



文章编号:1671-251X(2020)02-0050-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2019050031

基于雾计算的煤矿全场景监测系统研究

曹健萍^{1,2}, 李敬兆^{1,2}

- (1. 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001;
2. 工业节电与电能质量控制协同创新中心, 安徽 合肥 230000)



扫码移动阅读

摘要:目前煤矿全场景监测系统主要依赖于云计算实现数据处理、存储与决策,云计算需实时处理海量监测信息,严重影响系统决策层的时效性与精确度。针对该问题,提出一种基于雾计算的煤矿全场景监测系统,以神经元感知节点为单元设计雾计算神经网络,缓解云计算数据处理压力。针对基于粒子群优化算法(PSO)的节点部署方法存在过早收敛现象和局部最优解的问题,通过改进的 PSO 算法优化神经元感知节点部署,实现网络结构优化。仿真结果表明,与经典 PSO 算法相比,改进 PSO 算法能够更快寻得最优解,整体通信覆盖率的最优值、最差值和平均值分别提高了 3.19%,3.31%,3.25%,具有收敛快速有效、适应性强、稳定性高等优势。

关键词:煤矿全场景监测系统;雾计算;边缘计算;神经元感知节点;粒子群优化算法

中图分类号:TD76

文献标志码:A

Research on coal mine full scene monitoring system based on fog computing

CAO Jianping^{1,2}, LI Jingzhao^{1,2}

- (1. College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Huainan 232001, China; 2. Collaborative Innovation Center of Industrial Energy-saving and Power Quality Control, Hefei 230000, China)

Abstract: At present, coal mine full scene monitoring system mainly depends on cloud computing for data processing, storage and decision-making. Cloud computing needs to process massive amounts of monitoring information in real time, which seriously affects timeliness and accuracy of system decision-making layer. In view of the above problem, a coal mine full scene monitoring system based on fog computing was proposed. Fog computing neural network is designed with neuron sensing nodes as a unit to alleviate the pressure of cloud computing data processing. In view of problem of premature convergence and local optimal solution of the node deployment method based on particle swarm optimization algorithm, improved particle swarm optimization algorithm is used to optimize the deployment of neuron sensing node to achieve network structure optimization. Simulation results show that compared with the classic PSO algorithm, the improved PSO algorithm can find the optimal solution faster, and the optimal value, the worst value, and the average value of overall communication coverage have increased by 3.19%, 3.31%,

收稿日期:2019-05-12;修回日期:2020-02-10;责任编辑:胡娴。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51874010);矿山巡检机器人非线性多智能体协同控制策略研究资助项目(2018IRS16);安徽省工业节电与电能质量控制协同创新中心开放课题基金项目(KFKT201406);重大创新平台及高校创新人才团队、矿山物联网研发团队资助项目(2017A053)。

作者简介:曹健萍(1996—),女,安徽合肥人,硕士研究生,主要研究方向为电力电子、物联网应用,E-mail:2864919946@qq.com。通信作者:李敬兆(1964—),男,安徽淮南人,教授,博士,博士研究生导师,主要研究方向为嵌入式系统、物联网工程技术,E-mail:15551292065@163.com。

引用格式:曹健萍,李敬兆.基于雾计算的煤矿全场景监测系统研究[J].工矿自动化,2020,46(2):50-53.

CAO Jianping, LI Jingzhao. Research on coal mine full scene monitoring system based on fog computing [J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(2): 50-53.

and 3.25%, respectively, which has the advantages of fast and effective convergence, strong adaptability and high stability.

Key words: coal mine full scene monitoring system; fog computing; edge computing; neuron perception node; particle swarm optimization algorithm

0 引言

煤矿全场景监测系统将煤矿物理信息与云计算资源深度融合,集煤矿状态感知、数据通信与分析处理、智慧决策于一体,实现煤矿环境安全状态、开采设备工作状态的全方位智能监测^[1]。目前,煤矿全场景监测系统主要依赖云计算实现数据处理、存储与决策。但是,随着煤矿自动化技术的不断发展,云计算需实时处理海量监测信息,严重影响煤矿全场景监测系统决策层的时效性与精确度^[2]。雾计算是云计算的延伸概念,将数据、数据处理和应用程序集中在网络边缘设备中,可实现系统信息快速传输和处理、有效信息提炼、决策精度提升^[3]。因此,本文提出一种基于雾计算的煤矿全场景监测系统,以神经元感知节点为单元设计雾计算神经网络,缓解云计算数据处理压力。

