

基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿 井下安全监控研究

刘 辉¹, 张晓利², 黄天尘¹, 赵 莹¹

(1. 陕西涌鑫矿业有限责任公司, 陕西 榆林 719000; 2. 西安邮电大学 计算机学院, 西安 710000)

摘要: 为了解决煤矿井下施工安全性低的问题, 利用改进 RBF 数据融合算法优化设计煤矿井下安全监控方法; 在煤矿井下环境下安装瓦斯、温湿度等传感器设备, 将其安装在确定的测点位置上; 利用改进 RBF 数据融合算法采集并处理传感数据, 根据数据融合结果, 考虑瓦斯浓度、温湿度、矿压等环境参数, 得出煤矿井下安全性的监测结果; 考虑煤矿井下人员实时位置, 确定井下安全监控方向, 在安全性监测结果的驱动下, 利用设计的安全监控器, 实现煤矿井下安全监控工作; 通过效果测试实验得出结论: 与传统监控方法相比, 优化设计方法的瓦斯与温度监控误差分别降低了 1.005 mg/m³ 和 5.65 °C, 同时安全监控范围得到明显扩大。

关键词: 改进 RBF 数据融合算法; 煤矿井下安全; 安全监测; 安全控制

Research on Coal Mine Underground Safety Monitoring Based on Improved RBF Data Fusion Algorithm

LIU Hui¹, ZHANG Xiaoli², HUANG Tianchen¹, ZHAO Kun¹

(1. Shanxi Yongxin Mining Co., Ltd., Yulin 719000, China;

2. School of Computer Science & Technology, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710000, China)

Abstract: In order to solve the problem of low safety in coal mine underground construction, an improved radial basis function (RBF) data fusion algorithm is used to optimize the design of coal mine underground safety monitoring methods. The sensors of gas, temperature and humidity are installed in the designated measurement points of coal mines. Using the improved RBF data fusion algorithm to collect and process sensing data, considering environmental parameters such as gas concentration, temperature and humidity, and mine pressure, the monitoring results of coal mine underground safety are obtained by the data fusion results. Considering the real-time location of underground personnel in coal mine, the direction of underground safety monitoring is determined, and the designed safety monitor is used to achieve the underground safety monitoring work driven by the safety monitoring results. Through the effectiveness testing experiments, it can be concluded that compared with traditional monitoring methods, the gas and temperature monitoring errors of the optimized design are reduced by 1.005 mg/m³ and 5.65 °C respectively, while the safety monitoring range is significantly expanded.

Keyword: improved RBF data fusion algorithm; underground safety of coal mines; safety monitoring; safety control

0 引言

煤炭作为一种重要的生产资料和生活资料, 对人类的生存和发展具有十分重要的意义。我国是一个巨大的能源需求国, 对煤炭的需求量非常大。与此同时, 煤炭资源数量庞大, 而且分布范围很广, 但煤炭大部分都是在地下, 所以必须在地下进行开采^[1]。煤矿是指人们在富煤的矿区进行煤炭资源开发的地区, 在地下开采需要打井, 而且深入地下, 经常会存在瓦斯窒息、瓦斯爆炸、矿洞坍塌、地下水倒灌等严重的安全隐患。安全是矿井作业的重要先决条件, 矿井作业环境复杂, 受包括风速、空气瓦斯量、空

气温度、湿度等多种因素的影响。所以, 对煤矿矿井地下环境进行有效的监测有着重要的研究意义。

从现阶段煤矿井下安全监控方法的研究与应用情况来看, 文献 [1] 提出的基于无线传感器的煤矿井下安全监控方法、文献 [2] 提出的基于 ARDUINO 的矿井下环境监控方法以及文献 [3] 提出的基于 GA-PSO-BP 混合优化算法的矿井检测方法发展较为成熟, 其中文献 [1] 提出的监控方法主要通过无线传感器节点对矿井下的各种有害气体数据进行收集, 利用汇聚节点对收集到的数据进行聚合和打包, 并将其传送到应用层, 关联分析法以接收到的

收稿日期: 2023-04-25; 修回日期: 2023-05-31。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61501285)。

作者简介: 刘 辉(1987-), 男, 硕士, 工程师。

引用格式: 刘 辉, 张晓利, 黄天尘, 等. 基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿井下安全监控研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(11): 173-180.

有害气体数据为基础，实现对矿井下有害气体的安全监测。文献 [2] 提出的监控方法采集到的矿山粉尘浓度、风速等动态数据，可以由对应的传感器获得，将它们传送到 ARDUINO 主控。构建网络云平台，实现对环境监测的远程监控，以及对智能通风设备的远程控制。而文献 [3] 提出方法将遗传算法与微粒群算法相结合的 BP 神经网络相结合，实现了传感器终端在复杂环境中相关参数的补偿。然而上述传统的监控方法主要针对的是煤矿井下的气体环境，缺少对温度、湿度以及矿压等方面的安全监控，且在实际运行过程中，传统监控方法存在明显的精度问题，最终降低煤矿井下工作的安全性，为此引入改进 RBF 数据融合算法。

改进 RBF 数据融合算法融合了 RBF 神经网络和数据融合两种算法，RBF 神经网络又称径向基函数网络，它是以径向基函数为激活函数的一种人工神经网络。RBF 网络的输出是 RBF 与其输入的 RBF 函数的一个线性合成，并通过 RBF 网络来模拟 RBF 网络。而数据融合就是将多传感器信息源的数据和信息进行联合、相关及组合，从而获得更为准确的位置估计及身份估计，进而实现对目标态势、威胁以及其重要程度实时、完整评价的处理过程。利用改进 RBF 数据融合算法对煤矿井下安全监控方法进行优化设计，在增加煤矿井下环境监控参数的同时，提高环境监控精度，间接的提升煤矿井下工作的安全性。

