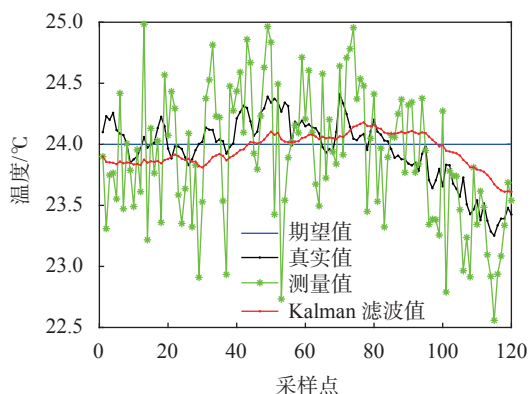


图 4 Matlab 仿真 24 °C 示意图

从图中可以看出, 传感器的测量值与真实值 24 °C 相比误差较大, 导致误差较大的主要原因是传感器受自身品质影响以及环境因素的干扰, 测量偏差较大, 而卡尔曼滤波算法可以很好地抑制噪声和环境干扰, 使得测量值更接近真实值。

为了更好地显示出卡尔曼滤波算法的优越性, 通过对采集的 36 组环境数据分别进行卡尔曼滤波和加权平均, 结果如图 5 所示, 误差对比结果见图 6。

通过计算得出, 同质传感器经过卡尔曼滤波算法处理后的值为 24.08 °C, 而 36 组数据的平均值为 24.61 °C, 经过加权平均算法处理后温度传感器测量值为 24.15 °C。用标准值 24 °C 来对比卡尔曼滤波算法和加权平均算法的精确度, 由图 4 可以看出经过卡尔曼滤波算法处理后的测量值更接近真实值, 由此可以得出卡尔曼滤波算法的优越性与准

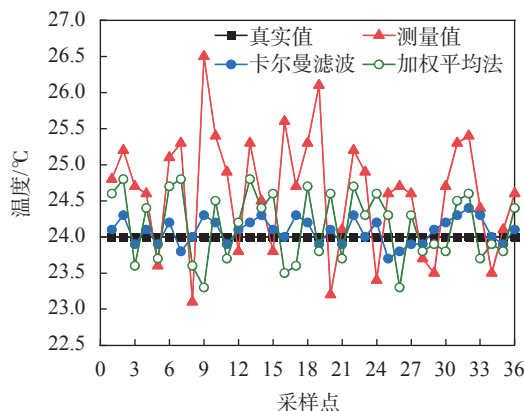


图 5 温度传感器的卡尔曼滤波和加权平均对比图

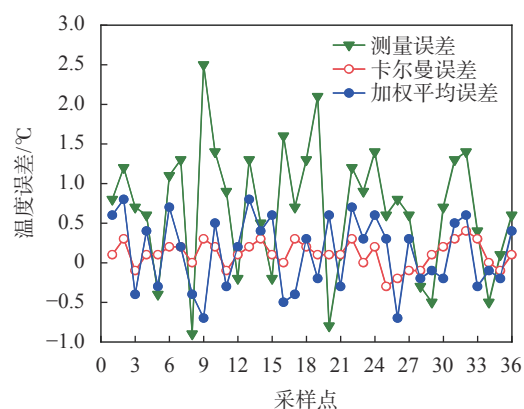


图 6 温度误差对比图

确度。

图 6 为卡尔曼滤波和加权平均处理后的误差结果对比图, 通过计算得出卡尔曼滤波的误差为 0.335%, 测量误差为 2.51%, 加权平均误差为 0.636%, 显示了卡尔曼滤波算法处理数据的能力, 经过卡尔曼滤波后的误差相对于测量误差和加权平均误差都较小, 这表明卡尔曼滤波算法满足同质传感器融合过程中对数据处理的要求。

3 异质传感器融合算法

单一传感器获得的仅是环境特征的局部、片面的信息, 它的信息量是非常有限的。而且每个传感器还受到自身品质、性能及噪声的影响, 采集到的信息往往是不完善的, 具有较大的不确定性。因此, 通过不同传感器采集的环境信息进行融合可以获得更加丰富且有效的环境信息, 消除了单因子传感器对环境监测的简单性和局限性, 提高整体环境监测的可靠性和准确性。

