

文章编号:1671-251X(2024)S2-0029-04

基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统

郭金婷¹, 汪广明², 汪文元², 何滔², 熊玺²

(1. 国能大渡河流域水电开发有限公司, 四川 成都 610000;

2. 国能大渡河沙坪发电有限公司, 四川 乐山 614300)

摘要:精准控制井下巷道风量、提前预测煤矿通风系统故障是保证煤矿企业安全高效运行的前提。分别建立了基于模拟退火(SA)-BP 算法的通风机出风量控制模型和基于自适应遗传(AGA)-BP 算法的通风机故障诊断模型,并在此基础上设计了一套基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统。通过环境传感器采集甲烷浓度、粉尘浓度和温度等数据,利用 SA-BP 算法计算风量与环境系数的最优目标,在保证安全的前提下,精准控制出风量,减少通风机能耗;利用 AGA 优化的 BP 神经网络算法分析通风机振动信号频率与故障类型的关系。仿真结果表明,基于 SA-BP 神经网络控制的通风机可根据瓦斯和粉尘浓度实时调节通风机频率,使通风机风量保持在最佳水平;基于 AGA-BP 的通风机故障诊断准确率平均值为 91.20%,能够有效识别通风机故障。

关键词:井下通风;神经网络;风量控制;故障诊断;SA-BP;AGA-BP

中图分类号:TD724/635 文献标志码:A

Underground ventilation monitoring and control system based on neural network algorithm

GUO Jinting¹, WANG Guangming², WANG Wenyuan², HE Tao², XIONG Xi²

(1. CHN Energy Dadu River Hydropower Development Co., Ltd., Chengdu 610000, China;

2. CHN Energy Dadu River Shaping Power Generation Co., Ltd., Leshan 614300, China)

0 引言

煤矿企业的安全高效运行离不开对井下通风系统的精准管理和有效控制。在煤矿生产过程中,井下巷道的风量控制是确保矿井安全、防止瓦斯积聚和粉尘飞扬的关键因素。因此,如何实现对井下巷道风量的精准控制,并提前预测通风系统的潜在故障,对于保障煤矿企业的安全生产和经济效益具有重要意义^[1-2]。

近年来,对于煤矿井下通风监测与控制的研究向着智能化、集成化方向发展。虎小龙^[3]利用智能控制算法,根据实时数据进行通风系统优化控制,使通风效果和能源利用率达到最优,提高了矿井生产安全和工作效率。李伟宏^[4]分析了雁南煤矿智能通风控制系统的现状,指出从监测感知、通风动力、通风设施、软件平台 4 个方面建设通风系统,使其更加智能化、集成化。宿敬肖等^[5]以环境变量为依据,以能量最小消耗为约束条件,通过遗传算法(Genetic

Algorithm, GA)-BP 神经网络求解通风机最佳工作频率,有效节省了能源开支,提升了工作效率。管丽莎等^[6]设计了基于时间序列和 BP 神经网络的矿井通风机故障诊断方法,预测故障范围,提取预估故障范围内的数据,有利于故障识别和定位,节省通风机维护时间。

本文提出了通风机风量控制模型和通风机故障诊断模型,在此基础上,设计了一套基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统,以便更加准确、及时、方便地监控通风机工作状态,提高井下通风系统的稳定性和可靠性。

1 基于 SA-BP 的通风机风量控制模型

利用环境传感器采集甲烷浓度、粉尘浓度和温度等数据,使用模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法对数据进行归一化,并优化 BP 神经网络训练迭代过程中的权值和阈值,将 BP 神经网络的输出值作为通风机变频器的设定频率,精准控制通风

收稿日期:2024-12-02;责任编辑:盛男。

基金项目:国能大渡河流域水电开发有限公司科技基金项目(GJNY-DDH-2023-004)。

作者简介:郭金婷(1985-),女,山东潍坊人,高级工程师,硕士,现主要从事井下通风、水电生产科技管理方面的工作,E-mail:gmwangsc@

163.com。

机出风量,节约能耗。

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,它通过一种监督学习的方法进行训练,能够实现从输入到输出的非线性映射。BP 神经网络由多个层次组成,主要包括输入层、隐藏层和输出层。每一层都包含多个神经元,这些神经元通过带有权重的连接进行传递。在训练过程中,BP 神经网络采用反向传播算法来调整网络中的连接权重和偏置项,以优化网络性能。BP 神经网络结构如图 1 所示。