1 煤矿井下安全监控方法设计

煤矿井下常见的安全灾害主要包括瓦斯、火灾、水灾、矿井脱落等事故，矿井正常开采时，煤层体裂隙中会产生瓦斯气体。煤气是一种可燃、易爆的气体，遇火即燃。矿井环境复杂，空间狭小，一旦发生爆炸事故，将会对矿井内的人身和财产造成严重危害。采空区、古空区、突水、断层导水、奥灰水的涌出，是造成矿井积水的主要因素^[2]。在采煤过程中，由于采煤过程中产生的“地下空隙”，破坏了岩石原有的受力状态，导致岩石的应力再分配，从而导致周围岩石发生变形、位移和破坏，从而引发了矿井落石、塌方等事故。根据煤矿井下安全事故的类型，优化设计的煤矿井下安全监控方法分别从温度、湿度、气体环境以及矿井结构应力 4 个方面进行监控，在改进 RBF 数据融合算法的支持下，提高方法的安全监控效果。

1.1 煤矿井下环境参数监测传感器设计

优化设计的瓦斯传感器以嵌入式芯片作为核心控制单元，能够对煤矿井下中的甲烷浓度进行实时在线监测。优化设计瓦斯传感器的内部结构如图 1 所示。

从图 1 中可以看出，优化设计的瓦斯传感器由单片机、显示器、看门狗、以及电源稳压、前置放大和 A/D 转换等组成的电源转换模块组成。甲烷气体与空气的混合气中，甲烷的爆炸范围为 5.0%~15%，所以因此设置瓦斯传感器的测量范围选择在 0%~5% 即可满足矿井生产的要求。优化设计的温湿度传感器由温度探头和湿度探头两部分组成，

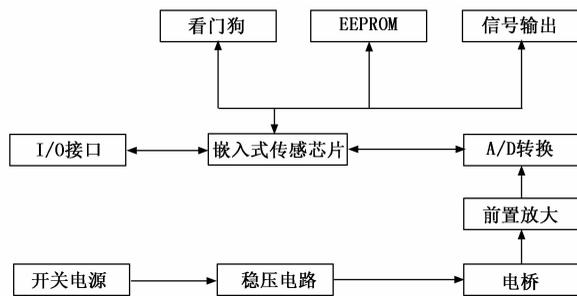


图 1 瓦斯传感器内部结构图

分别连于其内部的处理器，处理温、湿度探头传递来的信息，并通过温/湿度频率输出、温/湿度电流输出、485 输出^[3]。温度探头和湿度探头都使用了先进的传感元件，因此在温湿度的检测和测量方面，具有非常高的灵敏度和宽广的范围，其稳定性也是比较好，并且具有良好的兼容性。优化设计温湿度传感器的内部连接电路如图 2 所示。

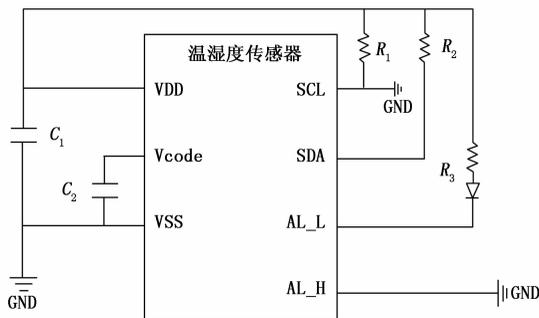


图 2 温湿度传感器内部电路图

另外，还需要改装应力传感器、烟雾传感器、人体红外释电传感器以及风速传感器作为煤矿井下安全监控方法的辅助工具，分别用来监测煤矿井下各个位置的应力、环境烟雾程度、人员位置以及气体流动情况^[4]。最终通过供电电路将多传感器设备调整至运行状态，并通过无线网络实现传感器之间的数据传输。

1.2 确定煤矿井下监测传感器位置

煤矿井下监测传感器选址的目的是保证传感器的监测面积能够实现煤矿井下区域的全覆盖，且最大程度的减少传感器的安装数量。构造一个关于节点之间最短风流经过时间的节点邻接矩阵，将其记为：

$$G = F \times F = [g_{ij}] \quad (1)$$

其中：F 为风网节点集合， g_{ij} 表示煤矿井下环境中从上游节点 i 至下游节点 j 的风流流经时间，该变量的计算公式如下：

$$g_{ij} = \begin{cases} G\left(\frac{l(i,j)}{v(i,j)}\right), & (i,j) \in E \\ \sum_{k \in D} (g_{ik} + g_{kj}), & \forall i,j, \exists L \\ \infty, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

公式 (2) 中变量 $l(i,j)$ 和 $v(i,j)$ 分别表示节点 i 和节

点 j 之间的井下巷道长度和平均风流速度, E 和 L 对应的是风网有向边集合和节点之间的风流路径, D 为节点直接相邻的下游节点集合^[5]。采用 Dijkstra 算法对煤矿井下环境中的风流路径进行求解, 并由此得出传感器安装位置的确定结果:

$$k = g_j(l_{ij} + h(j, k)) \quad (3)$$

公式 (3) 中变量 l_{ij} 为节点 i 到节点 k 之间的最短路径, $h(j, k)$ 为节点 j 到节点 k 的弧长, 由此即可得出煤矿井下监测传感器安装位置的确定结果^[6]。同理考虑煤矿井下火灾与水灾可能发生的位置、井下施工位置以及煤矿实时应力变化情况等因素, 得出温湿度传感器、矿压传感器等设备的具体安装位置, 在实际安装过程中要求任意两个传感器之间的位置满足如下条件:

$$d_{ij} \leq \frac{R_i}{2} + \frac{R_j}{2} \quad (4)$$

其中: R_i 和 R_j 分别为传感器 i 和 j 的感知半径。最终将优化设计的煤矿井下环境参数监测传感器安装在指定位置上。

1.3 利用改进 RBF 数据融合算法采集并处理传感器数据

利用设计并安装在煤矿井下环境中的传感器设备, 采集实时环境数据, 在每一个周期中, 每一个参数的采样时间是 2 秒, 通过定时器来实现对每个参数的采样时间定时, 在 2 秒之内, 对对应的参数进行 1 000 个采样点的采集, 在定时器的支持下实现数据采集程序的定时中断, 在中断服务程序中, 对监测参数进行 A/D 采样, 在 AD 采样的时候, 传感器的 I/O 口模拟芯片的时钟、片选信号, 对参数模拟信号进行 A/D 转换^[7]。因为各个参量的测量波形在起始和终止阶段与其之前和之后的参量之间有一段特定的过渡时期, 所以各个参量信号的第 250 到 750 个取样点之间的稳定的测量信号被取样。采样后的数据存至特定的数组, 用于数字滤波, 以去除不稳定的参数值及尖峰数据。煤矿井下环境参数的采集结果可以表示为:

$$x \sim N(\mu, \sigma) \quad (5)$$

其中: μ 和 σ 分别表示传感器所有测量值的平均值和方差。传感器采集数据的分布函数如下:

$$f_{gather} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

最终得出煤矿井下环境参数的初始采集量为:

$$N_{gather} = f_{gather} \cdot \Delta t_{gather} \quad (7)$$

式中, f_{gather} 为环境参数的采集频率, Δt_{gather} 表示的是数据连续采集时间^[8]。在此基础上, 利用公式 (6) 对初始采集的煤矿井下环境数据进行滤波处理, 滤波处理过程如下:

$$x_{filtering} = f_{min} \left[\sum_{i=1}^{N_{gather}} \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_{gather}} x_i}{N_{gather}} - x_i \right)^2 \right] \quad (8)$$

其中: x_i 为初始采集的煤矿井下环境数据, $f_{min}[\]$ 为最小值求解函数^[9]。为实现对多煤矿井下环境参数的统一管

理, 以改进 RBF 数据融合算法作为支持, 对采集并过滤完成的环境数据进行融合处理。改进 RBF 数据融合算法原理如图 3 所示。

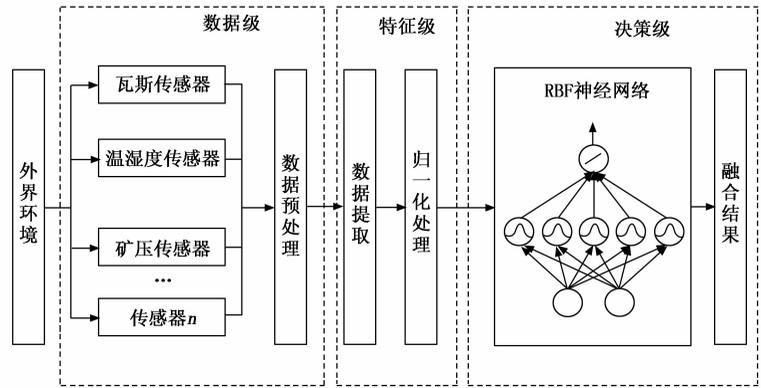


图 3 改进 RBF 数据融合算法原理图

图 3 表示网络的输入与输出之间存在着一种非线性关系, 而其输出对于可调节的参数也是线性关系^[10]。改进 RBF 数据融合算法中径向基函数的基本形式如下:

$$\varphi_j = \exp \left[-\frac{W \|X - C_j\|}{b \cdot 2\delta_j^2} \right] \quad (9)$$

公式 (9) 中变量 W 为输入与 RBF 神经元之间的连接权值向量, X 为 RBF 神经元的输入向量, C_j 表示的是高斯基函数的中心值, 另外变量 b 和 δ 分内部对应的是标准化常数和 RBF 神经元阈值^[11]。在煤矿井下环境数据的实际融合处理过程中, 需要运行 RBF 神经网络的学习程序, 即将初始采集的煤矿井下环境数据导入到 RBF 神经网络的输入层, 在已知输入层神经元与隐含层神经元之间连接系数和权重的轻快能够下, 得出隐含层中第 k 个神经元的输出结果为:

$$y_{implication}(k) = \bar{\omega}_k \cdot \exp \left(-\frac{\sum \omega_k (x_k - C_j)^2}{b \cdot 2\delta_j^2} \right) \quad (10)$$

其中: $\bar{\omega}_k$ 表示输入层与隐含层之间的连接系数, ω_k 为第 k 个神经元的权重系数。同理可以得出 RBF 神经网络的输出结果为:

$$y_{out}(k) = \omega_{out} y_{implication} - b_{out} \quad (11)$$

其中: ω_{out} 为 RBF 神经网络输出层神经元的权重值, b_{out} 为输出层阈值^[12]。将公式 (10) 的计算结果代入到公式 (11) 中, 即可得出 RBF 神经网络的最终输出结果。根据 RBF 神经网络的训练原理, 实现对煤矿井下环境数据的融合, 融合结果为:

$$Y = y_{out}(X - a_i(k)) \quad (12)$$

其中: $a_i(k)$ 表示煤矿井下环境数据的融合中心。重复上述步骤, 实现对煤矿井下实时环境数据的融合, 并通过布设的无线传输网络环境, 将最终得出的融合输出上传到煤矿井下控制端。

1.4 监测煤矿井下实时环境安全性

以改进 RBF 数据融合算法输出的煤矿井下采集并融合的环境数据作为研究对象, 判断当前井下环境的安全性, 以安全性监测结果作为煤矿井下安全控制程序的启动条件。

1.4.1 瓦斯监测

在瓦斯传感器设备的支持下，得出任意测点位置上瓦斯含量的数据采集结果，将其标记为 m_{was} ，那么煤矿井下第 i 个节点位置上的瓦斯浓度可以表示为：

$$\zeta_{was}(i) = \frac{m_{was}(i)}{V(i)} \quad (13)$$

公式 (13) 中参数 V 为瓦斯传感器感知范围内的气体含量，该参数的计算公式如下：

$$V(i) = \frac{4}{3}r_{perception}^3(i) \times \rho_{air} \quad (14)$$

公式 (14) 中 ρ_{air} 为煤矿井下的空气密度^[13]。那么煤矿井下环境中的平均瓦斯浓度为：

$$\zeta = \frac{\sum_{i=1}^{n_{measure\ point}} \zeta_{was}(i)}{n_{measure\ point}} \quad (15)$$