3.1 BP 神经网络

BP 网络又称反向传播神经网络, 通过对数据样本的训练, 不断修正网络的权值和阈值使误差函

数沿着负梯度方向下降,逼近期望输出。在运用过程中网络也存在着不足,如网络的收敛速度较慢,训练易陷入瘫痪,不具有全局搜索能力,容易出现局部极小值^[12]。此时引入具备运行速度较快、全局寻优能力较好的粒子群算法(PSO)来解决传统 BP 神经网络易陷入收敛速度较慢,训练易陷入瘫痪以及容易出现局部极小值的问题^[13]。

建立室内环境多传感器数据监测的 BP 神经网络模型,输入层为 4 种传感器采集的 5 种环境数据参数,隐含层神经元节点数可以根据经验公式(6)来确定数量范围,输出层为 5 种环境参数的真实值。3 层 BP 神经网络如图 7 所示。

$$q = \sqrt{M+L+a} \quad (6)$$

式中: q ——隐含层神经元的个数;

M ——输入层神经元的个数;

L ——输出层神经元的个数;

a ——一个固定的常数, $a \in (0, 10)$ 。

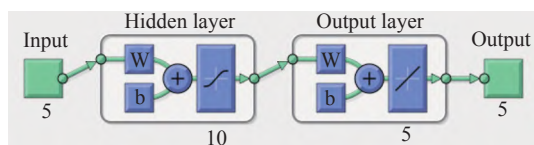


图 7 设定的 3 层 BP 神经网络

BP 神经网络中隐含层的激活函数为 sigmoid, 输出层的传递函数为 purelin, 用下两式表示:

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

$$\text{purelin}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (8)$$

通过采集室内环境参数进行 BP 神经网络的模式训练,共采集 800 个数据样本,随机选择 500 个作为训练样本,剩余 300 个数据作为测试样本。根据式(6)来采用试错法确定隐含层神经元个数,其平均相对误差对比结果如表 1 所示。结果表明,神经元个数为 10 时,3 种气体的平均相对误差最小。最终选取隐含层神经元节点个数为 10。

3.2 PSO 优化 BP 神经网络模型

粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法是模拟鸟类觅食行为的一种新的进化计算方法。PSO 是基于粒子迭代寻找空间的最优解的一种全局动态寻优计算方法,通过在每次迭代过程中寻求全局最优 P_{ibest}^t 和个体极值 P_{gbest}^t 来不断调整自己的位置和速度^[14]。其迭代公式为:

表 1 不同隐含层神经元数的神经网络输出值与真实值的平均相对误差

BP神经网络隐含 层神经元个数	PM _{2.5} 平均 相对误差	VOC平均 相对误差	甲醛平均 相对误差	%
4	11.65	12.36	10.65	
5	9.86	10.23	16.25	
6	9.91	11.56	15.36	
7	10.62	12.45	15.23	
8	8.45	10.78	14.78	
9	7.56	9.68	10.23	
10	9.82	9.89	11.36	
11	8.76	9.76	11.56	
12	12.34	10.31	12.42	
13	11.63	12.56	12.36	
14	7.89	13.23	13.41	

$$V_i^{t+1} = w_i V_i^t + c_1 r_1 (P_{ibest}^t - X_i^t) + c_2 r_2 (P_{gbest}^t - X_i^t) \quad (9)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (10)$$

其中,式(9)为速度更新公式,式(10)为位置更新公式, w 为惯性因子, c_1 和 c_2 称为加速常数, $c_1, c_2 \in [0, 4]$ 。 r_1 和 r_2 为随机的数值, $r_1, r_2 \in (0, 1)$ 。

惯性权重 w 主要是用于平衡粒子的全局搜索能力和局部展开能力,其公式为:

$$w = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min})}{T_{\max}} T_i \quad (11)$$

式中: w_{\max} 和 w_{\min} ——最大、最小惯性权重;

