Multi-Sensor Data Fusion Technology Based on NB-IoT Environment Monitoring*

NIE Hui, *CHEN Haifeng**

(*School of Electronic Engineering*, *Xi'an University of Posts and Telecommunications*, *Xi'an* 710121, *China*)

Abstract: In order to make an effective comprehensive evaluation of environmental quality, the environmental monitoring system built by NB-IoT technology and sensor technology is used to conduct multi-sensor data fusion research on the collected environmental factors such as temperature, humidity, formaldehyde, PM2.5 and TVOC. In the same time, the two-level parallel fusion method is adopted to evaluate the environmental quality. Before data fusion, median filtering is used to eliminate abnormal data. Then, the Kalman filter algorithm is used to fuse multiple sets of similar sensors to obtain the best value of it. Finally, the fuzzy comprehensive evaluation method is used to fuse the different types of sensors at the decision-making level, in which the weight value is determined by the entropy method and the membership function is Gaussian. The different environment scenarios are tested by using the above algorithms, and the simulation results show that multi-sensor data fusion can obtain more abundant and effective environmental information, overcome the simplicity and limitation of single-factor sensor for environmental quality assessment, and improve the reliability and accuracy of the overall environmental quality assessment.

Key words: NB-IoT; parallel fusion; fuzzy comprehensive evaluation; Kalman filter; fuzzy entropy method

EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2020.01.025

基于 NB-IoT 环境监测的多传感器数据融合技术*

聂 珲, 陈海峰*

(西安邮电大学电子工程学院, 西安 710121)

摘 要: 为了有效的对环境质量进行综合评价, 结合窄带物联网(NB-IoT)技术和传感器技术构建的环境监测系统, 对采集的温度、湿度、甲醛、粉尘(PM2.5)和总挥发有机化合物(TVOC)等环境因素进行多传感器数据融合研究。采用两级并联型融合方式对环境质量进行评价, 融合前对采集的数据进行中值滤波剔除因外界干扰产生的异常数据; 其次利用卡尔曼滤波算法对多组同类传感器数据融合, 得到最佳的同类传感器值; 最后运用模糊综合评价法将上一级融合后的各异类传感器进行决策层融合, 其中的权重值由熵值法确定, 隶属度函数采用高斯型。运用上述算法分别对不同环境场景进行测试, 仿真结果表明通过多传感器数据融合能够获取更加丰富且有效的环境信息, 消除单因子传感器对环境质量评价的简单性和局限性, 提高整体环境质量评价的可靠性与准确性。

关键词: NB-IoT; 并联型融合; 模糊综合评价; 卡尔曼滤波; 熵值法

中图分类号: X830.2 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2020)01-0144-09

随着全球经济的迅猛发展, 中国的经济自改革开放 40 多年以来也正以指数的形式高速增长。与此同时, 在经济增长的背后, 中国环境的污染问题也“相得益彰”, 越发的严重[1]。导致环境污染的主要原因是大气中含有大量的有害物质[2]。要想更好地实现国家的生态可持续发展, 在对环境进行监测、预防和治理的过程中就需要使用先进的监测工具和环境监测技术。所以针对目前环境的污染问题, 加大环境的监测力度, 积极发展环境的监测技术迫在眉睫[3]。随着物联网技术的迅猛发展, 环境监测也孕育其中。将先进的物联网技术嵌入在环境监测中, 采用多传感器融合技术将各类传感器采集到的全面、准确的数据进行整理和分析, 目的是为了精准地查找当前环境存在的问题, 及时地做好预防和控制, 提高环境监测质量和监测效率[4]。目前, 美国、英国等西方发达国家已经拥有了较为完善的环境监测系统。在 20 世纪 80 年代美国发射了环境卫星来确定全球环境质量状况; 日本建立自动化环境空气

项目来源: 国家自然科学基金项目(61306131)

收稿日期: 2019-08-29 **修改日期**: 2019-11-13

监测局监测区域大气质量。我国在 2008 年发射了两颗环境与灾害监测卫星;中国科学院安徽光学精密机械研究所研发的机载大气和水环境污染监测系统实现区域大气环境监测[5]。文献[6]中采用自适应加权融合技术对土壤环境进行监测;文献[7]中采用自适应加权算法和模糊神经网络算法对环境进行监测;文献[8]中使用加权最小二乘法进行多传感器融合;文献[9]采用二阶自适应权值粒子滤波法进行多传感器信息融合;文献[10]采用贝叶斯方法进行数据融合。

本文设计的环境监测系统结合窄带物联网(NB-IoT)技术和两级并联型融合技术对环境质量进行评价。在进行第一级融合前使用中值滤波算法去除异常数据提高数据精确度,随后运用卡尔曼滤波算法分别对五种环境因素进行第一级融合,为第二级融合提供准确有效的数据。第二级融合使用模糊综合评价法将上一级融合后的各异类传感器值进行决策层融合,避免了环境质量监测的单一性,克服了单因素对环境评价不准确的缺点。多传感器融合算法提高了基于窄带物联网(NB-IoT)环境监测系统的准确度,为用户在平台实时查看环境监测数据,了解环境状况提供了便利。

1　NB-IoT 的环境监测系统架构

本文使用 STM32F103C8T6 作为主控芯片,通过软硬件结合的方式获取各类传感器模块采集的数据。运用 NB-IoT 技术将多种传感器数据发送至云平台,通过云平台实时查看监测数据,提取数据并进行数据融合处理。物联网技术的高速发展,给环境监测带来了生机,注入了新的生命力。利用物联网技术设计的环境监测系统,可以高效地提升监测系统的实时性和有效性,将采集的数据及信息相互共享,为环境的监测提供了强有力的保障[11]。整个环境监测数据由温湿度传感器 DHT22、甲醛传感器 ZE08-CH_2O、粉尘(PM2.5)传感器 ZPH01 和总挥发性有机化合物(TVOC)传感器 KQM2008A 提供,使用 NB-IoT 技术将数据上传至中国移动(OneNET)云平台,其中环境监测系统的硬件结构如图 1 所示。

