

基于 ZigBee 的矿井瓦斯监控算法的研究*

杨数强, 彭卫民

(洛阳师范学院 物理与电子信息学院, 河南 洛阳 471022)

摘要: 目前煤矿井采用的瓦斯浓度监控设备一般为有线设备, 而少数的无线设备一般采用均值法或利用高斯分布或其他一些算法对采集到的瓦斯浓度数据进行处理, 在瓦斯气体分散的情况下误差较大, 存在安全隐患。针对此类问题, 本文提出了应用量子粒子群算法(QPSO)优化采集到的一定数量的瓦斯浓度数据, 提高了数据精度, 降低了误差, 在一定程度上提高了安全指标, 具有普遍的应用意义。

关键词: ZigBee; 矿井; 瓦斯监控; QPSO

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)17-0063-04

Mine gas density monitor and control algorithm based on ZigBee

Yang Shuqiang, Peng Weimin

(College of Physics and Electronic Information, Luoyang Normal University, Luoyang 471022, China)

Abstract: Currently the gas density monitoring equipment that used in minegas is generally wired. And the small number of wireless devices usually use the average method or Gaussian distribution or some other algorithm to process the collected gas density data. In the case of gas dispersion, the error is great and it exists security risk. For such problems, this paper presents quantum particle swarm optimization (QPSO) to optimize a number of collected gas density data. It improves the data accuracy, reduces the error, to some extent, improves the safety indicators, and it has general application significance.

Key words: ZigBee; mine; gas monitoring; QPSO

煤矿安全生产是关系我国国民生产一个重要课题, 瓦斯灾害事故是煤矿企业中危害最大、死亡比例最高的重大事故之一, 会造成严重的人员及财产损失^[1]。因此只有对矿井中的瓦斯浓度等环境信息进行及时掌握, 才能保证矿井工作环境的安全^[2]。目前我国的矿井监控系统往往采用有线设备, 存在线路老化易燃等严重安全隐患, 而少数的无线设备一般采用均值法或利用高斯分布对采集到的瓦斯浓度数据进行处理, 对于瓦斯泄露扩散不均匀等情况, 处理后的数据误差较大, 安全指标还是不能达到要求。而 ZigBee 技术具有节点能耗低、成本低、应用简单并有组网能力, 而且即使有节点死亡, 也可实现重新组网, 节点由电池供电, 大大提高了安全系数^[3]。所以针对此类问题, 本文提出在基于 ZigBee 的基础上应用量子行为结合粒子群算法来处理收集到的瓦斯浓度数据, 该算法收敛速度快, 优化数值稳定, 很大程度上避

免了求均值等方法造成的误差。

1 算法模型

1.1 粒子群算法

粒子群算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 是基于群体的, 根据对环境的适应度将群体中的个体移动到好的区域。然而它不对个体使用演化算子, 而是将每个个体看作是 D 维搜索空间中的一个没有体积的微粒(点), 在搜索空间中以一定的速度飞行, 这个速度根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整。第 i 个微粒表示为 $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id})$, 它经历过的最好位置(有最好的适应值)记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 称为 pbest。在群体所有微粒经历过的最好位置称为 gbest^[4]。微粒 i 的速度用 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 表示。对每一代, 它的第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 根据式(1)和(2)进行变化:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - z_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - z_{id}^k) \quad (1)$$

* 基金项目: 河南省科技厅基础与前沿技术研究项目(112102310530)

网络与通信 Network and Communication

$$z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中, $i=1, 2, \dots, m, d=1, 2, \dots, D, p_{id}$ 为个体最优, p_{gd} 为全局最优。 k 为迭代次数, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, 这 2 个参数用来保持群体的多样性。 c_1 和 c_2 为学习因子, 也成为加速因子, 其使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力, 从而向自己的历史最优点以及群体内历史最优点靠近。这 2 个参数对粒子群的收敛起的作用不是很大, 但适当调整这 2 个参数, 可减少局部最小值的困扰和使收敛速度加快。式(1)中的第 2 项是“认知”部分 (Cognition Part), 代表了粒子对自身的学习; 第 3 项 (Social Part) 代表着粒子间的协作。式(1)正是粒子根据它上一次迭代的速度、当前位置和自身最好经验与群体最好经验之间的距离来更新速度, 再根据式(2)飞向新的位置^[5]。 ω 为惯性权重, 起着权衡局部最优能力和全局最优能力的作用, 其计算如式(3):