T_{\max} 和 T_i ——最大迭代步数和当前迭代步数。

经过多次实验训练,设置粒子最大迭代次数为 150,种群规模设置为 40,惯性因子 w 设置为 0.8,学习因子 c_1 和 c_2 均为 2。由图 8 可知,PSO-BP 神经网络在迭代次数为 100 时达到最优。

BP 神经网络会由于初始值阈值和权值选取的不合理,导致收敛速度较慢,训练易陷入瘫痪,不具有全局搜索能力,容易出现局部极小值,同时进行大量的网络训练,易造成过度拟合。利用 PSO 算法对 BP 神经网络进行优化,解决 BP 神经网络的不足,经过反复多次的实验最终确定 BP 神经网络的阈值和权值。PSO-BP 神经网络算法流程图如图 9 所示。

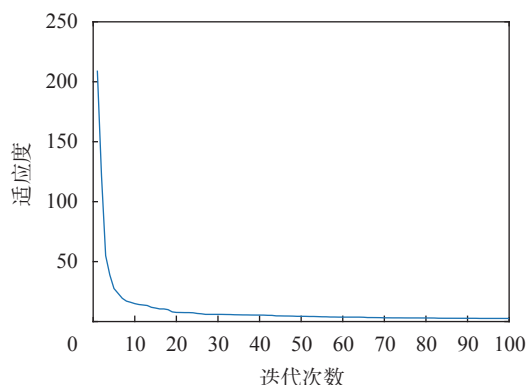


图 8 适应度曲线

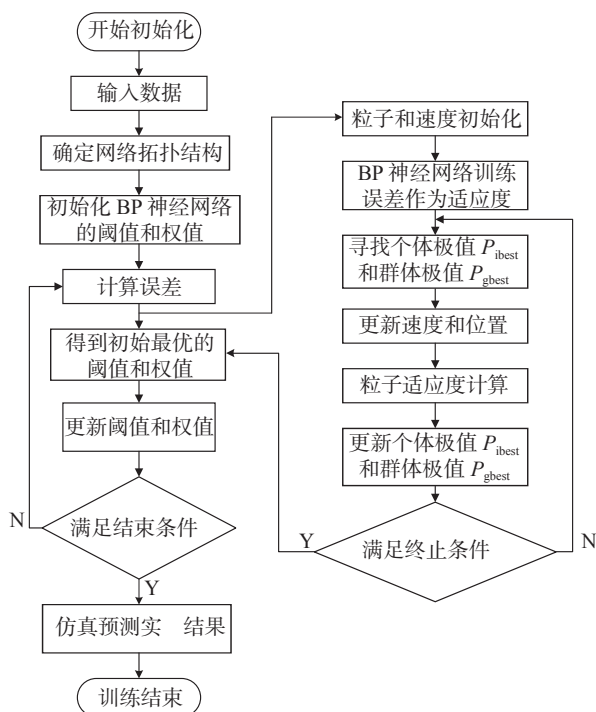


图 9 PSO 优化 BP 神经网络算法流程图

4 融合算法分析对比验证

4.1 算法性能指标

为了评估 BP 神经网络模型、PSO-BP 神经网络模型和 AW-BP 神经网络模型的性能, 本文采用平均绝对百分比误差 (MAPE) 和拟合度 (r^2) 对算法模型进行评价。其计算公式如下:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \frac{|z_t - x_t|}{z_t} \quad (12)$$

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^m (z_t - x_t)^2}{\sum_{t=1}^m (z_t - \bar{x}_t)^2} \quad (13)$$

式中: z_t 和 x_t ——第 t 次测试的实际值和算法模型输出值;

m ——测试总次数;

\bar{x}_t ——算法模型输出的平均值。

4.2 验证结果及分析

在室内各个房间布置传感器, 传感器每隔 2 min 采集一次环境信息, 为了将经过多传感器融合算法处理后的值和环境气体真实值做对比, 采用德国进口元特 SHY-6000 型精密手持测量仪对室内各个房间进行环境数据采集, 将手持仪采集到的数据作为室内环境的真实值。传感器共采集室内环境数据 800 个, 分别用 BP 神经网络模型、粒子群 (PSO) 优化 BP 神经网络模型以及自适应加权 (AW) 优化 BP 神经网络模型对 500 个数据样本进行训练, 经过反复的训练以及调整参数完成上述三种算法网络模型的训练, 保存网络并对剩下的 300 个测试样本数据进行测试。为了能够在图中清晰的展示结果, 随机选取 20 个样本数据作图, 测试结果如图 10~图 12 所示。

