

多传感器数据融合车间环境监测系统设计

常 胜, 杨静萍, 姚永康, 司嘉奇

(大连民族大学 机电工程学院, 辽宁 大连 116650)

摘 要: 针对车间生产企业对数量众多的车间环境的监测需求, 采用工业物联网技术结合多传感器数据融合算法对车间环境进行实时监测。在各车间采集点布置数据采集终端实时采集车间环境数据, 并通过 Lora 无线通信方式将终端采集的车间环境数据传输至边缘网关; 在边缘网关部署多传感器数据融合算法, 提出一种两级融合的多传感器数据融合方法, 旨在提高多源数据融合的准确性和可靠性。实验结果表明, 系统运行稳定, 监测效果理想, 融合算法结果可以反映车间环境状况, 为企业车间环境监测提供一种有效解决方案。

关键词: 车间环境监测; 数据采集终端; Lora; 多传感器数据融合

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

Design of Workshop Environmental Monitoring System Based on Multi-sensor Data Fusion

CHANG Sheng, YANG Jingping, YAO Yongkang, SI Jiaqi

(School of Electromechanical Engineering, Dalian Minzu University, Dalian Liaoning 116650, China)

Abstract: In view of the environmental monitoring needs of workshop manufacturers for a large number of workshops, the industrial Internet of Things technology combined with multi-sensor data fusion algorithm is used to monitor the workshop environment in real time. The data collection terminals are arranged at each workshop collection point to collect the workshop environmental data in real time, and the workshop environmental data collected by the terminal is transmitted to the edge gateway through Lora wireless communication, and then the multi-sensor data fusion algorithm is deployed at the edge gateway, and a multi-sensor data fusion method with two-level fusion is proposed, which aims to improve the accuracy and reliability of multi-source data fusion. The experimental results show that the system runs stably, the monitoring effect is ideal, and the results of the fusion algorithm can reflect the environmental conditions of the workshop, which provides an effective solution for the environmental monitoring of the enterprise workshop.

Key words: workshop environmental monitoring; data acquisition terminals; Lora; multi-sensor data fusion

车间环境因生产需求和工艺复杂而日益多样化和复杂化。车间环境与员工健康息息相关, 在某些加工过程中, 车间常常出现粉尘、温度、

湿度等指标超出规定范围的情况, 影响工作人员的工作舒适度; 某些产品在加工生产时对生产环境的要求严格, 要求有合适的温度、湿度、

收稿日期: 2024-07-15; 最后修回日期: 2024-12-04

作者简介: 常胜 (2000-), 男, 内蒙古乌兰察布人, 大连民族大学机电工程学院硕士研究生, 主要从事物联网、多传感器数据融合计算研究。

通信作者: 杨静萍 (1980-), 女, 回族, 内蒙古呼和浩特人, 副教授, 博士, 主要从事工业工程、企业信息化、质量管理、生产管理等基础与应用研究, E-mail: yjp@dlnu.edu.cn。

光照强度^[1]。因此为了保证员工有舒适的工作环境, 产品有合适的生产环境, 需要针对各类车间搭建智能化车间环境监测系统。传统的车间环境监测和环境数据分析主要依靠人工, 现场数据采样和分析需要专业人员操作, 成本高且人为误差大。随着工业物联网技术的不断发展, 中国在物联网环境监测方面取得了阶段性的成功, 以传感器、无线通信、云计算等技术为基础的相关环境监测应用研究初见成效, 如在印刷包装车间环境监测系统中以工业物联网技术为基础, 利用 VOCs 气体浓度传感器监测车间印刷过程中产生的 VOCs 工业有机废气, 通过 NB-IOT 5G 通信技术将监测数据传送至云平台可视化展示, 以此实现对印刷车间环境的监控^[2]; 焊接车间基于 PLC 控制核心, 用在线粉尘浓度传感器、四合一气体检测仪等实时监测焊接车间环境, 同时设定报警阈值, 当粉尘浓度超过设定值驱动风扇进行除尘, 以解决焊工“吸烟”问题^[3]。现在对车间环境的研究虽然可以通过传感器、无线通信等技术获得车间环境各项指标数据, 解决了传统依靠人工采集的问题, 但只是简单地对数据进行可视化, 环境数据还需人工分析, 对车间环境状况的整体把握还有待完善。