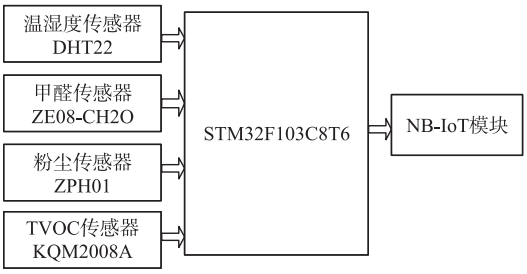


图 1　环境监测系统硬件结构图

其中温湿度传感器 DHT22 采用单总线通信方式传输包括温湿度的整数和小数以及校验等 40 位数据。相比于 DHT11 的优越性在于采集量可以到达小数位并且响应速度快,抗干扰能力强;还应用专用的数字模块采集技术来确保它的可靠性与稳定性。在软件程序设计校验函数确保输出数据的精确性。

甲醛传感器 ZE08-CH_2O 利用电化学检测技术和内置的温度补偿电路设计出稳定性高,分辨率小于 0.012 5 mg/m^3;采用通用异步收发传输器(UART)通信协议,同样根据校验函数输出准确数据。

粉尘传感器 ZPH01 具有极高的灵敏度和长期的稳定性,其中粉尘最小粒子输出能力为 1 μm,通信方式为 UART 并配备校验值。

总挥发性有机化合物(TVOC)传感器 KQM2008A 内部集成 12 位高精度数字模拟转换,其中模块采用傅里叶转换及分离算法来抑制漂移提高精度;通过 UART 方式输出精准数据。

最后将采集到的数据量使用多传感器融合技术,对整个系统监测环境质量的优劣程度进行评价。多传感器融合是一种用于数据信息校准、相关、识别和估计的技术,信息处理的程度从低到高分为三个层次:数据级融合、特征级融合和决策级融合[12]。为了更好地使用多传感器融合技术,就需要对它的融合结构进行确定,而基本的融合结构分为三种,依次是串联型融合、并联型融合、混联型融合[13]。根据融合结构的类型,并结合本文设计的环境监测系统采集数据的方式,将整个系统的多传感器融合算法模型设计为两级并联型融合,其融合模型如图 2 所示。

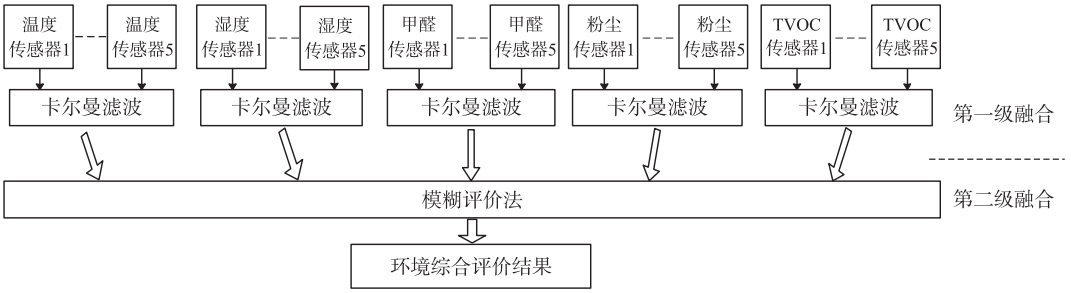


图 2　两级并联型融合模型

2 同质传感器融合算法

为了使整体融合算法对环境质量的评价更加准确,且符合多传感器数据融合技术的标准。本文将设置 5 个环境监测子系统来获取包括温度、湿度、甲醛、PM2.5 和 TVOC 等环境数据,所以在进行第一级融合的过程前, 对每类传感器都加入了中值滤波函数,目的是使各传感器在取得有效值的前提下提高采集数据的精确度,有效地克服因偶然因素引起的波动干扰。简单直观的加权平均算法是一种直接操作传感器提供的数据源并将加权平均值用作融合值的方法。贝叶斯估计也是一种低级数据融合的方法,主要根据概率原理将传感器收集的静态数据进行组合。而卡尔曼滤波主要用于融合低层次实时动态的多传感器冗余数据, 该方法使用测量模型的统计特征进行递推并确定统计意义上的最佳融合和数据估计。因此,第一级融合将采用卡尔曼滤波算法。卡尔曼滤波也称为最优自回归数据处理算法,是一种基于状态变量线性最小方差的递归估计算法[14]。如果系统具有线性动力学模型,且系统与传感器的误差符合高斯白噪声模型,则卡尔曼滤波将为融合数据提供唯一统计意义下的最优估计。由于气体传感器本身及其环境的不同,噪声频率也会发生变化,因此当某些噪声的频率与所需信号的带宽重叠时,用于区分频谱响应的经典滤波器并不适用。为了降低同质传感器在采集数据的过程中因传感器设备自身品质及部件老化产生的随机测量误差并减少传感器受外界因素如温度、湿度、气压、风速和光照变化等造成的噪声污染问题,选用卡尔曼滤波可以很好地控制噪声对真实数据的干扰,为第二级的数据融合提供统计意义下准确且有效的数据。

卡尔曼滤波算法主要步骤如下:

①预测值的方程如下式所示:

$$\boldsymbol{P}(k|k-1)=\boldsymbol{T}\boldsymbol{P}(k-1|k-1)+\boldsymbol{B}\boldsymbol{U}(k) \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{P}(k|k-1)$ 是利用上一状态预测出的结果,$\boldsymbol{T}$ 是状态转移矩阵,$\boldsymbol{P}(k-1|k-1)$ 是上一状态最优结果,$\boldsymbol{B}$ 是输入控制项矩阵,$\boldsymbol{U}(k)$ 是现在状态控制量。

②预测值和真实值之间误差的协方差矩阵方程如下式所示:

$$\boldsymbol{C}(k|k-1)=\boldsymbol{T}\boldsymbol{C}(k-1|k-1)\boldsymbol{T}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{N} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{C}(k|k-1)$ 是上一状态预测结果的协方差,$\boldsymbol{C}(k-1|k-1)$ 是上一状态最优结果的协方差,$\boldsymbol{N}$ 是噪声协方差。

③卡尔曼增益方程如下式所示:

$$G(k)=\frac{\boldsymbol{C}(k|k-1)\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{M}\boldsymbol{C}(k|k-1)\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{E}} \tag{3}$$

式中:$G(k)$ 是卡尔曼增益,$\boldsymbol{M}$ 是测量矩阵,$\boldsymbol{E}$ 是测量噪声协方差。

④滤波估计方程如下式所示:

$$\boldsymbol{P}(k|k)=\boldsymbol{P}(k|k-1)+G(k)[\boldsymbol{Z}(k)-\boldsymbol{M}\boldsymbol{P}(k|k-1)] \tag{4}$$