其中变量 $n_{measure\ point}$ 代表煤矿井下环境中设置的瓦斯监测点数量。通过上述公式的联立，即可得出井下瓦斯浓度的监测结果。

1.4.2 温湿度监测

温湿度传感器接收到的原始温度与湿度数据不能作为煤矿井下环境的真实数据进行分析，需要利用公式 (16) 对传感器的感知结果进行转换，得到精准的测量数据。

$$\begin{cases} T = -39.7 - 39.5 \times Y_T \\ \lambda = -2.05 + 0.04 \times Y_\lambda - 1.6 \times 10^6 \times Y_\lambda^2 \end{cases} \quad (16)$$

将数据融合结果中的温度与湿度数据代入到公式 (16) 中，即可得出井下环境温度与湿度的监测结果。

1.4.3 气流速度监测

根据传感器输出的井下气体浓度的变化情况，利用公式 (17) 得出井下气体流动速度的监测结果，即：

$$v_{gas} = \frac{\Delta c}{\Delta t_{monitor}} \quad (17)$$

式中， Δc 为井下气体浓度变化量， $\Delta t_{monitor}$ 为气体浓度的监测时间^[14]。通过井下气流速度的监测可以间接的确定井下风机设备的启动状态，并以此作为温度、湿度以及瓦斯控制的参考变量。

1.4.4 矿压监测

通过对内部围岩变形与移动情况来反映煤矿井下的矿压情况，围岩变形与移动参数的监测结果可以表示为：

$$\begin{cases} e_{deformation} = u(t) - u_0 \\ e_{move} = q(t) - q_0 \end{cases} \quad (18)$$

其中： $u(t)$ 和 $q(t)$ 分别表示 t 时刻围岩的垂直位置和水平位置， u_0 和 q_0 对应的是围岩初始位置在垂直和水平方向上的分量^[15]。围岩变形量与移动量越大，证明当前井下矿压越大。

综合瓦斯浓度、温湿度、气流速度以及矿压参数的检测结果，得出当前煤矿井下环境的安全性监测结果为：

$$s = \frac{\zeta \cdot T \cdot \lambda \cdot v_{gas} \cdot (-e_{deformation}) \cdot (-e_{move})}{\zeta \cdot T \cdot \lambda \cdot v_{gas} \cdot (-e_{deformation}) \cdot (-e_{move})} \quad (19)$$

公式 (19) 中变量 ζ^{desire} 、 T^{desire} 、 λ^{desire} 、 v_{gas}^{desire} 、 $e_{deformation}^{desire}$ 和 e_{move}^{desire} 分别表示瓦斯浓度、温湿度、气流速度以及矿压参数的期望值^[16]。若计算得出煤矿井下安全性监测结果高于阈值 s_0 则无需启动安全控制程序，否则需要立即启动井下安全控制程序。

1.5 煤矿井下人员定位

煤矿井下瓦斯浓度与温度的控制原理就是启动通风机设备，将气流排出煤矿。定位煤矿井下人员的目的是确定环境参数的控制方向，即确定风机的吹风方向，尽量避免瓦斯与高温气流通过井下施工人群。根据装设热释电传感器的原理，其灵敏度元输出电流的幅值满足以下公式：

$$I_{Pyroelectricity} = S_{Sensitive\ element} \frac{d\varphi}{dT_{ele}} \cdot dt \quad (20)$$

其中： $S_{Sensitive\ element}$ 表示传感器的敏感元面积， T_{ele} 为热释电材料的温度， φ 表示电极化矢量。从公式 (20) 中可以看出，传感器输出的电流值与敏感单元面积、作用时间以及热释电物质等因素有很大关系^[17]。结合透镜成像原理，煤矿井下施工人员与传感器的水平距离是决定作用时间和辐射到传感器敏感元上的主要因素。由此，可利用模拟回路输出的峰峰值，计算煤矿井下中人员与传感器之间的距离，计算结果如下：

$$d_r = f_{max}(I_{Pyroelectricity}) \cdot v_l \quad (21)$$

式中， $f_{max}(I_{Pyroelectricity})$ 表示传感器输出的最大电流值， v_l 为电流在传感器中的传播速度。在已知热释电传感器安装位置的情况下，即可得出煤矿井下人员的定位结果：

$$\begin{cases} u_r = u_{Pyroelectricity}(i) + d_r \cdot \cos\theta \\ q_r = q_{Pyroelectricity}(i) + d_r \cdot \sin\theta \end{cases} \quad (22)$$

公式 (22) 中 ($u_{Pyroelectricity}(i)$ ， $q_{Pyroelectricity}(i)$) 代表安装在煤矿井下环境中热释电传感器的位置， θ 为传感器的工作角度。将公式 (21) 的计算结果代入到公式 (22) 中，即可得出煤矿井下人员的定位结果^[18]。由于煤矿井下人员数量不为 1，若传感器两侧均检测到人员，则需要计算人员密度，选择人员密度小的方向作为气流控制方向。

1.6 装设煤矿井下安全控制器

煤矿井下安全控制器是优化设计安全控制方法的运行器件，优化设计的安全控制器以 STM32F103ZBT6 型号的芯片为核心芯片，选择 CORTEX-M3 内核作为主要部件，优化设计安全控制器的内部结构如图 4 所示。