本文利用工业物联网技术在对车间环境数据进行采集的同时, 在边缘网关部署多传感器融合算法, 不仅可以获得车间环境数据, 还可

以提高多源数据融合的准确性和可靠性, 且融合算法结果可以直观反映车间环境状况。

1 系统整体设计

车间环境监测系统整体架构如图 1。与传统物联网架构不同的是, 引入边缘层, 系统由“云-边-端”三层物联网架构构成, 分别是云端层、边缘层和终端层。

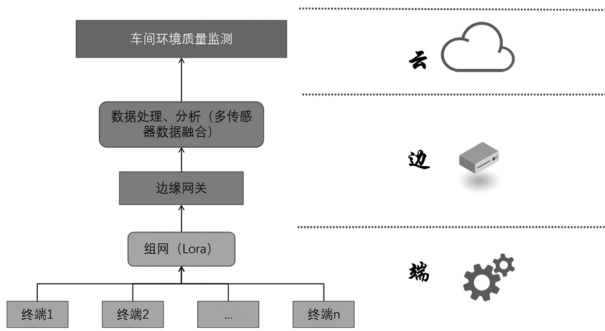


图 1 车间环境监测系统整体架构

终端层主要由车间环境数据采集终端构成, 负责全面获取各车间环境所要监测的各种原始数据, 数据的获取依靠数据采集终端上的各种传感器, 传感器将周期性地获取车间环境信息。数据传输采用 Lora 无线通信技术, 可以实现长距离通信, 即使工厂内相距很远的车间也可以保持稳定的通信连接^[4]。数据采集终端需长时间开启以获取数据, 采用低功耗通信, 电池使用时间更长, 减少了更换电池的频率和维护成本。Lora 与其他通信技术比较结果见表 1。

表 1 通信技术比较结果

通信技术	工作频段 /Hz	支持低功耗	通信距离 /m	传输速率 /bps	成本	主要应用
蓝牙	2.4G	是	10	1M	中等	语音
WiFi	2.4G	否	30	11M	高	Web
NB-IOT	1GHz 以下付费	是	15 000	100-250 k	高	传感器、控制
Lora	1GHz 以下免费	是	10 000	50 k	低	传感器、控制

边缘层由边缘网关构成, 是边缘层中的关键设备, 在数据接收、存储、向云端平台发送数据的基础功能上增加边缘计算能力。本文在边缘网关部署多传感器融合算法, 处理数据采集终端发送的车间环境原始数据。监测系统中的边缘网关选取树莓派作为边缘网关硬件开发平台。树莓派基于 ARMA 内核, 板载 USB 接口以太网接口且支持多种通信协议。网关配置 Lora 通信接收装置, 接收各车间采集点 Lora 信

号。边缘网关结合多传感器融合方法, 以融合处理车间环境原始数据, 融合后将结果发送至云端层。

云端层由云端平台构成, 负责接收边缘网关发送的融合处理后的车间环境数据, 进行数据可视化展示, 同时平台对车间环境异常情况给予报警提示。通过云端平台, 车间管理者可以清晰地了解车间环境状况。车间环境监测系统技术路线如图 2。