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{k_{\max}} \quad (3)$$

其中, ω_{\max} 为初始权重, ω_{\min} 为最终权重, k_{\max} 为最大迭代次数, k 为当前迭代次数。粒子群算法流程图如图 1 所示。

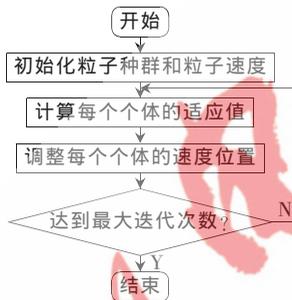


图 1 粒子群算法流程图

1.2 量子行为

基本的量子力学体系是爱因斯坦等一大批优秀科学家于 20 世纪 20、30 年代建立的, 它揭示了微观领域物质的结构、性质和运动规律。随着研究的不断深入, 一些区别于经典系统的现象如量子相干、量子纠缠和不确定性关系等纷纷被发现或理解。

1926 年, 薛定谔提出了一个描述微观世界的著名方程——薛定谔方程:

$$ih = \frac{\partial \psi}{\partial t} = -\frac{\hbar^2}{2\mu} \left(\frac{\partial^2 \psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial z^2} \right) + U(r)\psi \quad (4)$$

式(4)揭示了微观粒子世界中物质运动的基本规律, 描述量子态随时间变化的规律, 其地位等同于经典力学中的牛顿定律。其中, i 为复数, ψ 是波函数, μ 是粒子质量, U 是粒子在力场中的势能, \hbar 是普朗克常量。

一维状态下, 波函数 $\psi(x, t)$ 描述了微观粒子运动状态, 只要给定波函数, 粒子在时刻 t 出现在位置 x 附近的概率 $|\psi(x, t)|^2$ 就确定了^[6]。

2 算法计算及仿真

2.1 适应值计算

粒子群算法中, 个体极值以及全局极值都是根据每个粒子的适应度决定的^[6-7]。瓦斯浓度值直接反应了所测区域的安全指标^[8], 本次实验中瓦斯浓度的范围为 0~100, 浓度值越大, 则接近危险等级。在一个瓦斯浓度数值样本空间中, 所采集的样本个体基本在一个概率出现较多的值附近波动。据此分析, 如果瓦斯浓度值很小就给它一个较差的适应值, 这样在迭代计算时就不会被选为极值。而某些小概率出现的瓦斯浓度值比出现概率较多的瓦斯浓度值大, 其适应值初始较高, 但在迭代过程中通过位置变化, 也会被更优位置的粒子取代, 不影响粒子群的正常进化。

根据以上分析, 本文采用归一化函数得到理想的适应度函数:

$$fitness(l_i) = 100 \times \frac{l_i - l_{\min}}{l_{\max} - l_{\min}} \quad (5)$$

其中, l_i 为所测得的瓦斯浓度值样本空间中的一个样本, l_{\min} 为瓦斯浓度值样本空间中的最小值, l_{\max} 为瓦斯浓度值样本空间中的最大值。

2.2 QPSO 算法计算过程

从量子力学的角度出发提出了新的量子粒子群算法, 将粒子定义在由概率密度函数决定的一个量子空间中, 这样能解决的问题范围就更加广义。与单纯的粒子群算法的解空间完全不同, 量子粒子群算法可以在整个可行解空间中进行搜索, 因而 QPSO 算法的全局搜索性能远远优于 PSO 算法。在量子粒子群算法中, 粒子的位置由波函数来决定。

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\varphi|^2 dx dy dz = 1 \quad (6)$$

其中, $|\varphi|^2$ 是粒子在时刻 t 出现在 (x, y, z) 位置的概率, 通过蒙特卡洛方法, 将量子状态转换成传统状态, 通过塌缩, 最终得到粒子位置的迭代公式。由此将粒子的速度和位置信息归结为参数 β , 算法主要由式(7)~式(9)构成:

$$x_p = \varphi p_{id} + (1 - \varphi) p_{gd} \quad (7)$$

其中, φ 为 $(0, 0.5)$ 随机数, p_{id} 与 p_{gd} 同式(1)中同意。由式(7)可以看出, 学习点会更偏向全局最优点, 使得搜索范围更大, 避免了之前直接运用粒子群算法可能会导致陷入局部最优的缺陷。

$$mBest = \frac{\sum_{i=1}^M (x_p)_i}{M} \quad (8)$$

其中, $mBest$ 为中值最优位置, M 是群体中所含粒子数。

$$x(t+1) = x_p \pm \beta \times |mBest - x(t)| \times \ln(1/\mu) \quad (9)$$

其中, β 是收缩扩张系数。在迭代过程中, 是由 $(0, 1)$ 之间产生的随机数决定, 当产生的随机数大于 0.5 时取-,

网络与通信

Network and Communication

其余取+。

QPSO 的状态只需由位置向量来描述,并只用 β 一个参数决定粒子的收敛速度和位置,相对于 PSO 编程简单、易实现和收敛速度快的优点,能够更快地在全局范围找到最优解。QPSO 的实现过程如下:

(1)通过式(1)和式(2),完成一次粒子群算法得到 pbest 和 gbest。

(2)通过式(7)得到学习点 x_p ,在束缚态下来模拟粒子的倾斜性,粒子向点 x_p 倾斜,经过多次迭代后最终伴随粒子动量变为 0,达到稳定。

(3)通过式(8)得到全局的搜索点。

(4)最后通过式(9)从搜索空间得到解空间。

(5)如果 $x(t+1)$ 比 pbest 好,那么 $x(t+1)$ 将取代 pbest。

(6)循环(1)~(5),直到得到最优解 gbest。

将 QPSO 算法运用到 ZigBee 矿井瓦斯监测中,将某个节点采集到的矿井瓦斯数据作为量子粒子群算法的样本,拟在一个点 0.5 s 采集一个样本,1 min 做一次算法优化,共 120 数据,运用于算法中,图 2 为整个实验过程中的流程图。

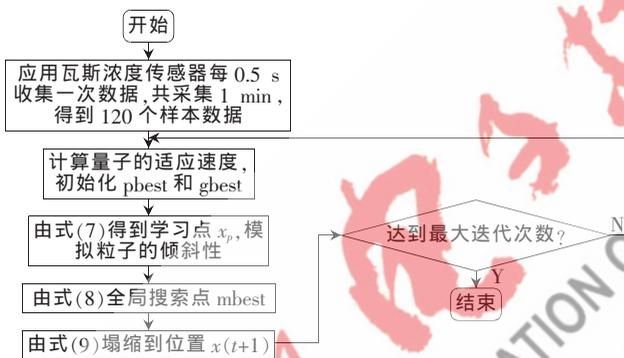


图 2 QPSO 实验流程图

3 实验仿真

实验采用了基于 Jennic 公司的 JN5139-Z01-M02 模块的 ZigBee 节点进行数据采集,在通信时,通过上位机软件直接测得瓦斯浓度值。实验运用气体发生器来模拟瓦斯泄露。设定 0.5 s 采集一次数据,1 min 共采集到样本数据 120 个。实验中若气体浓度值大于 60,则定为中级危险,若气体浓度值大于 70,定为高级危险。设定最大迭代次数 $k_{max}=200$,初始惯性权重 $\omega_{max}=1.2$,最终惯性权重 $\omega_{min}=0.9$,加速因子 $c_1=c_2=2$ 。

上位机采集数据的显示界面如图 3 所示。

以 5 号节点为例,由图 3 所示,实验将气体传感器在 5 号节点处大量散播,并轻扇风扇使气体不均匀散

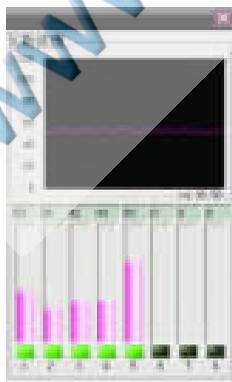


图 3 ZigBee 节点采集数据上位机显示界面

播,实时收集的瓦斯数据图如图 4 所示。



图 4 实时收集瓦斯浓度数据图

采集 1 min,共采集到样本数据 120 个,分布在 (27,89)。将采集到的样本以量子粒子群算法进行优化,最终得到的结果为 64.659 3,该值大于 60,属于危险级别,在实际情况下,应采取适当措施加以防护,避免造成重大事故。

以采集到的同样一组数据,分别再用均值法和直接运用粒子群算法进行处理。利用均值法将 120 个数值求平均,最终得到的瓦斯浓度值为 55。而直接运用粒子群算法得到的优化后的值为 57.863 2,粒子群算法的收敛性较差,且在处理离散数据时容易陷入局部最优。以上两种方法处理完的结果都没有达到危险级,这在实际应用中都存在极大的安全隐患。

分别用量子粒子群算法、粒子群算法和均值法对气体进行 10 min 采集,优化后所得结果的对比图如图 5 所示。

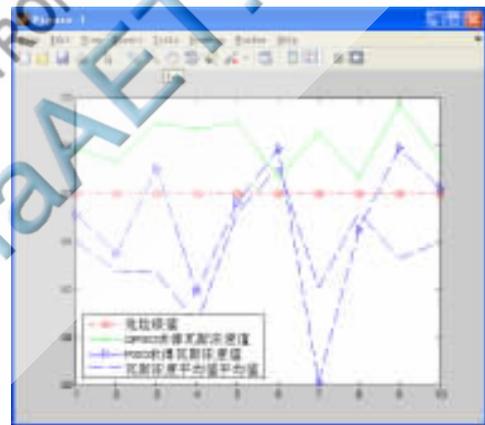


图 5 瓦斯浓度数值优化对比图

从图 5 可以看出,均值法往往误差较大,并不适合在瓦斯扩散不均匀的情况下应用,存在极大的安全隐患。而粒子群算法在第 4 次和第 7 次都陷入了局部最优,且由于粒子群算法的搜索范围较量子粒子群算法小,因此造成每次的优化值都不如量子粒子群算法得到的理想,往往在应该达到危险级别的情况下并未达到,存在一定的安全隐患。量子粒子群算法能够较好地反映出所采集数据的整体性情况,由图 5 可以看出,量子粒子群算法处理后的数值稳定,能够较好地反应出实际监测中瓦斯泄露的状况,得以及时采取应对措施,很大程度上避免了事故的发生。