式中:$\boldsymbol{P}(k|k)$ 为当前最优估计值,$\boldsymbol{Z}(k)$ 是传感器的测量值。

⑤协方差矩阵更新方程如下式所示:

$$\boldsymbol{C}(k|k)=[\boldsymbol{I}-G(k)\boldsymbol{M}(k)]\boldsymbol{C}(k|k-1) \tag{5}$$

式中:$C(k|k)$ 是当前最优估计结果的协方差,I 是单位矩阵。

根据上述方程式,总结卡尔曼滤波算法的核心思想是依据传感器当前的测量值和上一时刻的预测值与误差,计算得到当前的最优值。为了更好地体现卡尔曼滤波的性能,用 MATLAB 仿真温度在 25 ℃情况下的输出结果,如图 3 所示。

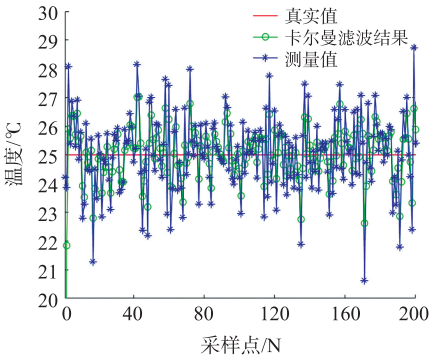


图 3 模拟温度值 25 ℃的效果图

从图中可以看出,该仿真结果是在真值 25 ℃附近添加高斯噪声来模拟测量值,其中添加高斯噪声是为了模拟各传感器因自身及外在因素产生的系统噪声以及同类传感器之间的测量偏差,即加高斯噪声的测量值是模拟传感器的测量值。通过与卡尔曼滤波值进行比较,可知卡尔曼滤波器能很好地抑制噪声误差,使得测量值在真值附近更准确。

由于该系统具有大量的异质传感器,因此仅显示由五组温度传感器收集的 20 组数据用于第一级融合。其中温度传感器收集的温度值如表 1 所示。

表 1 温度统计值

样本序号	温度/℃	样本序号	温度/℃
1	28.1	11	27.8
2	28.1	12	27.9
3	28.2	13	28.0
4	27.9	14	28.1
5	28.0	15	28.1
6	28.0	16	28.1
7	28.2	17	28.2
8	28.3	18	28.3
9	28.1	19	28.0
10	28.0	20	28.0

通过对采集的 20 组数据进行卡尔曼滤波,输出温度传感器的第一级融合结果,其中温度传感器数值的卡尔曼滤波仿真结果如图 4 所示,误差比对结果如图 5 所示。

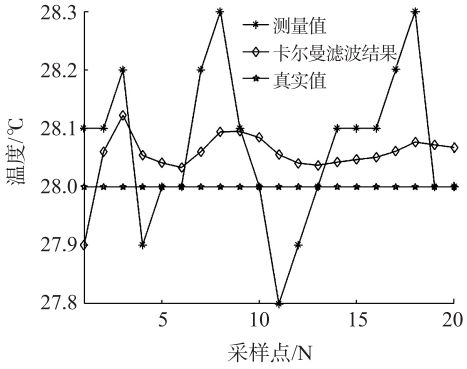


图 4　温度传感器的卡尔曼滤波

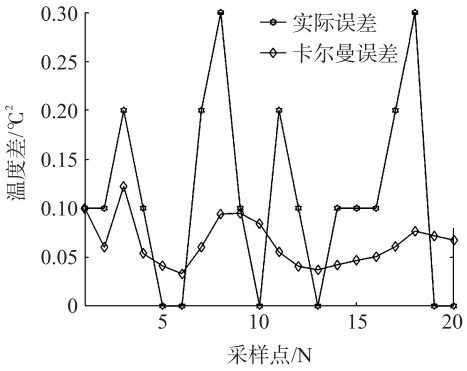


图 5　误差比对

从图 4 的滤波结果可以看出,经第一阶段融合后的温度传感器值为 28.06 ℃,而 20 组数据的平均值为 28.07 ℃。用标准值 28 ℃来衡量卡尔曼滤波算法和平均算法的精确度,通过最终结果比较出卡尔曼滤波算法的优越性与准确度。图 5 的误差结果比对图还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值较小且仅为 0.21%,这表明卡尔曼滤波算法满足第一级融合过程中对数据处理的要求。

3　异质传感器融合算法

对于监测到的各类环境数据,人们对它们的数值并不感兴趣,在乎的是环境质量的好坏给自身带来的舒适度。所以在第一级卡尔曼滤波的基础上,为了有效合理地对多种环境因素做出合理的评价,模糊综合评价法就可以避免单一传感器对环境质量评价的局限性。

模糊综合评价方法通过模糊数学隶属度的理论将定性评价转化为定量评价,即对受各种因素影响的事物或物体进行综合评价[15]。其基本原理是首先确定评价环境质量的因素集合;然后确定每个因子的权重及其隶属度矢量,得到模糊评价矩阵;最后对模糊评价矩阵和因子权重向量进行模糊运算并归一化处理,得到模糊综合评价结果。为了更加清楚的了解模糊综合评价算法的过程,其算法流程图如图 6 所示。

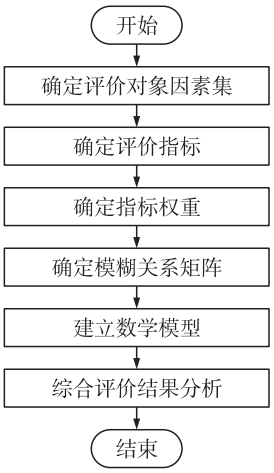


图 6　模糊综合评价法流程图

3.1　确定评价对象的因素集

假设评价项目的集合 $\boldsymbol{U}=\{u_i\}$,$i=1,2,3,\cdots,m$。其中 m 为评价因素的个数,表示从 m 个方面来进行评价。根据本文环境监测系统采集到的数据类型,可将此系统的评判指标因素集定为 $\boldsymbol{U}=\{u_1,u_2,u_3,u_4,u_5\}$,其中 u_1 到 u_5 分别表示温度、湿度、甲醛含量、PM2.5 含量和 TVOC 含量。