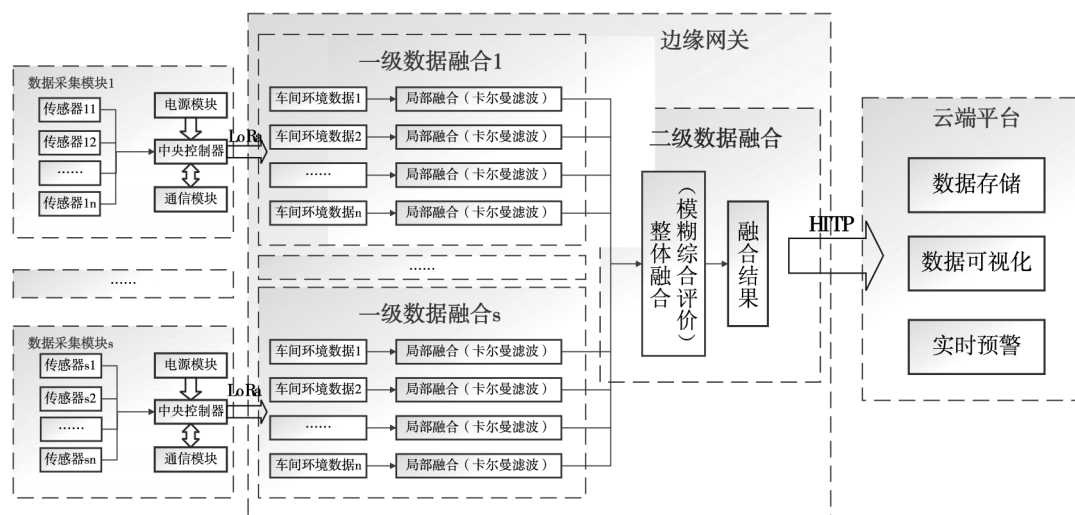


图 2 车间环境监测系统技术路线图

2 系统硬件设计

2.1 数据采集终端设计

数据采集终端对各车间的各类环境信息进行采集。终端分为三个模块：传感模块、通信模块和电源模块。数据采集终端结构图如图 3。

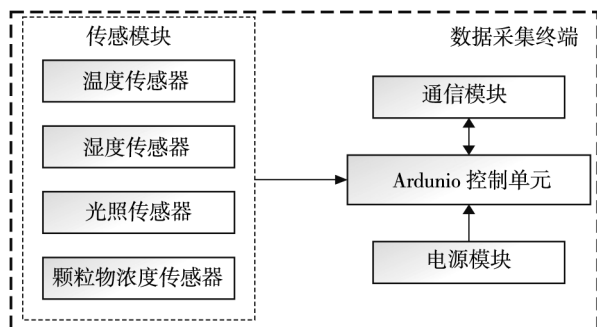


图 3 数据采集终端结构图

数据采集终端以 Arduino 为核心控制各种传感器，其处理核心是 ATMEGA328P，有 14 个数字输入/输出引脚（其中 6 个可用作 PWM 输出），6 个模拟输入，16 MHz 晶振时钟，USB 连接，电源插孔，ICSP 接头和复位按钮。

传感模块主要由温度传感器、湿度传感器、光照传感器和颗粒物浓度传感器构成，分别用来获取车间的温度、湿度、光照强度和颗粒物浓度环境数据。选取 DS18B20 温度传感器；DHT11 湿度传感器；采用 GY30 数字光照传感器采集车间光照强度，BH1750FVI 芯片；GP2Y1014AUF 粉尘颗粒物浓度传感器用于采集车间环境内的颗粒物浓度数据，通过电压模拟信号输出，具体浓度 $C=1000(V \cdot k - b)$ ，其中 V 为传感器输出的模拟电压值， $k=0.1667$ 为传感器电压与浓度转换

系数， $b=0.1$ 为传感器的电压偏移量。

通信模块采用 Lora 通信模块，SX1278Lora 无线通信模块可基于地址一对一、一对多、多对多进行数据通信。本研究采用一对多的收发模式，在每个数据采集终端上均连接 Lora 通信信号发送模块，Arduino 将控制 SX1278Lora 发送各传感器获取的数据到边缘网关。

数据采集终端需自由地布置在各车间且需要长时间工作，放弃使用传统 USB 数据线供电方式，电源模块使用外接电池独立供电，在 Arduino 的 DC 插头连接一个可放置两节 5 550 mWh 能量的 3.7 V 锂电池电池盒。Lora 无线通信、独立供电使得数据采集终端可以自由地布置在车间各采集点，无须布线且监测范围更大。

2.2 边缘网关设计

网关供电由树莓派的 USB 口实现，电源部分通过 AMS1086 系列芯片实现。Lora 模块的 TTL 电平不适用于计算机，因此在 Lora 模块与树莓派之间采用 UART 无线串口模块 USB 转 TTL 转接板。网关接收到数据采集终端采集的数据后进行数据融合处理，网关对融合处理过的数据进行存储并上传。网关采用 HTTP POST 请求的方式将数据上传至云端，它将数据打包成 JSON 格式，通过 HTTP POST 请求发送到指定的 URL。上传的 URL 是使用 HTTP API 提供的云平台服务的端点，其中包含设备 ID 和数据流 ID 等信息，以便将数据发送至正确的设备和数据流中，在 HTTP 请求的头部添加 API 密钥以进行身份验证，并使用 POST 方法发送请求。网关总体架构设计如图 4。

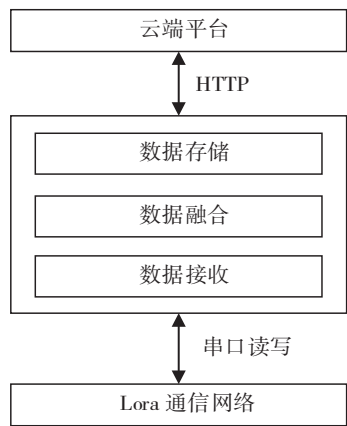


图 4 网关总体架构设计

3 系统软件设计

3.1 数据采集程序设计

数据采集程序设计利用 Arduino-IDE 开发环境平台进行编程。终端硬件搭建完成后，将 Arduino 开发板连接到电脑进行程序烧写，在终端通电后，首先进行各模块初始化，初始化完成后各传感器实时采集车间环境信息，包括：车间温度、湿度、光照强度和颗粒物浓度信息。采集到数据之后进行打包，通过 Lora 无线通信模块将数据传输至边缘网关，数据采集软件流程如图 5。