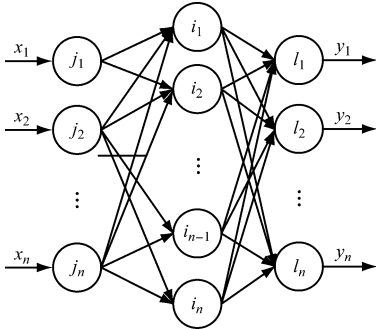


图 1 BP 神经网络结构

BP 神经网络中最常用的激活函数为 ReLU 函数:

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

定义隐含层第 j 个神经元的输入为 J_j^{in} ,输出为 J_j^{out} ,输出层第 l 个神经元的输入为 L_l^{in} ,输出为 L_l^{out} ,则各层节点的输入、输出可表示为

$$J_j^{\text{in}} = \sum_i w_{ij} I_i^{\text{out}} \quad (2)$$

$$J_j^{\text{out}} = \text{ReLU}(J_j^{\text{in}}) \quad (3)$$

$$L_l^{\text{in}} = \sum_j w_{jl} J_j^{\text{out}} \quad (4)$$

$$L_l^{\text{out}} = \text{ReLU}(L_l^{\text{in}}) \quad (5)$$

式中: w_{ij} 为输入层第 i 个节点与隐藏层第 j 个节点的权重; I_i^{out} 为输入层第 i 个节点的输出。

设网络输出的预测值与实际值之间的误差 $e = L_l^{\text{out}} - L_l^{\text{rea}}$, L_l^{rea} 为输出层第 j 个节点的实际值,若输出层的节点的数为 n ,则预测值与实际值之间的误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^n (L_l^{\text{out}} - L_l^{\text{rea}})^2 \quad (6)$$

1.2 基于 SA 优化的 BP 神经网络

利用 SA 算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,避免 BP 神经网络陷入局部极小值。基于 SA 优化的 BP 神经网络算法步骤如下。

1) 算法初始化。对初始温度、马尔可夫链的长度、BP 神经网络的结构和权值进行设置,并计算出初始解向量 T_0 。

2) 设置一个扰动函数(式(7)),利用式(8)计算解向量 T_n 的下一个解向量 T_{n+1} 。

$$f(n+1) = f(n) + \lambda \epsilon \quad (7)$$

式中 λ 为扰动幅度。

3) 计算增量。设 $dE = E(T(n+1)) - E(T(n))$,结合式(8),若 $dE \geq 0$,则产生一个在 $[0, 1]$ 之间的随机数 ϵ ,若 $\epsilon < P$,则接受新解,否则直接进入下一步。

$$P = \begin{cases} 1 & E(n+1) < E(n) \\ \exp\left(\frac{-E(n+1) - E(n)}{T}\right) & E(n+1) \geq E(n) \end{cases} \quad (8)$$

4) 内循环终止判断。将每种温度下的马尔可夫链长度 L 遍历完时再进行降温操作。

5) 降温。利用式(9)的衰减函数进行降温。

$$C_{n+1} = \beta C_n \quad n = 0, 1, \dots \quad (9)$$

式中: C_{n+1} 为衰减 $n+1$ 次后的温度; β 为小于 1 的常数。

6) 外循环终止判断。设定温度下降的总次数,当循环次数达到总次数时结束算法,否则跳回步骤 2)。

2 基于 AGA-BP 的通风机故障诊断模型

自适应遗传 (Adaptive Probabilities of Crossover, AGA) 算法的原理是通过模拟生物进化过程,动态调整交叉概率、变异概率等遗传参数,以适应搜索环境的变化。其优点是能够自适应调整算法参数,避免过早收敛,保持种群多样性,提高全局搜索效率和求解精度。本文利用 AGA 算法对 BP 神经网络进行优化,提高 BP 神经网络的学习速度和泛化能力。

将 BP 神经网络各层权值和阈值作为染色体集合,在初始阶段随机生成染色体集合,采用适应度函数(式(10))评估染色体优劣,适应度函数值越小,说明网络方差越小,权值和阈值越优。

$$F = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^N (y_{ij} - x_{ij})^2 \quad (10)$$

式中: P 为输出节点数; N 为输入节点数; y_{ij} 为第 i 层第 j 个节点的实际输出; x_{ij} 为第 i 层第 j 个节点的期望输出。

若种群大小为 M ,个体 i 的适应度为 F_i ,则个体被选中的概率为

$$P_i = F_i / \sum_{i=1}^M F_i \quad (11)$$

在 AGA 中,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 可改变个体适应度值:对于适应度较高的个体,交叉概率

P_c 和变异概率 P_m 取较低值,使解进入下一代;对于适应度较低的个体,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 取较高值,使解直接被淘汰。交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 计算公式为

$$P_c = \begin{cases} 0.9 - \frac{0.3(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}} & f' \geq f_{avg} \\ 0.9 & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (12)$$

$$P_m = \begin{cases} 0.1 - \frac{0.099(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}} & f \geq f_{avg} \\ 0.1 & f < f_{avg} \end{cases} \quad (13)$$