3.2　确定评价对象的评价集

评价集是由评估者可以对评估对象进行的各种一般评估结果组成的评论级别的集合。因此本文的环境评价集合 $\boldsymbol{V}=\{$好,较好,一般,较差,差$\}$,划分的结果是基于《环境空气质量标准(GB 3095-2012)》、《室内空气质量标准(GB/T 18883-2002)》等,用来评判环境质量的优劣程度。

3.3　确定各因素的权重

针对本文的环境监测系统指标来说,权重指的是温度、湿度、甲醛含量、PM2.5 含量、TVOC 含量分别对于环境质量评价的重要程度。在进行模糊综合评价时,权重对最终的评价结果有很大的影响,不同的权重有时会得到完全不同的结论,所以选择合适的方法确定各因素的权重是环境评价系统的关键一步。一般选择层次分析法(AHP)来确定权重,但是此算法人为主观因素偏重,主要把个人的定性判断加入其中,使权重的分配不佳。熵值法是指一种用来判断某一指标的离差程度的数学方法,在信息论中熵是系统中无序程度的量化,它可以测量原始数

据提供的信息量,而熵值法根据每个指标提供的信息量来确定指标权重。其中信息熵越小,说明信息的无序程度越低,在综合评价中信息的效用值就越大,那么指标所占的权重越大。即熵值法可以深刻地反映指标信息熵值的效用价值,克服层次分析法的主观缺陷,提高指标权重的可靠性和准确性,最终确定使用熵值法来确定权重[16]。根据熵值法的算法步骤通过 MATLAB 建立数学模型,将表 2 中的数据代入程序中,得出相关权重 $A=\{a_1,a_2,a_3,a_4,a_5\}$,其中的权重值排列顺序为温度、湿度、甲醛、PM2.5、TVOC。具体算法过程如下:

①首先将表 2 中的数据用矩阵的形式表示出来:

$$X=\begin{bmatrix}
28.1 & 58.5 & 0.021\,2 & 70.2 & 0.02\\
28.1 & 58.6 & 0.022\,5 & 70.0 & 0.03\\
28.2 & 58.2 & 0.021\,2 & 69.8 & 0.03\\
27.9 & 58.5 & 0.023\,7 & 70.0 & 0.02\\
28.0 & 58.3 & 0.021\,2 & 70.2 & 0.02\\
28.0 & 58.4 & 0.021\,2 & 70.2 & 0.02\\
28.2 & 58.6 & 0.022\,5 & 70.1 & 0.03\\
28.3 & 58.3 & 0.021\,2 & 70.0 & 0.02\\
28.1 & 58.6 & 0.023\,7 & 70.3 & 0.02\\
28.0 & 58.5 & 0.022\,5 & 70.1 & 0.02\\
27.8 & 58.5 & 0.020\,0 & 69.9 & 0.02\\
27.9 & 58.4 & 0.022\,5 & 69.9 & 0.03\\
28.0 & 58.5 & 0.022\,5 & 70.0 & 0.02\\
28.1 & 58.6 & 0.021\,2 & 70.0 & 0.03\\
28.1 & 58.5 & 0.021\,2 & 70.1 & 0.03\\
28.1 & 58.5 & 0.023\,7 & 70.0 & 0.03\\
28.2 & 58.3 & 0.022\,5 & 70.1 & 0.04\\
28.3 & 58.4 & 0.022\,5 & 69.9 & 0.04\\
28.0 & 58.5 & 0.021\,2 & 70.0 & 0.04\\
28.0 & 58.5 & 0.021\,2 & 70.0 & 0.03
\end{bmatrix}$$

②根据公式对各数据进行归一化处理:

$$x'_{ij}=\frac{x_{ij}-\min\{x_{ij},\cdots,x_{nj}\}}{\max\{x_{1j},\cdots,x_{nj}\}-\min\{x_{1j},\cdots,x_{nj}\}}\quad n=1\cdots5 \tag{6}$$

③计算归一化后的数据所占比重:

$$p_{ij}=\frac{x'_{ij}}{\sum_{i-1}^{n}x'_{ij}},\quad i=1,\cdots,n,j=1,\cdots,m \tag{7}$$

④计算每个因素的熵值:

$$e_j=-k\sum_{i=1}^{n}p_{ij}\ln(p_{ij})\quad k=\frac{1}{\ln5} \tag{8}$$

⑤计算每个因素的信息熵冗余度:

$$d_j=1-e_j \tag{9}$$

⑥计算每个因素的权值:

$$w_j=\frac{d_j}{\sum_{j=1}^{m}d_j}\quad m=1,\cdots,5 \tag{10}$$

3.4 确定模糊关系矩阵

确定模糊关系矩阵 R 的关键是确定隶属函数,通过隶属函数来计算评语集中每个元素的隶属度[17]。根据本文环境指标选用高斯型隶属函数进行求解,因为各传感器值在各评价集下都是符合正态分布的。其表达式如下:

$$y=e^{-[(x-b)/\sigma]^2}\quad -\infty<x<+\infty \tag{11}$$

式中:x 为各传感器经第一级融合后的数值,b 为各传感器对应评价集 V 的标准值,σ 为各传感器对应评价集的标准差。

高斯隶属函数模型仿真如图 7 所示,其中标准差 $\sigma=2$,$b=5$。

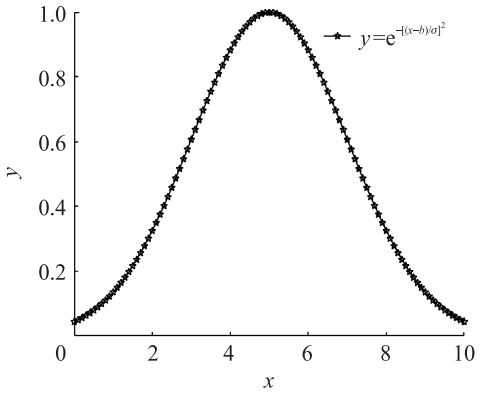


图 7 高斯隶属函数

根据各指标对应评价集 $\boldsymbol{V}$ 的标准值 $\boldsymbol{B}_1=\{b_{11},b_{12},b_{13},b_{14},b_{15}\}$,$\boldsymbol{B}_2=\{b_{21},b_{22},b_{23},b_{24},b_{25}\}$,$\boldsymbol{B}_3=\{b_{31},b_{32},b_{33},b_{34},b_{35}\}$,$\boldsymbol{B}_4=\{b_{41},b_{42},b_{43},b_{44},b_{45}\}$,$\boldsymbol{B}_5=\{b_{51},b_{52},b_{53},b_{54},b_{55}\}$,计算得到温度、湿度、甲醛、PM2.5 和 TVOC 归一化后的模糊评价 $\boldsymbol{R}_1=\{R_{11},R_{12},R_{13},R_{14},R_{15}\}$,$\boldsymbol{R}_2=\{R_{21},R_{22},R_{23},R_{24},R_{25}\}$,$\boldsymbol{R}_3=\{R_{31},R_{32},R_{33},R_{34},R_{35}\}$,$\boldsymbol{R}_4=\{R_{41},R_{42},R_{43},R_{44},R_{45}\}$,$\boldsymbol{R}_5=\{R_{51},R_{52},R_{53},R_{54},R_{55}\}$。所以模糊关系矩阵 $\boldsymbol{R}$:

$$\boldsymbol{R}=[R_1\quad R_2\quad R_3\quad R_4\quad R_5]$$

3.5 多指标综合评价

通过上述步骤求得模糊权矢量 $\boldsymbol{A}$ 与模糊关系矩阵 $\boldsymbol{R}$,利用加权平均型模糊算子 $M(\cdot,\odot)$ 将模糊权矢量和模糊关系矩阵合成得到各评价对象的模糊综合评价结果矢量 $\boldsymbol{C}$。

$$\boldsymbol{C}=A\circ\boldsymbol{R} \tag{12}$$

将权重矢量 $\boldsymbol{A}$ 与模糊关系矩阵 $\boldsymbol{R}$ 通过 MATLAB 建立算子模型计算出模糊综合评价矢量 $\boldsymbol{C}=\{c_1,c_2,c_3,c_4,c_5\}$。

4　数据融合算法的分析与验证

采集地点选择的是西安邮电大学电子工程学院一楼,将五个环境监测系统分开放置,时隔 15 min 收集一次数据,采集 4 次共 20 组,并将数据绘制成表 2。

表 2　环境监测值

环境指标	温度/℃	湿度/%RH	甲醛/(mg/m³)	PM2.5/(μg/m³)	TVOC/(mg/m³)
1	28.1	58.5	0.021 2	70.2	0.02
2	28.1	58.6	0.022 5	70.0	0.03
3	28.2	58.2	0.021 2	69.8	0.03
4	27.9	58.5	0.023 7	70.0	0.02
5	28.0	58.3	0.021 2	70.2	0.02
6	28.0	58.4	0.021 2	70.2	0.02
7	28.2	58.6	0.022 5	70.1	0.03
8	28.3	58.3	0.021 2	70.0	0.02
9	28.1	58.6	0.023 7	70.3	0.02
10	28.0	58.5	0.022 5	70.1	0.02
11	27.8	58.5	0.020 0	69.9	0.02
12	27.9	58.4	0.022 5	69.9	0.03
13	28.0	58.5	0.022 5	70.0	0.02
14	28.1	58.6	0.021 2	70.0	0.03
15	28.1	58.5	0.021 2	70.1	0.03
16	28.1	58.5	0.023 7	70.0	0.03
17	28.2	58.3	0.022 5	70.1	0.04
18	28.3	58.4	0.022 5	69.9	0.04
19	28.0	58.5	0.021 2	70.0	0.04
20	28.0	58.5	0.021 2	70.0	0.03

按照上述多传感器融合算法的步骤,先将各同质传感器的数据进行第一级融合,经过卡尔曼滤波后的结果为:{温度:28.06 ℃,湿度:58.45%RH,甲醛:0.021 mg/m³,PM2.5:70.02 μg/m³,TVOC:0.025 mg/m³}。

第二级融合根据模糊综合评价算法步骤先确定因素集 $\boldsymbol{U}$={温度,湿度,甲醛,PM2.5,TVOC}和评语集 $\boldsymbol{V}$={好,较好,一般,较差,差};接着确定各因素的权重,将数据用熵值法计算出 $\boldsymbol{A}$={0.111 7,0.102 1,0.123 9,0.121 1,0.541 2};然后按照各传感器的高斯型隶属函数确定模糊关系矩阵。具体过程如下:

①温度指标对应评价集 V 的标准值 $B_1=\{b_{11},b_{12},b_{13},b_{14},b_{15}\}=\{25.0,27.0,30.0,34.0,38.0\}$,计算出温度指标评价集标准值的标准差 $\sigma=4.71$ 根据式(11)得出温度指标的高斯型隶属函数:

$$r_{ij}=e^{-[(28.06-b_{ij})/4.71]^2},\quad -\infty<x<+\infty \tag{13}$$

通过式(13)计算出温度指标的隶属度 $\boldsymbol{r}_1=\{r_{11},r_{12},r_{13},r_{14},r_{15}\}=\{0.655\ 7,0.950\ 6,0.844\ 0,0.203\ 8,0.011\ 6\}$,然后归一化得到温度因素的模糊评价 $\boldsymbol{R}_1=\{R_{11},R_{12},R_{13},R_{14},R_{15}\}=\{0.246\ 0,0.356\ 6,0.316\ 6,0.076\ 5,0.004\ 3\}$。

②湿度指标对应评价集 V 的标准值 $\boldsymbol{B}_2=\{b_{21},b_{22},b_{23},b_{24},b_{25}\}=\{45.0,55.0,60.0,65.0,75.0\}$,计算出湿度指标评价集标准值的标准差 $\sigma=10$ 根据式(11)得出湿度指标的高斯型隶属函数:

$$r_{ij}=e^{-[(58.45-b_{ij})/10]^2},\quad -\infty<x<+\infty \tag{14}$$

通过式(14)计算出湿度指标的隶属度 $\boldsymbol{r}_2=\{r_{21},r_{22},r_{23},r_{24},r_{25}\}=\{0.163\ 8,0.887\ 8,0.976\ 3,0.651\ 1,0.064\ 6\}$,然后归一化得到湿度因素的模糊评价 $\boldsymbol{R}_2=\{R_{21},R_{22},R_{23},R_{24},R_{25}\}=\{0.059\ 8,0.323\ 6,0.355\ 8,0.237\ 3,0.023\ 5\}$。