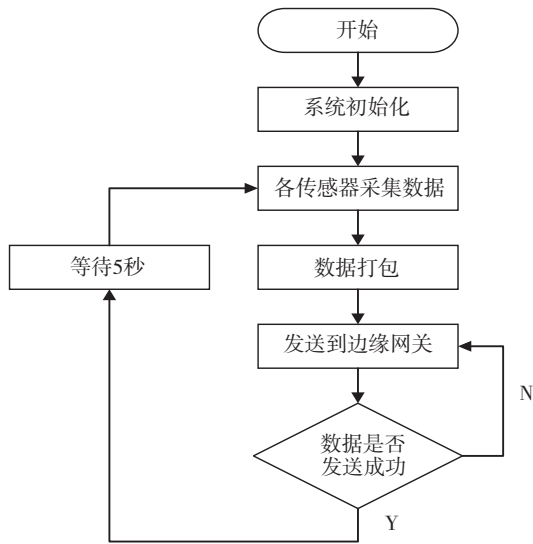


图 5 数据采集流程图

各传感器数据采集流程较为相似，以光照传感器模块为例进行说明。选用 GY30 数字光照传感器，GY30 是一款采用 BH1750 芯片的数字输出感光模块。首先对传感器设备进行初始化，设备初始化后，单片机发送寄存器地址（7 位）和写命令（1 位），待传感器应答后发送读命令，读取寄存器数据，寄存器读取的值并

不是光照强度值，需进行数据转化，通过计算得到当前光照强度值，光照强度数据采集流程图如图 6。

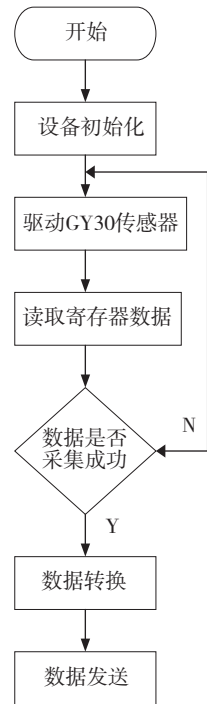


图 6 光照强度数据采集流程图

3.2 网关程序设计

边缘网关采用树莓派核心控制，具有较强的计算性能和丰富的资源，可以处理大量的数据以及复杂的计算任务，适合在边缘层做边缘计算。边缘网关连接 Lora 通信接收设备，接收各车间数据采集终端传来的数据包；接收之后对数据包做解析处理，得到车间环境数据，将环境数据输入融合模型中做数据融合处理；融合后网关对数据进行存储并上传，边缘网关程序流程图如图 7。

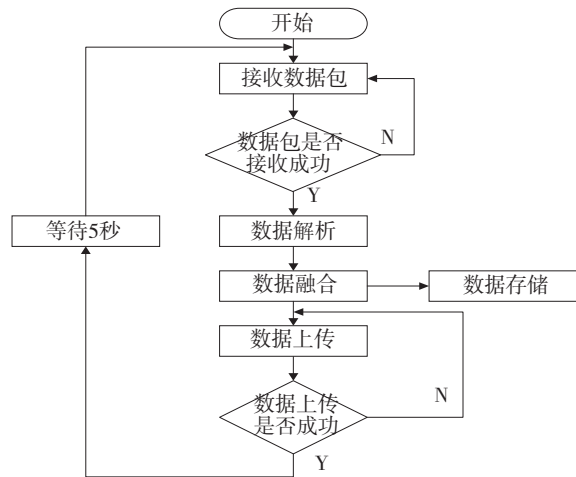


图 7 边缘网关程序流程图

4 数据融合模型构建

4.1 数据预处理

传感器工作时,可能会出现数据异常或误差较大,这将直接影响数据融合的结果和系统整体性能。因此,需在数据融合之前对采集的初始数据进行预处理,剔除对系统造成影响的数据。判断采集数据是否存在较大差异的方法有格罗布斯准则、狄克松准则和罗曼诺夫斯基准则等^[5],本研究选择罗曼诺夫斯基准则进行异常值判别。

罗曼诺夫斯基准则是一种统计方法,主要用来识别并剔除数据中的异常值。该准则基于正态分布假设,通过比较观察值与均值之间的偏差识别异常值。其基本原理是在正态分布假设下,绝大多数数据点应集中在均值附近,并且随着距离均值的增加,数据点的出现频率会逐渐降低。罗曼诺夫斯基准则利用均值和标准差度量数据的集中程度和分散程度,进而判断一个观察值是否偏离了正常范围。首先计算时间序列中观察值的均值 μ 和标准差 σ ,其次设置阈值,阈值通常是标准差的倍数,对于每个观测值,计算其与均值的绝对值,并将其与阈值相比。如果偏差超过了阈值,则视为异常值。数学公式表达如下:

$$|x_i - \mu| > k \cdot \sigma \quad (1)$$

式中: x_i 是第 i 个观测值; μ 是均值; σ 是标准差; k 是阈值倍数。当 $|x_i - \mu|$ 超过阈值时,将观测值判定为异常值。

对于实时数据,不能同批处理数据一样简单计算整体的均值和标准差判断异常值。需要使用一种动态的方法检测异常值,本文通过设置滑动窗口实现。定义一个固定大小的滑动窗口,该窗口包含最近一段时间内的数据;每当新数据到达时,将其添加到滑动窗口,并移除窗口中最早的数据,以保持窗口大小不变;在每次更新滑动窗口时,重新计算窗口内数据的均值和标准差;使用罗曼诺夫斯基准则判断实时数据是否异常,当判断为异常时,将异常数据剔除,当判断正常时,将其加入窗口并且重新计算窗口内数据均值与标准差。滑动窗口工作流程图如图 8。