从图 4 中可以看出，优化设计的安全控制器能够实现对瓦斯浓度、温度、湿度以及矿压的控制，利用图 5 表示结构使安全控制器具有高性能、先进的中断处理能力和低功耗等优点，最大程度使用了内存宽带并且提高了 I/O 口数据传输的速度。安全控制器内置一个静态 SRAM，有 3 种存取方法可供选择：字节、半字和完整字。SRAM 是一种带有静止访问功能的内存，无需通过刷新电路就可以存储其内部的数据，使得 CPU 的数据处理速度更快^[19]。控制器配置的直接存储器存取，可节约用于其他功能的 CPU 资源，可提供七个通路，让每个通道对应一个或多个外接设

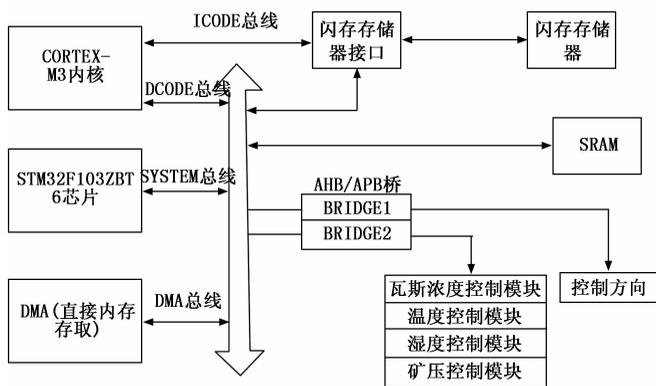


图 4 煤矿井下安全控制器内部结构图

备对存储器的请求。将优化设计的安全控制器安装在煤矿井下的各个监控对象上, 并作为传感器数据的接收终端。

1.7 实现煤矿井下安全监控

根据人体对工作环境的舒适要求, 确定煤矿井下环境的安全控制目标, 利用公式 (23) 计算井下安全控制量。

$$\begin{cases} \Delta\zeta = \zeta - 0.5 \\ \Delta T = T - 24.5 \\ \Delta\lambda = \lambda - 50 \end{cases} \quad (23)$$

同理可以得出煤矿井下矿压控制量的计算结果, 将求解得出的安全控制量输入到优化设计的安全控制器中, 生成相应的控制指令作用在控制设备上, 完成煤矿井下的安全监控任务^[20]。以瓦斯浓度安全控制为例, 若监测发现当前井下瓦斯浓度高于安全值, 立即启动控制程序, 并将安全控制器调整至启动状态。将计算得出的瓦斯浓度控制量转换成控制风机的风速值, 通过对实时风速的控制, 实现对煤矿井下瓦斯浓度的安全控制。同理可以实现对煤矿井下环境中其他参数的控制, 保证井下工作的安全性。

2 安全监控效果测试实验分析

为了验证优化设计基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿井下安全监控方法的安全监控效果, 设计测试实验, 此次实验大体分为 3 个部分, 分别为监测效果测试、控制效果测试以及监控范围测试, 其中监测效果测试部分就是比对方实际输出的井下环境情况是否与煤矿井下的实际情况一致, 控制效果测试的目的是判断在优化设计监控方法的作用下, 煤矿井下环境是否能够达到控制目标, 而监控范围测试则是判断优化设计方法是否能够实现对整个煤矿井下环境的监控, 监控范围与煤矿井下的施工安全具有之间关联。最终通过与传统监控方法的对比, 体现出优化设计方法在监控效果方面的优势。

2.1 煤矿工程概况

此次实验选择某煤矿作为实验背景, 已探明该煤矿内包含资源总量约为 58.9 亿吨, 设计可开采储量 19.7 亿吨。煤矿矿井的开工日期为 2023 年 4 月 1 日, 建设总工期约 52 个月, 投产时, 在 4 号和 6 号采区分别安排一个年产量为 100 万吨和 150 万吨的综采工作面, 以满足该矿年生产能力

能够达到 250 万吨。根据前期勘探和设计规划, 在开挖之前布设 3 个井筒, 分别为主斜井、副斜井和回风斜井, 井口标高分别为 1 465 m、1 450 m 和 1 530 m, 主斜井和副斜井主要用来升降井下开挖人员以及相关材料, 同时也具有原煤提升、进风等功能, 回风斜井能够完成矿井回风任务。

2.2 设定煤矿井下初始环境与控制目标

在空调、加湿器等设备的作用下, 设置煤矿井下环境的温度和湿度, 使用瓦斯生成器模拟矿井开挖过程中的瓦斯泄露现象, 并通过对瓦斯生成器运行参数的控制, 确定煤矿井下瓦斯浓度的初始值。考虑通风机作用下井下气体的流动规律, 确定煤矿井下各个测点位置上的初始环境参数, 结合施工人员的工作要求, 得出井下环境的控制目标, 最终得出的煤矿井下初始环境参数与控制目标的设置情况, 如表 1 所示。

表 1 煤矿井下初始环境与控制目标信息表

测点编号	环境初始值				控制目标值			
	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度 /°C	湿度 /%	矿压 /Pa	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度 /°C	湿度 /%	矿压 /Pa
1	8.6	38	65	250	3.8	25	42	120
2	10.4	36	78	238	3.8	25	42	120
3	15.2	40	82	244	3.8	25	42	120
4	14.1	42	74	279	3.8	25	42	120
5	12.0	39	69	283	3.8	25	42	120
6	9.4	35	70	256	3.8	25	42	120
7	10.8	37	72	277	3.8	25	42	120
8	11.7	40	75	264	3.8	25	42	120

按照上述方式可以得出煤矿井下所有测点环境参数的初始值和控制值的设定结果, 并将控制目标作为控制效果测试的比对标。

2.3 硬件设备安装与调试

将优化设计的煤矿井下环境参数传感器固定在接有井下滤波电抗器的金属框架上, 在下井进行参数监测工作的时候, 测量单元电路板将随金属框架将封闭在密封套筒内, 放置在电机底端, 随电机一起下井, 并安装在所选择的测点位置上。图 5 表示的是瓦斯传感器在煤矿井下的安装情况。