式中: f' 为 2 个交叉个体中较大的适应度; f_{avg} 为群体内平均适应度值; f_{max} 为群体中个体最大适应度; f 为变异个体适应度。

基于 AGA-BP 的煤矿通风机故障诊断方法流程如图 2 所示。

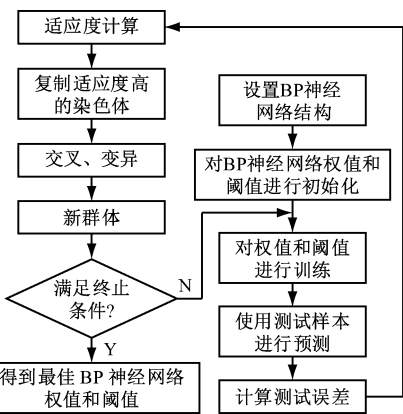


图 2 基于 AGA-BP 的煤矿通风机故障诊断方法流程

3 基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统

基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统结构如图 3 所示,主要由通风机风量控制和通风机故障诊断两大部分组成。

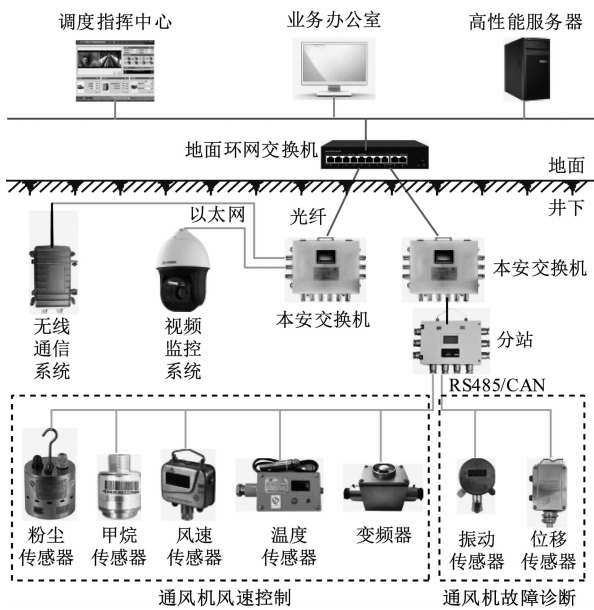


图 3 基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统结构

通风机风量控制系统采集粉尘浓度、甲烷浓度、风速和温度等数据,通过 RS485 总线将数据发送至井下分站,分站将数据打包,利用光纤环网传输到高性能服务器和地面指挥系统。高性能服务器利用内置智能算法分析处理多源数据,输出此时通风机最佳工作频率,通过变频器控制通风机工作频率。通风机故障诊断系统主要由振动传感器、位移传感器、高性能服务器和内置神经网络算法组成。振动传感器和位移传感器采集通风机工作频率,通过井下通信线路将数据传输到高性能服务器。高性能服务器通过内置故障检测算法对接收数据进行分析处理,实时掌握通风机工作状态,及时发现故障,减少工作安全隐患,提高工作效率。

4 系统验证

4.1 通风机风量控制

设井下通风网络分支为 $e_1—e_{10}$,共包含 10 个分支,6 个节点,独立回路数为 5。井下通风网络结构如图 4 所示。

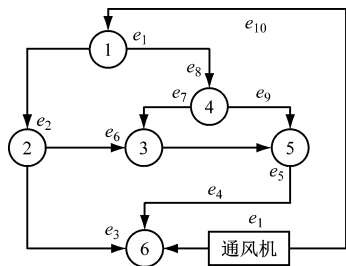


图 4 井下通风网络结构

为更好地模拟井下实际工作环境,在 2 800 个采样点时增加瓦斯和粉尘浓度,通风机运行频率曲线如图 5 所示。可看出采用常规控制策略的通风机频率会突然增加,然后保持较高的频率运行一段时间;采用基于 SA-BP 神经网络控制的通风机在瓦斯和粉尘浓度提高后,根据实时采集的数据立即将频率升高,以达到高效降低瓦斯和粉尘浓度的目的,并在瓦斯和粉尘浓度降低后,快速回退到正常频率,将瓦斯浓度、粉尘浓度和通风机出风量保持在最佳水平,尽可能降低通风机能耗。