神经元感知节点布置的位置和数量通常是根据需要随机安排的。由于节点发射功率有限,其无线通信范围有限,若部署的节点数量过多,会造成资源浪费;若部署的节点数量过少或位置不合理,可能出现感知死角,因而需对神经元感知节点进行优化部署^[4-7]。文献[8]提出一种分布式无线感知网络节点部署算法,通过粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO)算法优化目标监测区域的网络覆盖和感知节点的布置,但容易出现过早收敛现象,解得的部署方案可能只是局部最优方案。针对该问题,本文通过改进的 PSO 算法优化感知节点的部署,实现网络结构优化。

1 系统结构设计

基于雾计算的煤矿全场景监测系统包括神经元感知层、边缘传输层、边缘智慧决策层、边缘服务层,结构如图 1 所示。边缘传输层、智慧决策层、边缘服务层均属于雾计算范畴。

神经元感知层由神经元感知节点组成,模拟人体神经系统的感觉神经元感知煤矿系统的瓦斯含量、温度等信息,对信息进行初步处理后通过边缘通信设备传输至决策层^[9-11]。边缘传输层兼容多种通信协议,通过边缘网关使基于不同通信协议的网络系统互联,实现通信数据的重新统一打包。利用全功能设备(Full Function Device,FFD)布置 Mesh 网络,Mesh 网络中的神经元感知节点间相互连接,

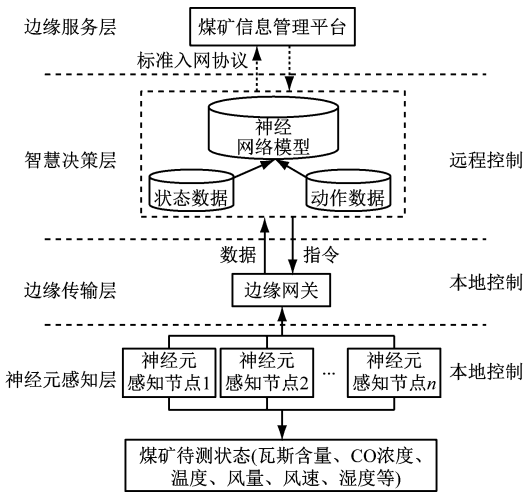


图 1 基于雾计算的煤矿全场景监测系统结构
Fig. 1 Structure of coal mine full scene monitoring system based on fog computing

单个节点有多条连接通道,即使个别节点出现故障,也不影响整个网络的可靠运行^[12-15]。智慧决策层处于整个系统的本地服务器中,其本质上是一种边缘计算平台。通过本地数据库接收来自本地的数据信息并分类处理,建立 BP 神经网络模型,结合无迹卡尔曼滤波算法,优化处理煤矿多传感器参数信息,从而有效地从海量数据中提炼有用信息,高效精确地作出决策,并通过网关分类下达至神经元感知节点。同时,边缘计算平台通过 TCP 通信协议入网,将简化处理后的有效数据传输至边缘服务层。边缘服务层主要指云服务平台,用于接收经过处理的数据和决策信息,并进行数据分类、存储和管理,为后期维护管理提供依据。

2 神经元感知节点设计

神经元感知节点包括无线感知节点和有线感知节点 2 种。无线感知节点主要由传感器模块、控制器模块、无线通信模块及供电模块组成,其结构如图 2 所示。

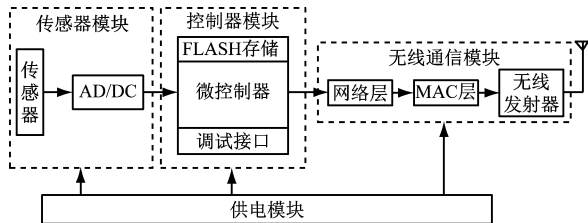


图 2 无线感知节点硬件结构
Fig. 2 Hardware structure of wireless sensing node
传感器是基本感测元件,应根据煤矿各系统实