③甲醛指标对应评价集 V 的标准值 $\boldsymbol{B}_3=\{b_{31},b_{32},b_{33},b_{34},b_{35}\}=\{0.02,0.04,0.08,0.1,0.12\}$,计算出甲醛浓度指标评价集标准值的标准差 $\sigma=0.037\ 1$ 根据式(11)得出甲醛指标的高斯型隶属函数:

$$r_{ij}=e^{-[(0.021-b_{ij})/0.0371]^2},\quad -\infty<x<+\infty \tag{15}$$

通过式(15)计算出甲醛浓度指标的隶属度 $\boldsymbol{r}_3=\{r_{31},r_{32},r_{33},r_{34},r_{35}\}=\{0.999\ 3,0.769\ 3,0.079\ 7,0.010\ 7,0.000\ 8\}$,然后归一化得到甲醛因素的模糊评价 $\boldsymbol{R}_3=\{R_{31},R_{32},R_{33},R_{34},R_{35}\}=\{0.537\ 3,0.413\ 6,0.042\ 9,0.005\ 8,0.000\ 4\}$。

④PM2.5 指标对应评价集 $\boldsymbol{V}$ 的标准值 $\boldsymbol{B}_4=\{b_{41},b_{42},b_{43},b_{44},b_{45}\}=\{35,75,115,150,250\}$,计算出 PM2.5 浓度指标评价集标准值的标准差 $\sigma=73.42$ 根据式(11)得出 PM2.5 指标的高斯型隶属函数:

$$r_{ij}=e^{-[(70.02-b_{ij})/73.42]^2},\quad -\infty<x<+\infty \tag{16}$$

通过式(16)计算出 PM2.5 浓度指标的隶属度 $\boldsymbol{r}_4=\{r_{41},r_{42},r_{43},r_{44},r_{45}\}=\{0.796\ 5,0.995\ 4,0.687\ 1,0.305\ 2,0.002\ 5\}$,然后归一化得到 PM2.5 因素的模糊评价 $\boldsymbol{R}_4=\{R_{41},R_{42},R_{43},R_{44},R_{45}\}=\{0.285\ 8,0.357\ 2,0.246\ 6,0.109\ 5,0.000\ 9\}$。

⑤TVOC 指标对应评价集 V 的标准值 $\boldsymbol{B}_4=\{b_{41},b_{42},b_{43},b_{44},b_{45}\}=\{0.2,0.4,0.6,0.8,1.0\}$,计算出 TVOC 浓度标准差 $\sigma=0.28$ 根据式(11)得出 TVOC 指标的高斯型隶属函数:

$$r_{ij}=e^{-[(0.025-b_{ij})/0.28]^2},\quad -\infty<x<+\infty \tag{17}$$

通过式(17)计算出 TVOC 浓度指标的隶属度 $\boldsymbol{r}_5=\{r_{51},r_{52},r_{53},r_{54},r_{55}\}=\{0.676\ 6,0.166\ 3,0.014\ 7,0.000\ 5,0.000\ 0\}$,然后归一化得到 TVOC 因素的模糊评价 $\boldsymbol{R}_5=\{R_{51},R_{52},R_{53},R_{54},R_{55}\}=\{0.788\ 5,0.193\ 8,0.017\ 1,0.000\ 6,0.000\ 0\}$。

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}0.246\,0 & 0.356\,6 & 0.316\,6 & 0.075\,6 & 0.004\,3\\ 0.059\,8 & 0.323\,6 & 0.355\,8 & 0.237\,3 & 0.023\,5\\ 0.537\,3 & 0.413\,6 & 0.042\,9 & 0.005\,8 & 0.000\,4\\ 0.285\,8 & 0.357\,2 & 0.246\,6 & 0.109\,5 & 0.000\,9\\ 0.788\,5 & 0.193\,8 & 0.017\,1 & 0.000\,6 & 0.000\,0\end{bmatrix}$$

最后将权重矢量 A 和模糊关系矩阵 R 代入 MATLAB 建立好的加权平均型模糊算子 $M(\cdot,\odot)$ 模型中，根据式(12)计算出模糊综合评价结果矢量 $\boldsymbol{C}=\{0.561\,5,0.272\,3,0.116\,1,0.047\,1,0.003\,0\}$，对应环境评价集合 $\boldsymbol{V}=\{$好，较好，一般，较差，差$\}$，再根据最大隶属度原则 $\exists c_r=\max\limits_{1\leqslant i<\leqslant n}\{c_i\}$ 可知，评语集中“好”所占比重最高为 0.561 5，即测得西安邮电大学电子工程学院一楼的环境质量为“好”。通过观察各类传感器数值所处评价集的范围，其中温度和湿度处于“较好”和“一般”之间，其余环境因素处于“好”和“较好”之间，如果仅用其中任一传感器的测试结果对环境质量进行评判，无法合理并充分的判定环境质量的好坏。相比于单个传感器得出的结果，采用本文的数据融合算法能够获取更多的环境信息从而克服单一传感器对环境质量进行不合理评价的缺点，提高了监测系统对环境质量评价的可靠性与有效性。

为了更好地验证此系统融合算法的合理性和有效性，分别对西安邮电大学校外附近道路和某楼盘建筑施工单位的环境状况进行测试。首先测试西安邮电大学校外附近道路口的环境状况，监测数据如表 3 所示。

表 3　西安邮电大学校外附近道路监测数据

环境指标	温度/℃	湿度/%RH	甲醛/(mg/m³)	PM2.5/(μg/m³)	TVOC/(mg/m³)
1	19.7	52.6	0.048 7	92.4	0.04
2	20.0	52.8	0.046 5	92.7	0.04
3	19.8	52.9	0.048 7	93.0	0.05
4	19.7	52.8	0.050 0	92.6	0.04
5	19.9	52.5	0.048 7	92.7	0.03
6	19.6	52.6	0.046 5	92.6	0.06
7	20.1	52.9	0.050 0	92.8	0.05
8	19.9	52.8	0.048 7	92.9	0.04
9	20.0	52.6	0.048 7	92.8	0.05
10	20.0	52.9	0.048 7	93.0	0.04
11	19.8	53.0	0.045 3	92.8	0.06
12	19.9	52.8	0.046 5	92.9	0.06
13	19.8	52.9	0.046 5	93.0	0.06
14	19.9	52.9	0.048 7	93.1	0.04
15	20.0	52.9	0.046 5	92.8	0.05
16	19.9	53.1	0.048 7	92.8	0.05
17	19.7	52.9	0.050 0	92.9	0.05
18	19.6	52.8	0.050 0	92.8	0.06
19	19.8	52.9	0.046 5	93.0	0.05
20	19.9	52.7	0.048 7	93.1	0.05