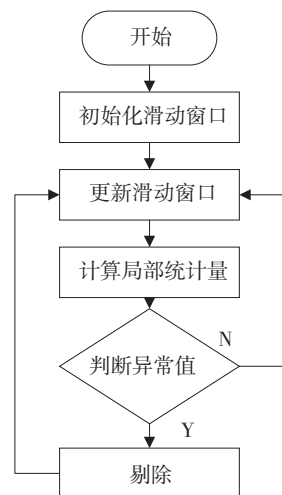
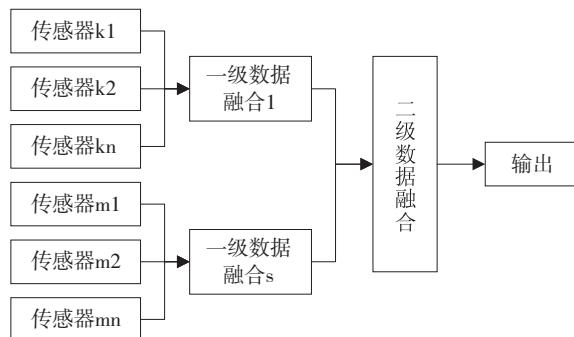


图 8 滑动窗口工作流程图

4.2 数据融合

数据融合在融合形式上可划分为串行融合、并联融合和混合融合三种形式^[6]。其中,混合数据融合是串行数据融合和并行数据融合相结合的一种数据融合结构,结构比另外两种较复杂,但融合能力更强,容错性能较好,多用于多级数据融合。本文数据融合结构采用二级数据融合的混合融合结构。混合数据融合结构如图 9。

图 9 混合数据融合



以一级融合处理后的数据为基础,对异类传感器采用模糊综合评价算法进行二级决策融合处理,融合结果可以作为车间环境整体舒适情况,帮助管理者了解环境状态,从而制定相应方案进行调节和控制。

4.2.1 一级融合

(1) 卡尔曼滤波算法。将每个采集点处数据采集终端同类型的每个传感器采集的数据用卡尔曼滤波算法进行一级局部融合处理,降低噪声,提高车间环境数据精度和稳定性。在实际的车间环境监测中,数据采集常会受到噪声干扰,导致数据的准确性和稳定性下降。本文采用卡尔曼滤波算法对同类传感器进行一级数据融合。卡尔曼

滤波是一种基于线性系统状态方程的优化算法, 通过输入观测数据, 对系统状态进行最优预估, 以去除噪声并恢复真实数据的一种数据处理技术^[7]。

卡尔曼算法主要有预测和更新两个阶段。在预测阶段, 根据系统动态模型, 利用当前的状态估计和控制输入, 预测系统在下一个时间步的状态以及状态的协方差。假设系统的状态由一个状态向量表示, 记作 x_k , 表示时间 k 时的状态。系统的动态模型由状态转移矩阵 A_k 和控制输入向量 B_k 表示, u_k 为 k 时刻的系统控制量, W_k 为系统的过程噪声。

预测状态:

$$\hat{x}_k = A_k \cdot x_{k-1} + B_k \cdot u_k + W_k \quad (2)$$

观测方程:

$$Z_k = H_k X_k + V_k \quad (3)$$

式中: Z_k 为 k 时刻的测量值; V_k 为系统测量噪声; H_k 为观测矩阵。

预测状态协方差:

$$\hat{P}_k = A_k \cdot P_{k-1} \cdot A_k^T + Q_k \quad (4)$$

式中: Q_k 为过程噪声方差。在更新阶段, 首先要获得新的观测数据, 然后通过预测的状态和观测数据进行比较, 计算卡尔曼增益, 最后利用增益将预测的状态更新为最优的状态估计。假设观测数据为观测向量 z_k , 观测矩阵为 H_k , 同时考虑观测噪声 R_k 。

计算卡尔曼增益 K_k :

$$K_k = \hat{P}_k \cdot H_k^T \cdot (H_k \cdot \hat{P}_k \cdot H_k^T + R_k)^{-1}; \quad (5)$$