此外,收敛速度快是量子粒子群算法的重要特点之一。以同一组数据为例,图 6 和图 7 分别是粒子群算法和量子粒子群算法的收敛图。

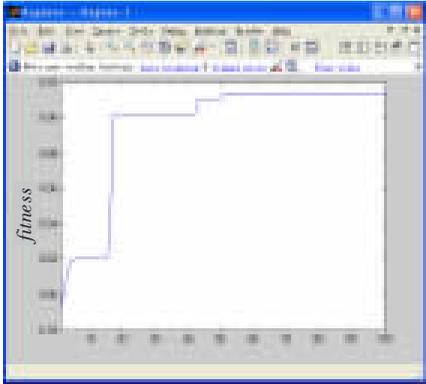


图6 粒子群算法收敛图

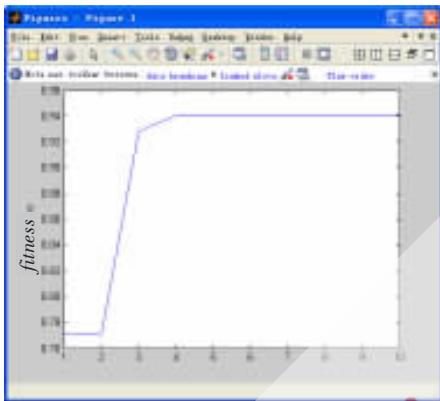


图7 量子粒子群算法收敛图

从图中可以看出,对于同一组数据的优化上,粒子群算法在迭代 53 次后达到稳定,而量子粒子群算法仅收敛 4 次即达到了稳定。

表 1 为量子粒子群算法和粒子群算法 10 次优化的迭代次数表。

表 1 QPSO 与 PSO 10 次测量收敛次数

算法	收敛次数									
QPSO	4	5	5	4	4	3	5	4	4	3
PSO	53	62	50	44	67	74	51	83	42	54

从表 1 可以明显看出,量子粒子群的收敛性远远优于粒子群算法。

本文提出了 QPSO 自校正定位算法,将粒子群算法

与量子行为相结合,使粒子拥有量子的特性,扩大了粒子群算法的搜索范围,避免了粒子群算法在处理离散数据时会陷入局部最优的缺点,同时很大程度上加快了收敛速度。相对于均值法、高斯分布及其他一些算法在处理扩散较不均匀的瓦斯数据时,该算法稳定收敛速度快,提高了精度,降低了误差。此外,该自校正算法对硬件的要求不高,适合于 WSN 低成本、低功耗的要求,是一种实用的优化定位。

参考文献

- [1] 邓明,张国枢,陈蕴.一种用于煤矿瓦斯监测的无线传感器网络设计[J].金属矿山,2008(2):122-124.
- [2] 孙利民,李建中,陈渝,等.无线传感器网络[M].北京:清华大学出版社,2005.
- [3] Zheng Jianliang, LEE M J, Will. IEEE 802.15.4 make ubiquitous networking a reality?: a discussion on a potential low power, low bit rate standard [J]. IEEE Communication Magazine, 2004,42(6):140-146.
- [4] Yu Chengbo, Zhang Yimeng, Zhang Jin, et al. Research of self-calibration location algorithm for ZigBee based on PSO-RSSI[C]. IEEE EEIC 2011 Springer,2011:91-99.
- [5] 赵千川.量子计算和量子信息(一)——量子计算部分[M].北京:清华大学出版社,2009.
- [6] Sun Jun, Feng Bin, Xu Wenbo. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C]. Congress on Evolutionary Computation, CEC2004,2004(1):325-331.
- [7] Deng Jing, VARSHNEY P K, HASS Z J. A new backoff algorithm for the IEEE 802.11 distributed coordination function[C]. Proceedings of CNDS'04, 2004.
- [8] LEDECZI A, KISS G, FEHER B, et al. Acoustic source localization fusing sparse direction of arrival estimates[C]. International Workshop on Intelligent Solutions in Embedded Systems,2006: 1-13.

(收稿日期:2012-03-14)

作者简介:

杨数强,男,1979年生,硕士,讲师,主要研究方向:信号获取与处理技术、生物特征识别、汽车电子及无线传感器网络。