卡尔曼滤波结果{温度：19.83 ℃，湿度：52.795%RH，甲醛：0.048 0 mg/m³，PM2.5：92.82 μg/m³，TVOC：0.047 mg/m³}。由于采集数据季节发生变化，所以对于温度指标评价集的标准值做出相应调整。$B_1=\{b_{11},b_{12},b_{13},b_{14},b_{15}\}=\{25.0,22.0,18.0,14.0,10.0\}$，计算出温度指标评价集标准值的标准差 $\sigma=5.38$ 根据式(11)得出温度指标的高斯型隶属函数：

$$r_{ij}=\mathrm{e}^{-[(19.83-b_{ij})/5.38]^2},\quad -\infty<x<+\infty \tag{18}$$

将采集到的监测数据运用融合算法测得西安邮电大学校外附近道路各环境因素权重矢量 $\boldsymbol{A}=\{0.267\,0,0.190\,9,0.218\,7,0.144\,3,0.179\,1\}$ 和模糊关系矩阵 $\boldsymbol{R}$ 如下所示。

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}0.153\,3 & 0.328\,1 & 0.385\,6 & 0.119\,3 & 0.013\,7\\ 0.234\,3 & 0.409\,7 & 0.255\,9 & 0.097\,0 & 0.003\,1\\ 0.262\,1 & 0.442\,2 & 0.220\,1 & 0.064\,9 & 0.010\,7\\ 0.182\,4 & 0.319\,7 & 0.309\,5 & 0.184\,9 & 0.003\,5\\ 0.767\,3 & 0.211\,1 & 0.020\,9 & 0.000\,7 & 0.000\,0\end{bmatrix}$$

根据式(12)计算出模糊综合评价结果矢量 $\boldsymbol{C}=\{0.306\,7,0.346\,4,0.248\,3,0.091\,4,0.007\,1\}$，其中评语集“好”和“较好”所占比重较高，分别为 0.306 7 和.0346 4，采用最大隶属度原则可知西安邮电大学校外附近道路的环境质量为较好。相比于西安邮电大学校园内的环境情况，校外道路环境质量有所下降。为了体现本文算法的合理性和有效性，通过获取陕西省空气质量实时发布系统网的监测数据如图 8 所示进行比对。

图 8　陕西省空气质量实时发布系统数据[18]

由图 8 可知陕西省环境监测中心站监测的环境指标为 SO_2、NO_2、CO、O_3、PM10、PM2.5，它是通过 AQI(空气质量指数)来判定环境质量，一共划分为六个等级。在该监测时段显示长安区的环境质量为

二级良,而通过本文的数据融合算法测出的环境质量为较好,可以很好的反映出本文系统算法的合理性和有效性。

为了进一步提高融合算法的合理性和有效性,再对西安邮电大学校外附近某楼盘建筑施工单位进行测试。

表 4　楼盘建筑施工单位监测数据

环境指标	温度/℃	湿度/%RH	甲醛/(mg/m³)	PM2.5/(μg/m³)	TVOC/(mg/m³)
1	21.8	58.6	0.063 7	181.2	0.08
2	21.9	59.0	0.062 5	180.8	0.08
3	22.1	58.8	0.063 7	181.3	0.09
4	22.0	58.8	0.065 0	180.9	0.07
5	22.1	58.9	0.062 5	181.0	0.07
6	21.9	59.1	0.063 7	181.3	0.09
7	21.8	59.1	0.063 7	181.2	0.10
8	21.9	59.0	0.061 2	181.1	0.07
9	22.0	58.9	0.061 2	181.2	0.08
10	21.8	58.9	0.061 2	180.9	0.08
11	22.0	58.8	0.063 7	180.8	0.09
12	22.0	59.0	0.063 7	180.8	0.07
13	22.0	59.1	0.062 5	181.2	0.08
14	21.8	59.2	0.062 5	181.1	0.08
15	22.0	58.9	0.062 5	181.2	0.10
16	21.8	58.9	0.061 2	181.1	0.09
17	22.1	59.0	0.063 7	181.2	0.09
18	21.8	59.0	0.062 5	181.2	0.08
19	21.8	58.9	0.063 7	181.1	0.08
20	21.8	58.8	0.062 5	181.1	0.08

其中卡尔曼滤波结果{温度:21.83 ℃,湿度:58.922% RH,甲醛:0.061 8 mg/m³,PM2.5:180.95 μg/m3,TVOC:0.079 5 mg/m³}。

同样根据本文的数据融合算法测得西安邮电大学校外附近某楼盘建筑施工单位各环境因素权重矢量 $A=\{0.379\ 9, 0.068\ 9, 0.188\ 9, 0.152\ 3, 0.210\ 0\}$ 和模糊关系矩阵 R 如下所示。

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix} 0.290\ 1 & 0.410\ 0 & 0.247\ 3 & 0.049\ 4 & 0.003\ 2 \\ 0.052\ 2 & 0.311\ 1 & 0.358\ 7 & 0.250\ 7 & 0.027\ 3 \\ 0.127\ 3 & 0.320\ 8 & 0.356\ 2 & 0.157\ 0 & 0.038\ 7 \\ 0.010\ 4 & 0.067\ 7 & 0.242\ 5 & 0.455\ 0 & 0.224\ 4 \\ 0.733\ 0 & 0.238\ 0 & 0.027\ 9 & 0.001\ 1 & 0.000\ 0 \end{bmatrix}$$

根据式(12)计算出模糊综合评价结果矢量 $C=\{0.293\ 4, 0.298\ 1, 0.228\ 7, 0.135\ 2, 0.044\ 6\}$,采用最大隶属度原则可知,西安邮电大学校外附近某楼盘建筑施工单位环境质量为较好。