更新状态估计:

$$x_k = \hat{x}_k + K_k \cdot (z_k - H_k \cdot \hat{x}_k); \quad (6)$$

更新状态协方差:

$$P_k = (I - K_k \cdot H_k) \cdot \hat{P}_k \quad (7)$$

式中: P_k 为时间 k 时的状态协方差矩阵; I 为单位矩阵; u_k 为时间 k 时的控制输入向量。

(2) 卡尔曼滤波参数设置。卡尔曼滤波参数需要根据实际应用进行设置。本次算法应用在工业车间环境监测, 车间是一个具有流通性的空间, 并不是一个密闭空间, 因此会与外界空间进行热量交换^[8], 存在过程噪声。工业车间环境属于一维系统, 卡尔曼滤波方程应为一维状态下的方程, $A_k=H_k=1$, X_0 取温度、湿度、光照强度、颗粒物浓度各测量初始值。

过程噪声 W_k 和系统测量噪声 V_k 对应方差分别为 Q_k 、 R_k , 其中, R_k 通常由传感器的精度确定, 使用传感器制造商提供的测量误差作为初始估计

值, 而 Q_k 则反映系统过程的噪声大小, 其设定越小, 融合曲线越光滑^[9]。由于卡尔曼滤波是一种递归估计过程, 无法直接从数据中显式得出 Q_k 和 R_k 的最佳值, 通常初始时用合理的默认值, R_k 直接从传感器的测量误差中估计, 而 Q_k 需要通过实验或数据驱动的算法进行调整。一般情况下, 如果滤波响应过于迟缓, 可能表明 Q_k 设置过小; 而如果滤波结果不稳定或波动过大, 则可能是 R_k 设置过小。为优化两个参数, 可以采用基于数据的统计方法, 例如残差协方差分析或最大似然估计法, 通过计算卡尔曼滤波输出的预测值和实际测量值的差异, 逐步估计 Q_k 和 R_k 的合理值。本文在基于经验设置初始值的基础上, 结合实际测量值与预测值的误差, 逐步确定 Q_k 和 R_k , 提升了滤波器的融合效果和稳定性。

4.2.2 二级融合

通过卡尔曼滤波算法将同类传感器数据进行一级数据融合之后, 得到车间环境真实数据。为帮助车间管理者了解车间环境整体情况, 本文采用模糊综合评价算法对异类传感器数据进行二级决策融合。

模糊综合评价算法是一种多指标决策方法, 将多个指标信息进行综合, 基于模糊逻辑和模糊集合理论, 通过定义隶属度函数和权重计算得出多指标综合评价结果^[10]。首先确定评价对象的因素, n 个评价指标, $u=\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, 本文中 u_1 、 u_2 、 u_3 、 u_4 分别代表温度、湿度、光照强度和颗粒物浓度值。确定评价等级, $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 本文中 v_1 、 v_2 、 v_3 、 v_4 、 v_5 分别代表车间环境质量状况舒适、较舒适、一般、不舒适和极不舒适。选择高斯型函数构建各指标对评价等级的隶属度函数。

高斯型隶属度函数是模糊逻辑中的一种函数形式, 用来描述输入值与模糊集的隶属关系:

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中: x 是输入值, 为一级数据融合处理过后的温度、湿度、光照强度、颗粒物浓度值; c 为隶属度函数的中心; σ 为标准差。定义基于高斯型隶属度函数的规则库, 根据每个车间环境指标的实际值计算其隶属度。本文采用熵值法计算权重, 熵值法是一种计算多指标权重的方法, 它基于信息熵的概念, 通过评估指标的不确定性确定其权重。对于一组指标, 如果某个指标的变异性较大,

即信息熵较高, 对应权重则较低; 反之如果某个指标的变异性较小, 即信息熵较低, 对应权重则较高。计算信息熵:

$$H_i = - \sum_{j=1}^n P_{ij} \log_2(P_{ij}) \quad (9)$$

式中: H_i 表示指标 i 的信息熵, P_{ij} 表示指标 i 在第 j 个样本中的标准化值, n 表示样本数量。根据信息熵计算指标的权重:

$$W_i = \frac{1 - H_i}{\sum_{i=1}^m (1 - H_i)} \quad (10)$$

得到权重后用加权求和的方式对各个规则的隶属度进行加权求和, 得到综合隶属度, 根据综合隶属度的值判断舒适等级, 从而得到评价等级。

5 实验与结果分析

根据系统硬件设计, 搭建数据采集终端和边缘网关。数据采集终端以 Arduino 开发板为核心, 连接 DS18B20 温度传感器、DHT11 湿度传感器、GY30 数字光照强度传感器和 GP2Y1014AUF 粉尘颗粒物浓度传感器, 连接后系统软、硬件各模块进行联调。数据采集程序设计利用 Arduino-IDE 开发环境平台进行编程, 创建项目后选择开发板型号为 Arduino UNO, 设置端口、波特率等, 导入各传感器所需库函数, 完成数据采集程序。经过测试发现, 数据采集终端工作正常, 车间温度、湿度、光照强度、颗粒物浓度数据可每隔 5 秒进行采集, Lora 通信模块能够稳定工作, 车间环境数据可以稳定地从数据采集终端发送, 边缘网关接收。边缘网关主要由树莓派构成, 首先完成对树莓派的基本配置, 包括烧录镜像文件、配置网络连接等。边缘网关接收数据后进行数据融合处理, 一级融合采用卡尔曼滤波算法进行处理。