图 5 煤矿井下瓦斯传感器安装实景图

图 5 中安装的瓦斯传感器能够实现对空气中甲烷、丁烷以及氢气的监测,灵敏度分别为 14 mV、30 mV 和 24 mV,工作电压和工作电流分别为 3.0 V 和 100 mA,能够在 $[-20\text{ }^{\circ}\text{C}, +60\text{ }^{\circ}\text{C}]$ 环境下正常使用。按照上述原理,将温湿度、矿压等其他传感器设备安装在各个节点位置上。在测点位置安装数码管及 LED 指示器,使矿采人员能从远处看见测点所显示的内容。为了能够实现传感器数据的实时传输,在煤矿的入口设置了网关节点,利用 RS32 电缆与监控终端的计算机相连,利用串口对网关节点发送过来的数据包进行实时采集,还能够将历史数据备份到 SQL 数据库中。除传感器与通信设备外,还需要将优化设计的安全控制器设备安装在空调、通风机、加湿器等监控对象设备上,保证控制器产生的控制指令能够直接作用在监控对象上。在实验开始之前,需要对煤矿井下环境中的所有硬件设备进行调试,判断设备线路连接情况是否正常、供电是否正常、设备运行状态是否正常、设备之间的通信是否正常,若调试显示设备运行存在异常,则需要重新连接电路,甚至对相关设备进行更换,若调试正常则可以进行实验的下一步操作。

2.4 输入改进 RBF 数据融合算法运行参数

优化设计的煤矿井下安全监控方法以改进 RBF 数据融合算法作为技术支持,设置改进 RBF 数据融合算法中 RBF 神经网络结构为 2-5-1 型,即输入层中神经元数量为 2,隐含层和输出层的神经元数量分别为 5 和 1,初始学习率为 0.15,层级之间的初始权重值为 0.1,动量因子为 0.05。将上述参数输入到煤矿井下安全监控方法对应的运行程序中。

2.5 描述安全监控效果测试实验过程

优化设计的煤矿井下安全监控方法的前端运行界面选用 VC++6.0 作为开发环境进行软件开发,将编写的监控程序代码导入到监控终端计算机中,接入传感器与控制器设备,并同时启动硬件设备和监控程序,得出煤矿井下安全的监测结果,其中测点 1 的安全监测结果如图 6 所示。

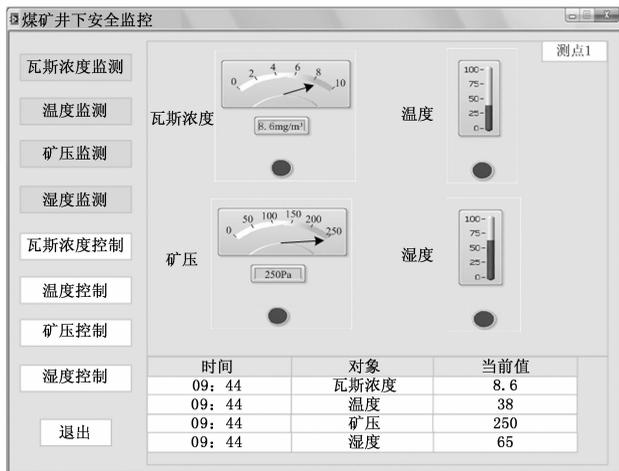


图 6 煤矿井下安全监测结果

境进行控制,得出的安全控制结果如图 7 所示。

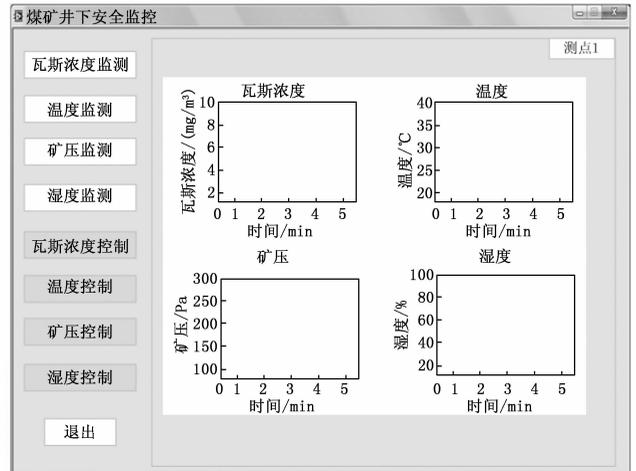


图 7 煤矿井下安全控制结果

按照上述方式可以得出煤矿井下所有测点的监测与控制结果,测点总数量为 35 个。为了体现出优化设计方法在监控效果方面的优势,分别设置传统的基于无线传感器的煤矿井下安全监控方法和基于 ARDUINO 的矿井下环境监控方法作为实验的对比方法,分别记为对比方法一和对比方法二,在相同的开发环境下,实现对比方法运行程序的编写,并得出同一煤矿井下安全的监测与控制结果。

2.6 设置安全监控效果测试指标

根据煤矿井下环境参数与安全性之间的关系,通过环境参数的监测与控制效果来反映井下的安全性监控效果。在监测实验部分,设置温度监测误差和瓦斯浓度监测误差作为量化测试指标,其数值结果如下:

$$\begin{cases} \epsilon_{\zeta} = |\zeta_{\text{monitor}} - \zeta_{\text{set}}| \\ \epsilon_T = |T_{\text{monitor}} - T_{\text{set}}| \end{cases} \quad (24)$$

其中: ζ_{set} 和 T_{set} 分别为环境瓦斯浓度和温度的初始设定值, ζ_{monitor} 和 T_{monitor} 对应的是瓦斯浓度和温度的监测值。计算得出温度和瓦斯浓度监测误差越小,说明对应方法的监测效果越优。煤矿井下安全控制效果的测试指标为温度和瓦斯浓度的控制误差,具体的测试结果为:

$$\begin{cases} \gamma_{\zeta} = |\zeta_{\text{control}} - \zeta_{\text{target}}| \\ \gamma_T = |T_{\text{control}} - T_{\text{target}}| \end{cases} \quad (25)$$