通过以上三组实验数据分析与验证,应用本文的多传感器融合模型得出的环境质量检测结果可靠性程度较高。

5　结论

本文结合 NB-IoT 技术和多传感器技术设计的环境监测系统,通过 STM32F103C8T6 单片机采集温度、湿度、甲醛浓度、PM2.5 浓度和 TVOC 浓度等数据。①首先在第一级数据融合前将各类传感器采集到的数据进行中值滤波处理,是为了消除外界因素干扰产生的异常数据并为卡尔曼滤波提供准确的数据;②分别将同质传感器的数据进行卡尔曼滤波,实现第一级数据融合,目的是为第二级融合提供统计意义下的有效数据;其中采用卡尔曼滤波带来的误差相对较小;③再使用模糊综合评价法将异质传感器的数据进行第二级数据融合,其中各指标的权重由熵值法确定能够很好地解决人为因素带来的误差,隶属度由高斯隶属函数求解符合传感器值正态分布的特征,最终获得环境质量的综合评价结果。本文的研究结果将为环境监测相关技术提供有益参考。

参考文献:

[1] 石大千,丁海,卫平. 智慧城市建设能否降低环境污染[J]. 中国工业经济,2018,363(6):119-137.

[2] 蔡萌. 大气环境污染因素及其治理措施[J]. 环境与发展,2019,31(1):53-55.

[3] 胡琦亚. 环境监测在环境保护中的作用与发展[J]. 南方农机,2018,49(2):163.

[4] 赵倩倩. 浅谈环境监测在环境保护中的作用与发展[J]. 科技创新与应用,2015(7):94.

[5] 刘文清,杨靖文,桂华侨,等. “互联网+”智慧环保生态环境多元感知体系发展研究[J]. 中国工程科学,2018,20(2):111-119.

[6] 郭蓉,杨平先,王晶. 基于数据融合算法的土壤环境监测系统设计[J]. 江苏农业科学,2016,44(6):419-422.

[7] 刘静,李富忠,荆瑞俊. 环境监测中多传感器数据融合研究[J]. 山西农业大学学报(自然科学版),2017,37(5):340-344.

[8] 焦竹青,熊伟丽,徐保国. 基于加权最小二乘法的异质传感器数据融合[J]. 吉林大学学报(工学版),2010,149(3):816-820.

[9] 张闯,郭晨. 二阶自适应权值粒子滤波的多传感器信息融合[J]. 哈尔滨工程大学学报,2016,37(10):1347-1352.

[10] Ji S,Chen Z Y,Guo P,et al. Bayesian Approach for Multi-Sensor Data Fusion Based on Compressed Sensing for Wireless Structural Damage Signal[J]. Journal of Internet Technology,2016,17(7):1363-1371.

[11] 周波,朱福顺. 基于 NB-IoT 的城市环境综合监控系统的研究与设计[J]. 信息通信,2018(1):104-105.

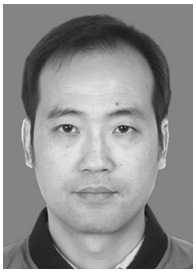
[12] 康耀红. 数据融合理论与应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1997.

[13] 祁友杰,王琦. 多源数据融合算法综述[J]. 航天电子对抗,2017,33(6):37-41.

[14] Guang R B,Hong S L,Ning H H. Multi-Sensor Data Processing and Fusing Based on Kalman Filtering[J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering,2013,11(3):1266-1277.

[15] Jin Y F, Li G, Zhang H F. Evaluation Of Regional Rural Information Environment Based On Fuzzy Method In The Era Of The Internet Of Things[J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc,2018,6(1):78530-78541.
[16] 杨志超,张成龙,葛乐,等. 基于熵权法的绝缘子污闪状态模糊综合评价[J]. 电力自动化设备,2014,34(4):90-94.
[17] Moufid B, Mouna G, Kheireddine C. Interval-Valued Membership Function Estimation for Fuzzy Modeling[J]. Fuzzy Sets and Systems,2018,361:101-113.
[18] 陕西省环境监测中心站. 陕西省空气质量实时发布系统[EB/OL]. http://113.140.66.226:8024/sxAQIWeb/PageDistrict.aspx?cityCode=NjEwMTE2&type=1,2019-10-29.

聂 珲(1995-),男,汉族,硕士研究生,陕西省西安邮电大学电子工程学院,研究方向为电路与系统及物联网技术;



陈海峰(1979-),男,汉族,教授,硕士生导师,研究研究方向为微电子先进器件,集成电路系统及图像芯片成像技术研究,chenhaifeng@xupt.edu.cn。

(上接第 133 页)

[7] Li X Y, Wang Y, Chen H. Reliable and Energy-Efficient Routing for Static Wireless Ad Hoc Networks with Unreliable Links[J]. IEEE Transaction Parallel Distributed System, 2009, 20(10): 1408-1421.
[8] 蒋占军,周涛,杨永红. WSN 中改进蚁群的能量优化路由算法[J]. 计算机工程,2019,7(8):34-42.
[9] Jaffe J M. Algorithms for finding Paths with Multiple Constraints[J]. Networks,1984,14(1):95-116,1984.
[10] 宫海洋,任红格,史涛. 机器人姿态路径目标航迹优化仿真[J]. 计算机仿真,2018,35(7):285-291.
[11] 曹立志,陈莹. 基于学习自动机的无线传感网能量均衡分簇算法[J]. 传感技术学报,2013(11):1590-1596.
[12] Zeng K, Lou W, Yang J. On Throughput Efficiency of Geographic Opportunistic Routing in Multihop Wireless Networks[J]. Mobile Network Application,2007,12(5):347-357.
[13] Niu J, Cheng L, Gu Y. R3e:Reliable Reactive Routing Enhancement for Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Transaction Indication Information,2014,10(1):784-794.
[14] 刘绍刚. 基于学习机的 WSNs 栅栏覆盖构建算法[J]. 传感技术学报,2018,39(3):89-94.
[15] 宋海军. WSNs 中基于分布式学习机的稳定路由[J]. 中国电子科学研究院学报,2019,14(10):1037-1041.
[16] Iot-lab: A Very Large Scale Open Testbed.[Online]. Available: https://www.iot-lab.info/, Jan. 2018.

周 丰(1982-)男,硕士研究生,讲师,主要研究领域为自动化检测。