在一天当中的任意时刻在车间五个采集点各

采集温度、湿度、光照强度和颗粒物浓度数据 30 组, 共有数据 150 组, 以车间温度指标为例验证一级数据融合效果。对同类型的多个温度传感器采集的数据依次使用卡尔曼滤波算法、自适应滤波算法进行数据融合, 两种算法结果对比如图 10。

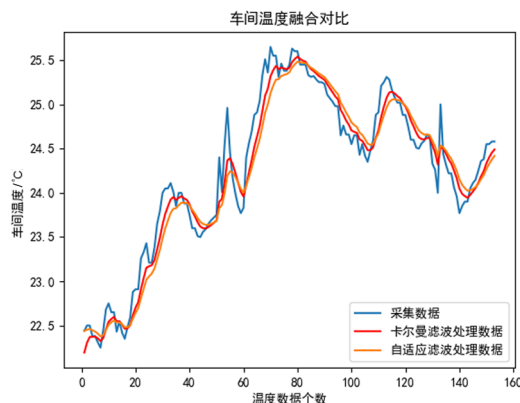


图 10 车间温度一级融合结果

从图 10 中可以看出, 经过卡尔曼滤波处理过的温度数据与传感器采集的温度数据非常接近, 滤波处理的数据保留了采集数据整体趋势变化, 在某些点上, 处理过后的数值更平滑, 说明经过处理的数据减少了噪声的影响, 更接近真实值; 自适应滤波处理过的数据虽然有测量数据整体趋势变化, 但是结果偏差要高于卡尔曼滤波算法。

以拟合度、平均绝对误差、均方根误差和平均绝对百分比误差四个评价指标值对两种算法的融合效果进行对比, 结果见表 2。从评价指标上看, 卡尔曼滤波的拟合度更接近于 1, 表明其预测结果与实际高度相关。此外, 卡尔曼滤波算法的均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分比误差也均低于自适应滤波算法。因此, 卡尔曼滤波算法在一级数据融合处理上优于自适应滤波算法。

表 2 两种融合方法性能对比

数据参数	一级融合算法	拟合度	均方根误差	平均绝对误差	平均绝对百分比误差
温度	卡尔曼滤波	0.958	0.185	0.147	0.603
	自适应滤波	0.872	0.246	0.196	0.803

一级数据融合后的各类传感器数据为二级决策融合的输入数据。二级决策融合采用模糊综合评价算法。首先确定评价指标为温度、湿度、光照强度和颗粒物浓度, 数据为经过卡尔曼滤波处理后的 150 组数据。采用高斯型隶属度函数计算隶属度, 基于实际车间工作环境中人们对于舒适度和安全性的研究结果: 温度中心值设置为 23.5 °C, 标准差设置为 1.5; 湿度中心值

设置为 55%, 标准差设置为 10; 光照强度中心值设置为 850 lx, 标准差设置为 80; 颗粒物浓度中心值设置为 0.028 mg · m⁻³, 标准差设置为 0.007。权重计算采用熵值法计算, 隶属度和权重经过加权平均得到综合评价隶属度。综合评价分为五个等级: 舒适、较舒适、一般、不舒服和极不舒服, 最终二级融合结果 (其中十组数据) 见表 3。

表 3 车间环境二级融合结果

序列	温度 /℃	湿度 /%	光照强度 /lx	颗粒物浓度 /(mg · m ⁻³)	综合隶属度	评价等级
1	22.44	55	800	0.030	0.881 3	舒适
2	22.50	60	900	0.025	0.835 4	较舒适
3	22.50	58	820	0.029	0.916 5	舒适
4	22.38	50	650	0.033	0.607 3	一般
5	22.42	52	860	0.020	0.865 1	一般
6	24.26	56	840	0.024	0.898 8	舒适
7	25.46	56	810	0.023	0.865 1	舒适
8	25.33	57	830	0.026	0.843 6	较舒适
9	24.08	49	780	0.029	0.859 4	舒适
10	23.99	47	800	0.026	0.863 8	舒适

通过模糊综合评价算法将车间温度、湿度、光照强度和颗粒物浓度进行融合,可以得到车间环境等级状况,帮助全面了解车间的舒适度和安全性。这种方法能够将多种影响指标进行融合量化分析,从而更准确地反映车间环境状况。