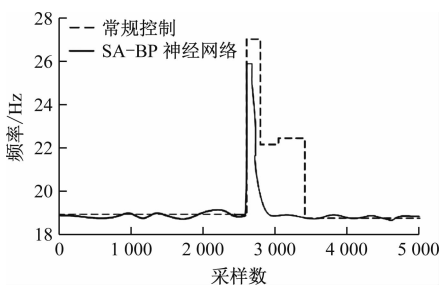


图 5 通风机运行频率曲线

4.2 通风机故障诊断

根据历史数据收集故障样本数据,共 449 组,分

为 9 个类型,将其中 200 组包含各类故障类型的振动频率特征作为训练样本,剩余 249 组作为测试样本。故障诊断结果见表 1。

表 1 故障诊断结果

故障类型	正确分类/组	错误分类/组	诊断准确率/%
正常	25	3	89.29
不平衡	32	4	88.89
不对中	21	1	95.45
机械松动	40	6	86.96
叶片故障	12	1	92.31
轴承外圈故障	13	1	92.86
轴承内圈故障	33	5	86.84
滚动体故障	15	1	93.75
保持架故障	34	2	94.44

从表 1 可看出,不同类型的故障诊断准确率差别较大,其中不对中故障诊断准确率最高,达 95.45%,轴承内圈故障诊断准确率最低,但也达到了 86.84%,9 类故障类型诊断准确率平均值为 91.20%,说明本文所提系统具有较高的故障诊断准确率,能够有效识别通风机故障。

5 结语

基于神经网络算法的井下通风监测与控制系统

(上接第 25 页)

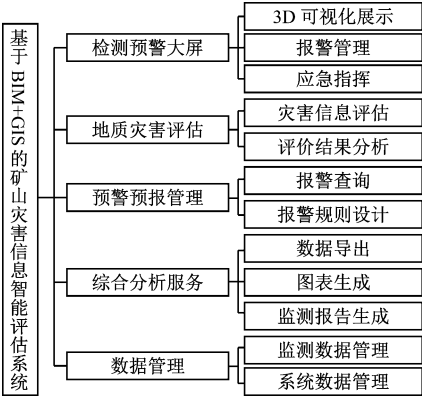


图 3 功能结构

整合 BIM 与 GIS 技术的优势,提高了矿山灾害信息的采集、处理和分析能力,为防灾减灾工作提供了有力的技术支撑。

通过集成基于 SA-BP 的通风机风量控制模型和基于 AGA-BP 的通风机故障识别模型,实现了对井下通风机的精准控制和故障预警。实验结果表明,该系统能够有效降低通风机能耗,提高风量控制精度,同时在通风机故障诊断方面也表现出较高的准确性和可靠性。该系统不仅提高了煤矿企业安全生产水平,还为企业节能降耗、提高经济效益提供了有力支持。

参考文献:

[1] 刘杰. 基于 WIFI 通信技术的矿井通风监测系统应用[J]. 机械研究与应用, 2021, 34(6): 156-158.

[2] 刘思敏. 矿井通风监测系统的设计与应用[J]. 机械管理开发, 2021, 36(8): 231-232, 315.

[3] 虎小龙. 采矿井下通风系统的智能监测与优化控制策略[J]. 冶金与材料, 2024, 44(4): 121-123.

[4] 李伟宏. 雁南煤矿智能通风控制系统研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(增刊 2): 66-70, 74.

[5] 宿敬肖, 江春然, 吕晓华, 等. 基于 GA-BP 神经网络的矿井节能通风控制系统设计[J]. 煤炭技术, 2022, 41(12): 232-234.

[6] 管丽莎, 张恩瑜, 潘越. 基于时间序列和 BP 神经网络的矿井风机故障诊断[J]. 科技创新与应用, 2016(18): 47-48.

参考文献:

[1] 杨瑞峰, 宋林杰. 关于 GIS 技术在矿山灾害信息系统中的应用研究[J]. 矿业装备, 2020(5): 32-33.

[2] 尚可. 基于 BIM+GIS 的煤矿建设项目施工安全风险 管理研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.

[3] 任晓春, 王玮, 周权. 基于 BIM+GIS 的桥梁智慧监测 系统设计[J]. 四川建筑, 2023, 43(5): 72-74.

[4] 臧亚威. 基于 BIM 的煤矿建设工程信息协同管理研究 [D]. 中国矿业大学, 2021.

[5] 杨生德, 朱春辉. 地质灾害在线监测预警系统的设计与 实现[J]. 测绘与空间地理信息, 2021, 44(10): 140- 142, 145.

[6] 赵罡. 贵州山区煤矿地表地质灾害危险性评估方法分 析——以金沙县某矿 1 号井为例[J]. 陕西煤炭, 2024, 43(10): 127-134.

[7] 刘欢. 白银煤矿区矿山地质灾害遥感监测及危险性评 价[D]. 长沙: 中南大学, 2011.