其中: ζ_{control} 和 ζ_{target} 对应的是瓦斯浓度的控制值和控制目标, T_{control} 和 T_{target} 分别为温度的控制值和控制目标。计算得出控制误差越小,证明对应方法的控制效果越优。另外监控面积的测试结果如下:

$$S_{\text{monitor}} = n_{\text{measure point}} \times \bar{S} \quad (26)$$

其中: \bar{S} 表示测点的平均监控范围,最终测试得出监控面积越大,说明对应方法的监控范围越大。

2.7 安全监控效果测试结果与分析

2.7.1 煤矿井下安全监测误差

统计煤矿井下安全监测输出数据,得出反映监测效果的测试结果,如表 2 所示。

通过数据融合、控制指令生成等步骤,对当前井下环

表 2 煤矿井下安全监测误差测试数据表

测点编号	对比方法一的监测结果		对比方法一的监测结果		基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿井下安全监控方法监测结果	
	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度/ /°C	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度/ /°C	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度/ /°C
1	8.0	35	8.2	36	8.5	38
2	10.9	33	10.6	34	10.3	35
3	15.8	43	15.6	42	15.1	40
4	14.9	43	14.4	43	14.0	41
5	12.7	36	12.5	37	12.0	40
6	9.9	31	9.1	37	9.3	35
7	10.0	34	10.2	35	10.6	38
8	11.1	44	11.3	42	11.5	40

将表 1 和表 2 中的数据代入到公式 (24) 中, 得出两种对比方法的平均瓦斯浓度监测误差分别为 0.64 mg/m³ 和 0.39 mg/m³, 平均温度监测误差分别为 3.0 °C 和 1.9 °C, 优化设计方法瓦斯浓度和温度监测误差的平均值分别为 0.11 mg/m³ 和 0.5 °C。

2.7.2 煤矿井下安全控制误差

在 3 种安全监控方法的控制下, 重新收集煤矿井下环境参数, 得出煤矿井下安全控制效果的测试结果, 如表 3 所示。

表 3 煤矿井下安全控制效果测试数据表

测点编号	对比方法一的控制结果		对比方法一的控制结果		基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿井下安全监控方法控制结果	
	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度/ /°C	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度/ /°C	瓦斯浓度/ (mg/m ³)	温度/ /°C
1	4.6	29	4.2	27	3.9	25
2	4.5	29	4.4	28	3.8	26
3	4.4	33	4.1	28	3.8	26
4	4.6	25	4.3	29	3.9	25
5	—	—	—	—	3.8	25
6	4.7	32	4.4	28	3.8	26
7	4.9	30	4.5	30	4.0	25
8	4.4	29	4.3	29	3.8	25

由于两种传统方法无法对煤矿井下的测点 5 进行控制, 因此无测点 5 的控制测试结果数据。通过公式 (25) 的计算, 得出 3 种方法的瓦斯浓度控制误差的平均值分别为 0.79 mg/m³、0.51 mg/m³ 和 0.05 mg/m³, 平均温度控制误差分别为 4.8 °C、3.4 °C 和 0.4 °C。

2.7.3 煤矿井下安全监控范围测试

3 种安全监控方法下, 煤矿井下安全的监控范围测试结果, 如图 8 所示。

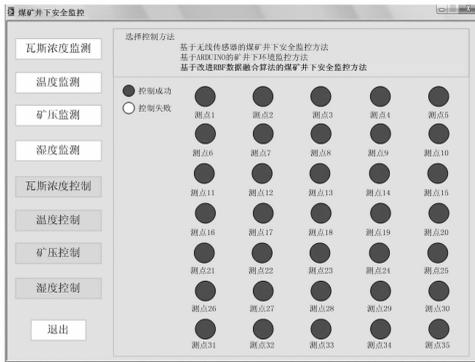
从图 8 中可以看出 3 种监控方法能够监控到的测点数量不一致, 将相关数据代入到公式 (26) 中, 计算得出两种对比方法的监控面积为 1 500 m、1 600 m 和 2 100 m。综



(a) 对比方法一



(b) 对比方法二



(c) 优化设计安全监控方法

图 8 煤矿井下监控范围测试结果

合上述 3 个部分的实验结果, 可以得出结论: 优化设计的基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿井下安全监控方法具有更高的监测与控制效果, 且监控范围更大。

3 结束语

为减少煤矿井下工作环境中的安全事故, 保护煤矿企业的利益, 设计并开发了基于改进 RBF 数据融合算法的煤矿井下安全监控方法, 并将其应用到实际的作业生产过程中。从实验结果中可以看出, 优化设计方法具有良好的监控效果, 对于保障井下矿工的工作安全具有重要意义。然而优化设计方法的监控范围虽与传统方法比有所扩大, 但仍未达到施工要求, 还需在今后的研究工作中进一步提升。

参考文献:

[1] 张佳乐, 宋占锋, 王久强. 基于无线传感器的煤矿井下有害气体安全监控系统 [J]. 煤炭技术, 2022, 41 (11): 130-132.

[2] 耿新洋, 袁正平, 王富林. 基于 ARDUINO 的铀矿井下环境监测及智能通风系统设计 [J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18 (7): 109-113.

[3] 索艳春. 基于 GA-PSO-BP 混合优化算法的矿井 CO 气体监测系统 [J]. 矿业安全与环保, 2022, 49 (6): 28-33.

[4] 陈杰. 智慧矿山安全防控多系统井下融合与应急联动技术研究 [J]. 煤矿安全, 2022, 53 (5): 99-105.

[5] 刘媛媛. 煤矿安全监控系统技术现状及智能化发展趋势 [J]. 矿业安全与环保, 2021, 48 (4): 104-108.

[6] 王恒晓. 基于多源数据融合的煤矿安全态势感知分析平台研究 [J]. 煤矿安全, 2022, 53 (8): 242-246.