云端平台主要对车间环境信息做可视化展示如图 11。车间环境质量监测平台实时监测模块

可以实时显示车间环境的温度、湿度、光照强度、颗粒物浓度,同时平台对温度、湿度两个重要指标进行 24 小时监测,直观地反映车间温度、湿度的趋势变化;平台实时报警监测模块可以随时记录车间环境指标异常情况;环境舒适等级模块显示车间环境舒适等级同时记录月内报警次数、报警参数因子等信息。



图 11 车间环境监测云平台

6 结 语

本文设计了一种多传感器数据融入的车间环境监测系统,车间环境信息以 Arduino 开发板为核心做数据采集终端,利用各种传感器对车间环境数据进行实时采集,通过 Lora 无线通信技术将数据传输至边缘网关做数据融合处理。数据融合前,设置滑动窗口对实时数据用罗曼诺夫斯基准则进行数据预处理,对异常值进行剔除。数

据融合采用二级融合模型架构对车间环境数据进行融合,一级数据融合采用卡尔曼滤波算法对同类传感器数据进行融合,通过算法降低噪声,提高了车间环境数据精度和稳定性,二级决策融合采用模糊综合评价算法对异类传感器数据进行融合,得到车间环境整体的舒适等级。此系统能够较好地实现车间环境监测的实时性、精确性和稳定性,为企业提供重要环境信息。

(下转第 46 页)

尺度融合的石鼓文识别网络。该方法通过修改 EfficientNetV2-S 中的注意力机制,并引入多尺度融合模块,显著提升了对原石鼓文和临摹版石鼓文的识别能力。通过消融实验和对比实验,验证了本方法相较于其他方法的有效性和优势,显示出较大的实用性。该方法不仅对石鼓文识别具有重要意义,也为中华文化与书法的传承提供了技术支持,是古文识别领域具有前景的方法。

参考文献:

- [1] 书法理想. 石刻之祖《石鼓文》释文及注释 [EB/OL] (2023-07-14) [2024-08-09]. https://k.sina.com.cn/article_5455079180_14525e70c01901buaw.html.
- [2] 麦良廷, 梁艳, 潘家辉, 等. 基于改进 DenseNet 网络的书法字体识别算法 [J]. 计算机系统应用, 2022, 31 (2): 253-259.
- [3] 许嘉谕, 林楚烨, 陈志涛, 等. 基于深度学习的手写书法字体识别算法 [J]. 计算机系统应用, 2021, 30 (2): 213-218.
- [4] 李金金, 徐向紘, 龚心满. 基于 StarGANv2 的多风格字体生成研究 [J]. 中国计量大学学报, 2022, 33 (1): 73-82.
- [5] 李凯, 邓杰荣, 张鑫, 等. 基于人工智能的大篆字体识别系统研究与验证 [J]. 微纳电子与智能制造, 2020, 2 (1): 122-126.
- [6] 毛亚菲, 毕晓君. 改进 ResNeSt 网络的拓片甲骨文字识别 [J]. 智能系统学报, 2023, 18 (3): 450-458.
- [7] 李沿增. 基于目标检测和知识图谱的古文字识别研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- [8] 刘金字. 基于象形特征一致性的零样本小篆识别研究 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2023.
- [9] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows [C] //Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. Montreal: ICCV, 2021: 10012-10022.
- [10] 陈明, 陈炳权, 夏蓉. 基于轻量级 Transformer 模型的秦简文字识别算法 [J/OL]. 计算机仿真, 1-10 [2024-08-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3724.TP.20231220.1548.002.html>.

(责任编辑 王楠楠)

(上接第 35 页)

参考文献:

- [1] 刘虎华, 曹邦新, 伍德雨. 纺织企业粉尘职业危害风险评价及控制措施 [J]. 冶金管理, 2019 (15): 141-142.
- [2] 邓博旗. 基于 NB-IoT 5G 通讯技术的印刷包装车间环境监测系统研究 [D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
- [3] 张乔军. 焊接车间环境监测与智能控制系统应用 [J]. 智能矿山, 2023, 4 (3): 85-88.
- [4] 邵泽华. LoRa 通信技术在智能燃气表的应用 [J]. 煤气与热力, 2017, 37 (2): 39-42.
- [5] 单丽萍, 兰时勇, 张建伟. 浮动车数据和视频传感器数据的融合算法分析 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35 (3): 1051-1055.
- [6] 马鑫, 王鹤, 李世国, 等. 产量数据误差的识别与过滤方法研究 [J]. 中国农机化学报, 2016, 37 (11): 139-145.
- [7] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [8] 符安迪, 朱允民. 过程噪声和量测噪声多步相关的卡尔曼型滤波 [J]. 四川大学学报 (自然科学版), 2009, 46 (5): 1237-1240.
- [9] 刘陈男, 罗恒. 基于改进卡尔曼算法的室内温度数据融合 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32 (1): 179-184.
- [10] 聂琿, 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.

(责任编辑 赵环宇)