际运行情况,结合检测精度要求和采集频率要求,进行传感器选型。微控制器是神经元感知节点的核心决策与控制单元。选用的微控制器应具有功耗低、信息处理效率高及集成度高等特性,支持休眠模式。由于不同神经元感知节点之间传输信号功耗大,在无数据收发时微控制器应处于休眠状态。

3 神经元感知节点部署

3.1 神经元感知节点部署框架

神经元感知节点网络部署框架如图 3 所示。首先,根据煤矿状态监测需要,随机投放神经元感知节点。然后,利用 RSSI 算法确定汇聚节点位置并估计其网络覆盖范围。最后,采用改进的 PSO 算法优化神经元感知节点部署。

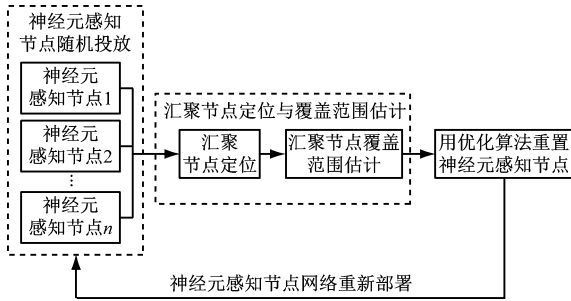


图 3 神经元感知节点部署框架

Fig. 3 Deployment framework of neuron sensing nodes

3.2 汇聚节点的定位与覆盖范围估计

各神经元感知节点通过 RSSI 定位算法确定自身位置,节点 $m(x_m, y_m)$ 与 $n(x_n, y_n)$ 之间的距离为

$$d_{mn} = \sqrt{(x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2} \quad (1)$$

选用阴影衰落模型作为神经元感知网络汇聚节点的信号传输模型,神经元感知节点 i 接收到的信号强度 $P_R(d_i)$ 为

$$P_R(d_i) = A - 10\beta \lg \frac{d_i}{m} + n_{dB} \quad (2)$$

式中: A 为汇聚节点的发射功率; β 为路径损耗; d_i 为节点 i 与汇聚节点之间的距离; n_{dB} 为偏差函数。

汇聚节点利用 RSSI 算法定位,已知汇聚节点发射功率,根据式(1)可算出神经元感知节点与汇聚节点之间的距离。测算出汇聚节点与附近 3 个或更多的神经元感知节点间的距离值,通过极大似然估计法可估算出汇聚节点的位置 $\hat{X} = (\hat{x}, \hat{y})$ 。汇聚节点定位后根据无线信号传输模型估算汇聚节点的通信覆盖距离。以汇聚节点为中心,取极限距离作为半径,得到汇聚节点的通信覆盖范围。

3.3 神经元感知节点优化部署

以扩大重点网络覆盖区域和减少神经元感知节点投放为目的,通过改进的 PSO 算法实现神经元感知节点优化部署。

假设粒子群中的粒子数为 N ,搜索空间为 D 维,粒子的空间位置向量 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 。 $\mathbf{x}_i$ 向量中,从左向右依次每 2 个元素表示一个感知节点的位置坐标,如 (x_{i1}, x_{i2}) 表示一个神经元感知节点的位置坐标。粒子的空间速度向量 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 与位置向量同理。设粒子个体寻优的最优空间位置 $\mathbf{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$,粒子群中最佳位置 $\mathbf{P}_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$ 。

由于神经元感知节点部署侧重于通信覆盖区域,确定优化目标函数为

$$f(\mathbf{x}_i) = \max \left(\sigma_1 \frac{\bigcup_{i=1,2,\dots,N} S_i}{S} + \sigma_2 \frac{\bigcup_{i=1,2,\dots,N} S'_i}{S_Z} \right) \quad (3)$$

式中: σ_1, σ_2 分别为目标监测区域覆盖率的权重系数和重点监测区域覆盖率的权重系数; $\bigcup$ 表示并集; S_i, S'_i 分别为以汇聚节点为中心的通信覆盖面积和重点通信覆盖面积; S, S_Z 分别为煤矿状态监测区域面积和重点监测区域面积。

通过优化目标函数评价粒子所在位置的优劣,在粒子位置及速度不断更新的过程中寻找最优位置。粒子的位置和速度更新公式为

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \omega \mathbf{v}_i(t) + h_1 r_1(t) [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)] + h_2 r_2(t) [\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{x}_i(t)] \quad (4)$$