[7] 何帅印, 王宁, 高彬. 基于 KJ83X (A) 安全监控系统智能化开发应用研究 [J]. 中国矿业, 2021, 30 (S2): 149-152.

[8] 荣雪, 黄友锐, 储怡然, 等. 基于 OPCUA 的煤矿安全生产监控系统信息模型 [J]. 工矿自动化, 2022, 48 (3): 112-117.

[9] 陈清. 基于国产化的煤矿安全监控系统联网平台设计 [J]. 工矿自动化, 2021, 47 (8): 115-120.

[10] 南柄飞, 郭志杰, 王凯, 等. 基于视觉显著性的煤矿井下关键目标对象实时感知研究 [J]. 煤炭科学技术, 2022, 50 (8): 247-258.

(上接第 172 页)

[9] 郭艳, 宋佳珍, 马丽, 等. 基于各类特征对齐迁移网络的多时相遥感图像分类 [J]. 地球科学, 2021, 46 (10): 3730-3739.

[10] 李道纪, 郭海涛, 卢俊, 等. 遥感影像地物分类多注意力融合和 U 型网络法 [J]. 测绘学报, 2020, 49 (8): 1051-1064.

[11] 王协, 章孝灿, 苏程. 基于多尺度学习与深度卷积神经网络的遥感图像土地利用分类 [J]. 浙江大学学报 (理学版), 2020, 47 (6): 715-723.

[12] 慕晓冬, 白坤, 尤轩昂, 等. 基于对比学习方法的遥感影像特征提取与分类 [J]. 光学精密工程, 2021, 29 (9): 2222-2234.

[13] 范慧颖, 董武, 康宝生, 等. 基于遥感图像的山地冰川识别方法对比 [J]. 水利水电技术, 2020, 51 (5): 47-58.

[14] 高军, 陈建, 田晓宇. 基于集成学习的风云四号遥感图像云相态分类算法 [J]. 红外技术, 2020, 42 (1): 68-74.

[15] 王民水, 孔祥明, 陈学业, 等. 基于随机补片和 DeepLabV3+ 的建筑物遥感图像变化检测 [J]. 吉林大学学报 (地球科学版), 2021, 51 (6): 1932-1938.

[16] 冯新翎, 张杰, 汤嘉立. 水体污染时空分布遥感影像要素深度提取方法 [J]. 计算机仿真, 2021, 38 (6): 121-124.

[17] 王帆, 李崇贵, 马婷, 等. 一种改进的遥感影像水体信息快速提取方法 [J]. 人民长江, 2021, 52 (6): 223-228.

[18] 栾奎峰, 刘帅, 潘与佳, 等. 基于改进标记分水岭的高分

[11] 何勇军, 易欣, 王伟峰, 等. 煤矿井下电气火灾智能监控与灭火技术综述 [J]. 煤矿安全, 2022, 53 (9): 55-64.

[12] 屈世甲, 武福生, 贺耀宜. 煤矿安全监测监控体系中边缘计算模式研究 [J]. 煤炭科学技术, 2022, 50 (5): 247-252.

[13] 张水平, 吝子岩, 潘允敬, 等. 漂塘钨矿井下智能通风系统的应用研究 [J]. 中国矿业, 2022, 31 (8): 86-92.

[14] 高连月, 徐德亮, 周雨松, 等. 金属矿山井下主扇风机远程实时监控系统的研究及应用 [J]. 金属矿山, 2021 (6): 198-203.

[15] 刘艳红. 超深井多源信息集成与安全管控平台应用研究 [J]. 矿业研究与开发, 2022, 42 (1): 181-186.

[16] 王淑云, 黄芳, 谭雄, 等. 熵权法在铀矿井下空气环境安全评价中的应用研究 [J]. 安全与环境学报, 2021, 21 (2): 538-545.

[17] 葛永翔, 褚衍玉, 任高峰, 等. 高海拔矿山井下环境对安全人因指标影响机理研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2021, 17 (7): 110-116.

[18] 谢尊贤, 郝聪, 张志远, 等. 基于 FTA-BN 的矿井安全监控系统运行可靠性分析 [J]. 工业安全与环保, 2023, 49 (2): 64-68.

[19] 贺耀宜, 高文, 杨耀, 等. 智能矿山多元监控信息融合与联动研究 [J]. 工矿自动化, 2022, 48 (11): 11-19.

[20] 王前进, 杨春雨, 马小平, 等. 基于随机配置网络的井下供给风量建模 [J]. 自动化学报, 2021, 47 (8): 1963-1975.

[19] 郑哲, 雷琳, 孙浩, 等. FAGNet: 基于 MAFPN 和 GVR 的遥感图像多尺度目标检测算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33 (6): 883-894.

[20] 陈艳, 刘绥华, 王堃, 等. 基于 Landsat 卫星影像的草海水水质遥感反演及营养状态评价 [J]. 水生态学杂志, 2020, 41 (3): 24-31.

[21] 孙晨, 陈金杭, 苏晨. 基于 AHP 的平原水网地区水利基础设施空间规划指标体系评价与研究 [J]. 水利规划与设计, 2021 (3): 8-11.

[22] 胡孜军, 傅菁菁, 袁李豪, 等. 基于一、二维耦合模型的某湿地公园水网规划与水力优化应用 [J]. 水电能源科学, 2020, 38 (4): 91-94.

[23] 赵佳琦, 张迪, 周勇, 等. 基于深度强化学习的遥感图像可解释目标检测方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2021, 34 (9): 777-786.

[24] 赵澜. 基于 GIS 遥感的水域信息变化特征识别方法研究 [J]. 经纬天地, 2022 (3): 98-100.

[25] 毋琳, 白澜, 孙梦伟, 等. 基于特征优化的 SAR 图像水华识别方法 [J]. 计算机科学, 2021, 48 (9): 194-199.

[26] 潘明阳, 刘乙赛, 李琦, 等. 基于改进 A* 算法的内河水网航线规划及应用 [J]. 上海海事大学学报, 2020, 41 (1): 40-45.