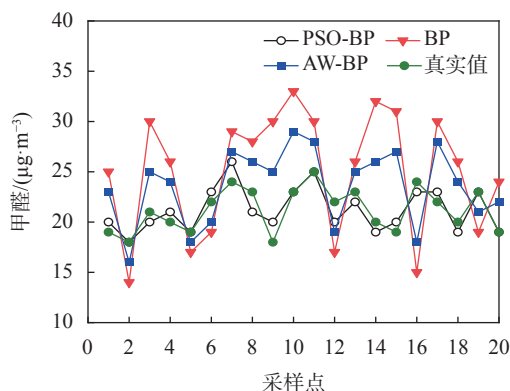
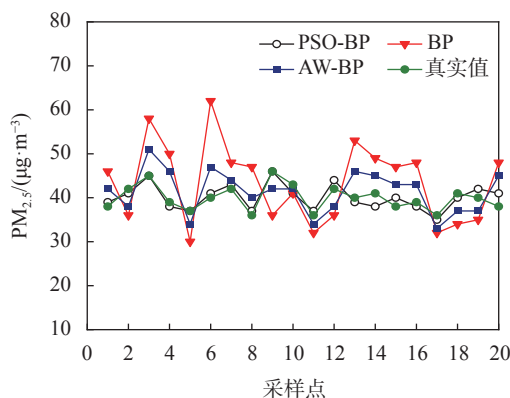


图 10 甲醛对比图

图 11 PM_{2.5} 对比图

由图可知, 自适应加权 (AW) 优化 BP 神经网络模型处理后的数据比 BP 神经网络模型处理后的数据更接近真实值, 用 PSO 优化 BP 神经网络模型处理后的数据比自适应加权 (AW) 优化 BP 神经网络模型处理后的数据更接近真实值, 证明了本文所

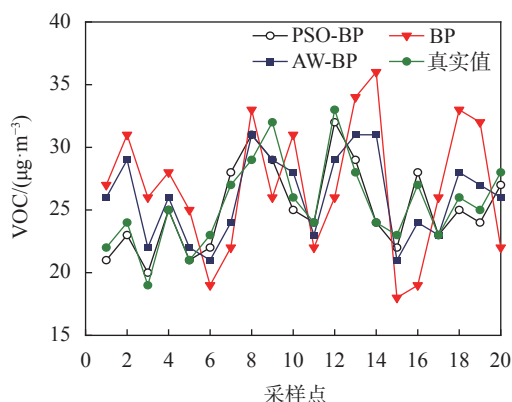


图 12 VOC 对比图

提出 PSO-BP 神经网络算法具有更高的融合精度。

使用 Matlab 的 profiler 计算三种算法运行 150 次的平均运行时间, 结果如表 2 所示。

表 2 三种算法平均运行时间

算法	BP	PSO-BP	AW-BP
平均运行时间/s	75.33	23.12	46.58

从表 2 可以看出, PSO-BP 算法的平均运行时间比 BP 算法短 69.31%, 比 AW-BP 算法短 50.36%, 大大提高了算法的性能, 能够有效降低传感器节点的能耗, 延长传感器寿命。

为了进一步分析和比较不同融合算法的融合性能, 本文以平均绝对百分比误差 (MAPE) 和拟合度 r^2 对算法模型进行对比分析。表 3 为三种算法模型对 300 组测试样本进行测试下 MAPE 和 r^2 结果, 由表 3 可知: PSO-BP 算法模型在平均相对误差和拟合度两种性能指标上均优于 BP 算法模型和自适应加权 (AW) 优化 BP 算法模型。经过 PSO 优化 BP 神经网络后甲醛、PM_{2.5}、VOC 的平均绝对百分比误差为 4.13%、3.41%、3.25%, 具有良好的优化效果。