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (5)$$

式中: t 为时刻; ω 为惯性权重系数; h_1 和 h_2 为学习因子; r_1 和 r_2 为独立随机变量。

在经典 PSO 算法中,惯性权重系数 ω 是从初始点出发并根据前一次速度得出的比例因子,学习因子 h_1 和 h_2 通常情况下数值为 2。整个更新过程是从初始点沿确定的方向转移,存在过早收敛现象,易出现局部最优寻解的情况。针对这一现象,对 PSO 算法进行改进。在保障粒子群稳定的前提下,为防止 ω 因沿某一方向转移而出现局部收敛现象,利用余弦非线性函数提高 ω 方向转移的随机性。设惯性权重系数为

$$\omega(t) = 0.1 + 0.9 \cos(t/c) \quad (6)$$

式中 c 为迭代更新次数。

在改进惯性权重系数的基础上,根据粒子稳定运动条件,得到学习因子为

$$\begin{cases} h_1 = 0.5\omega^2(t) + \omega(t) + 0.5 \\ h_2 = 2.2 - h_1 \end{cases} \quad (7)$$

改进的粒子速度更新公式为

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \omega(t) \mathbf{v}_i(t) + h_1(t) r_1(t) [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)] + h_2(t) r_2(t) [\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{x}_i(t)] \quad (8)$$

粒子位置更新公式不变。通过粒子位置和速度更新公式和优化目标函数,进行神经元感知节点的优化部署。

4 仿真分析

在 Matlab 平台进行仿真,设部署区域为 600 m×600 m 的矩形,区域内布置 3 个中心节点。初始状态下,将区域划分为 20 m×10 m 的网格进行节点部署。设权重系数 $\sigma_1=0.4,\sigma_2=0.6$,选用经典 PSO 算法作为对比,得到 Matlab 仿真结果,如图 4 所示。

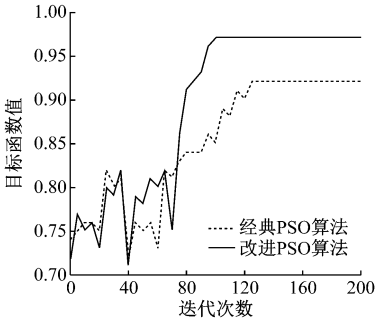


图 4 经典 PSO 算法与改进 PSO 算法性能对比
Fig. 4 Performance comparison between classic PSO algorithm and improved PSO algorithm

由图 4 可知,与经典 PSO 算法相比,改进 PSO 算法能够更快寻得最优解,最优解下的整体覆盖率更高。

经过 100 次独立仿真,统计并比较 2 种算法的通信覆盖率和适应度等,结果见表 1。

表 1 经典 PSO 算法与改进 PSO 算法的覆盖率对比
Table 1 Coverage comparison between classic PSO algorithm and improved PSO algorithm

算法	通信覆盖率/%			平均迭代次数	适应度
	最优值	最差值	平均值		
改进 PSO 算法	95.80	95.63	95.71	104	0.944
经典 PSO 算法	92.61	92.32	92.46	125	0.916

由表 1 可知,与经典 PSO 算法相比,改进 PSO 算法将整体通信覆盖率的最优值、最差值和平均值分别提高了 3.19%,3.31%,3.25%。改进 PSO 算法具有收敛快速有效、适应性强、稳定性高等优势,可应用于神经元感知节点优化部署方案中。

5 结语

提出一种基于雾计算的煤矿全场景监测系统设计方案,介绍了系统整体架构及神经元感知节点硬件组成,并结合边缘设备的特点,通过改进 PSO 算法优化边缘神经元节点的部署,提高通信覆盖率,降低节点部署成本。该系统充分利用了边缘计算技术,将数据处理决策任务从远程网络监测中心迁移到网络边缘侧,实现了系统中冗长数据在边缘侧的过滤,从而减小了海量数据分析与存储对云计算造成的压力,提升了数据信息处理效率。提出用改进

PSO 算法优化神经元感知节点部署,从而优化雾计算网络结构,并通过仿真验证了其有效性。

参考文献 (References):

[1] 佟占生,王春明,李凯. 矿井无线传感器网络设计及应用[J]. 工矿自动化,2017,43(8):98-100.
TONG Zhansheng, WANG Chunming, LI Kai. Design of mine wireless sensor network and its application [J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43 (8): 98-100.

[2] 崔文岩,孟相如. 基于层次 Petri 网的信息物理融合系统安全博弈建模[J]. 计算机应用研究,2017,34(8):2439-2442.
CUI Wenyan, MENG Xiangru. Security game modeling of cyber-physical systems based on hierarchical Petri nets [J]. Application Research of Computers, 2017, 34 (8): 2439-2442.

[3] 丁庆洋,王秀利,朱建明,等. 基于区块链的信息物理融合系统的信息安全保护框架[J]. 计算机科学,2018,45(2):32-39.
DING Qingyang, WANG Xiuli, ZHU Jianming, et al. Information security framework based on blockchain for cyber-physics system [J]. Computer Science, 2018, 45 (2): 32-39.

[4] 夏飞,罗志疆,张浩,等. 混合神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(1):118-124.
XIA Fei, LUO Zhijiang, ZHANG Hao, et al. Application of mixed neural network in transformer fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (1): 118-124.

[5] 赵小虎,张凯,赵志凯,等. 矿山物联网网络发展趋势与关键技术[J]. 工矿自动化,2018,44(4):1-7.
ZHAO Xiaohu, ZHANG Kai, ZHAO Zhikai, et al. Developing trend and key technologies of network technology of mine Internet of things [J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44 (4): 1-7.

[6] 田爱军,王德铭. 无线传感网络中通用信号采集系统设计[J]. 现代电子技术,2017,40(2):145-148.
TIAN Aijun, WANG Deming. Design of universal signal acquisition system in wireless sensor network [J]. Modern Electronics Technique, 2017, 40 (2): 145-148.

[7] NDIAYE M, HANCKE G P, ABU-MAHFOUZ A M. Software defined networking for improved wireless sensor network management; a survey [J]. Sensors, 2017, 17 (5): 1031.

[8] 周宇,王红军,林绪森. 分布式无线感知网络节点部署算法研究[J]. 信号处理,2017,33(3):359-366.
ZHOU Yu, WANG Hongjun, LIN Xusen. Research

- on distributed wireless sensor network node deployment algorithm [J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33(3): 359-366.
- [9] 刘红庆. 基于云模型粒子群算法的 WSN 节点部署优化[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2013, 47(2): 185-188.
LIU Hongqing. Deployment of wireless sensor network nodes by particle swarm optimization algorithm based on cloud model [J]. Journal of Huazhong Normal University (Natural Sciences), 2013, 47(2): 185-188.
- [10] KHASAWNEH A, LATIFF M S B A, KAIWARTYA O, et al. A reliable energy-efficient pressure-based routing protocol for underwater wireless sensor network [J]. Wireless Networks, 2018, 24(6): 2061-2075.
- [11] 潘欢, 杨丽, 胡钢墩. 基于改进量子粒子群算法的配电网优化重构[J]. 电测与仪表, 2018, 55(18): 31-36.
PAN Huan, YANG Li, HU Gangdun. Distribution network optimal reconfiguration based on improved quantum particle swarm optimization algorithm [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(18): 31-36.
- [12] MISRA S, CHATTERJEE S, OBAIDAT M S. On theoretical modeling of sensor cloud: a paradigm shift from wireless sensor network [J]. IEEE Systems Journal, 2017, 11(2): 1-10.
- [13] ZHAN Cheng, ZENG Yong, ZHANG Rui. Energy-efficient data collection in UAV enabled wireless sensor network [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(3): 328-331.
- [14] 谢彦祥, 刘天琪, 苏学能. Hadoop 架构下基于分布式粒子群算法的暂态稳定评估特征量选择[J]. 电网技术, 2018, 42(12): 4107-4115.
XIE Yanxiang, LIU Tianqi, SU Xueneng. Feature selection for transient stability assessment applying distributed PSO algorithm based on Hadoop architecture [J]. Power System Technology, 2018, 42(12): 4107-4115.
- [15] 余修武, 谢晓永, 梁北孔, 等. 基于粒子群优化和巷道分区的深井 WSN 定位算法[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(2): 166-171.
YU Xiuyu, XIE Xiaoyong, LIANG Beikong, et al. A deep mine WSN localization algorithm based on both particle swarm optimization and tunnel partition [J]. China Safety Science Journal, 2019, 29(2): 166-171.