表 3 三种算法模型的性能比较

算法模型	MAPE/%			r^2		
	甲醛	PM _{2.5}	VOC	甲醛	PM _{2.5}	VOC
BP	11.36	9.82	9.89	0.78	0.82	0.85
AW-BP	8.47	6.54	6.61	0.85	0.87	0.91
PSO-BP	4.13	3.41	3.25	0.91	0.92	0.93

5 结束语

针对多传感器数据融合精度低、稳定性差的问题, 提出了一种基于 PSO 优化 BP 神经网络多传感器数据融合算法。从实验数据分析发现: 1) 经过防脉冲干扰平均滤波算法的数据预处理和卡尔曼滤波

算法的同质传感器数据融合, 可以有效地减少数据波动, 得到最优数据集, 提高了系统的稳定性。2) 与 BP 神经网络和自适应加权 (AW) 优化 BP 神经网络算法相比, 基于 PSO 优化 BP 神经网络融合算法具有更短的平均运行时间和更高的数据融合精度。综上所述, 本文提出的数据融合算法具有良好的适用性, 能够满足室内环境监测系统的数据融合要求。

参考文献

- [1] DENG Z, WANG J. Multi-sensor data fusion based on improved analytic hierarchy process[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 9875-9895.
- [2] XU Y, CHEN B Z, HU Z C. Research for multi-sensor data fusion based on Huffman tree clustering algorithm in greenhouses[J]. *International Journal of Embedded Systems*, 2016, 8(1): 34-38.
- [3] ZHANG B C, LIN J Q, CHANG Z C, et al. The application of multi sensor data fusion based on the improved BP neural network algorithm[C]// 28th Chinese Control and Conference (2016 CCDC). IEEE, 2016: 1150-1154.
- [4] ZHANG K, WANG Z, GUO L, et al. An asynchronous data fusion algorithm for target detection based on multi-sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 59511-59523.
- [5] FERRER-CID P, BARCELO-ORDINAS J M, GARCIA-VIDAL J, et al. Multisensor data fusion calibration in IoT air pollution platforms[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(4): 3124-3132.
- [6] GUO L, WANG G, YU X. Design for indoor environment monitoring system based on embedded system and multi-sensor data fusion algorithm[J]. *International Journal of Smart Home*, 2016, 10(1): 31-40.
- [7] 高尚, 演明, 张洪泉. 基于 GD-FNN 算法的危化品气体传感器阵列数据融合[J]. *传感器与微系统*, 2020, 39(9): 146-149+153.
- [8] 王玉钟, 王焕钦, 胡俊涛, 等. 基于多传感器融合技术的微型空气质量监测系统优化设计 (英文)[J]. *大气与环境光学学报*, 2021, 16(4): 349-357.
- [9] 叶瑾, 许枫, 杨娟, 等. 一种基于多传感器的复合量测 IMM-EKF 数据融合算法[J]. *电子学报*, 2020, 48(12): 2326-2330.
- [10] WU J, YANG S X. Intelligent control of bulk tobacco curing schedule using LS-SVM-and ANFIS-based multi-sensor data fusion approaches[J]. *Sensors*, 2019, 19(8): 1778.
- [11] 聂琨, 陈海峰. 基于 NB-IoT 环境监测的多传感器数据融合技术[J]. *传感技术学报*, 2020, 33(1): 144-152.
- [12] 辛宇, 陈兴, 许素安, 等. 基于 GA-PSO-BP 的车辆动态称重算法研究[J]. *中国测试*, 2021, 47(7): 26-30.
- [13] 杨涛峰, 彭艺. 基于改进 PSO 的 ARIMA-SVM 空气质量预测研究[J]. *云南大学学报(自然科学版)*, 2020, 42(5): 854-862.
- [14] 崔萌洁, 卢文科, 左锋. 基于 PSO-BP 模型的扩散硅压力传感器温度补偿[J]. *中国测试*, 2019, 45(11): 95-100+125.

(编辑: 谭玉龙)