

基于改进粒子群算法的换流站多协议无线数据分析及预测

毛春翔, 柴斌, 刘若鹏

国网宁夏电力有限公司超高压公司, 银川 750000

摘要 目前直流输电正在朝着高电压大容量的技术方向发展, 其在长距离输电、跨区域联网及调度灵活等方面的优势日趋显现, 但由于换流站关键设备故障造成的直流系统非正常停运对电力系统造成的影响也越来越大。因此, 加强对直流关键设备的感知程度, 对关键设备的故障进行预判并提前进行处理, 对减少直流系统非正常停运并提高供电可靠性具有重大意义。以宁夏国家电网换流站多协议无线数据为例, 提出了基于灰狼算法的改进粒子群算法。实验表明, 该粒子群-灰狼算法能够更精确地对换流站的各种监测数据进行预测, 减小预测误差, 为今后换流站的运行和维护提供了依据。

关键词 换流站; 无线数据; 粒子群算法; 灰狼算法

近年来, 随着智能运检体系深化建设, 无人机、机器人等智能传感装备配置范围不断扩大, 人工智能诊断技术得到一定发展应用, 输变电设备管理已初步开展了设备和作业信息互联互通的实践。随着泛在网络、人工智能、边缘计算等物联网新技术在电网建设中的逐步渗透, 输变电设备物联网进入跨界融合、集成创新和规模化发展的新阶段。

换流站作为区域性电网联系的枢纽, 不仅需要监测的设备较多, 需要监测的数据量也较大。若依然采用多套监控系统工作, 不进行整合, 将在一定程度上降低工作和维护效率, 产生一定的设备隐

患, 影响电网安全运行, 换流站无线数据的预测及使用势在必行。

近年来, 越来越多的国内外学者致力于应用机器学习模型, 并将相关算法模型相互结合, 以得到能够更好地提高无线数据预测精度的先进模型。雷晓明研究了BP神经网络建立预测模型, 使用布谷鸟搜索优化方式对神经网络系统内各层之间链接值与阈值进行初始化操作, 提高系统预测精度^[1]。马旗超等^[2]研究了利用历史数据构建预测矩阵, 通过预测矩阵与当前无线数据进行预测, 并设计出预测矩阵的构建方法, 以及当有新无线数据到来时对

收稿日期: 2022-06-11; 修回日期: 2022-07-27

基金项目: 国网宁夏电力有限公司科技项目(5229CG20006J)

作者简介: 毛春翔, 助理工程师, 研究方向为特高压换流变电站数字化转型, 电子信箱: chunxiang.mao@yanguanlot.com

引用格式: 毛春翔, 柴斌, 刘若鹏. 基于改进粒子群算法的换流站多协议无线数据分析及预测[J]. 科技导报, 2024, 42(2): 120-128; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2024.02.012

预测矩阵的修正方法,从而适应了对网络状态非平稳情况下的预测。仿真结果表明,该方法在预测精度上比传统的外延法、回归分析法有所提高。熊俊等^[3]研究了一种基于优化FAEMDOSELM的WSN无线数据预测算法。Huang等^[4]研究了递归神经网络(recurrent neural network, RNN)、三维卷积神经网络(3D CNN),并用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和RNN分别提取用户流量使用的地理和时间特征,提出了优于其他深度学习模型的CNN-RNN组合模型,其预测精度达到了70%到80%。Wang等^[5]将长期短期记忆(LSTM)和高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)相结合,先提取蜂窝数据的主要周期性分量,然后将小分量馈送到LSTM网络中,用GPR恢复残差分量。结果表明,所提出的LSTM-GPR方案优于基准方案,尤其是在较长时间和突发无线数据预测方面表现突出。Zhang等^[6]通过将无线数据视为图像,利用密集连接的卷积神经网络捕获单元交通的空间和时间依赖性,提出了一种基于参数矩阵的融合方案,以学习时空相关性的影响程度。实验结果表明,基于均方根误差的预测性能得到了显著改善。Troia等^[7]研究了一种特殊的RNN,即门控递归单元(gated recurrent unit, GRU),证明它能够达到很高的精度。黄庆东等^[8]利用长短期记忆(long-short term memory, LSTM)网络和卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)解决无线数据的预测问题。Fan等^[9]将RNN和GRU神经网络相结合,应用于无线数据预测。通过数值计算和仿真验证了分析结果,证明该模型的无线数据预测结果接近实际环境中网络流量的实际值。Yu等^[10]将图卷积网络(graph convolutional network, GCN)和门控循环单元组合,构建了GCN-GRU组合,利用图神经网络从用户的海量数据集中学习有效的时空模型,以进行无线数据预测。实验结果表明,该模型优于最新时间序列的方法。

因此,本文以宁夏国家电网换流站多协议无线数据为例,基于宁夏国家电网换流站总体硬件设计和数据处理情况,利用粒子群算法(PSO)的灰狼优

化算法(GWO),通过收集换流站得到的数据,使用本文提出的粒子群-灰狼算法(GWO-PSO)对数据进行预测,为换流站的运行和维护提供依据。

1 换流站系统硬件设计

1.1 换流站无线干扰环境研究和无线干扰控制策略

换流站无线干扰研制的装置可同时支持大量通过无线传输信号的传感器、视频等信号接入。由于各类传感装置的信号带宽、功耗需求等各不相同,往往采用不同的无线通信制式和协议,当大量传感器及视频信号同时接入时,需要对无线资源进行一定的规划和约束才能更好地发挥作用。目前已知的无线接入方式包括WiFi、ZigBee、蓝牙、超宽带(UWB: Ultra-wideband)、Lora、433无线等,且其中大多使用433-470M、2.4G、5.8G等公共频段。

换流站无线干扰将针对这些无线技术开支实际占用带宽、频点规划、信号传播距离等方面的研究,提出换流站无线干扰情况分析报告,根据分析结果提出无线干扰分布即增长模型,对未来持续增长的无线通信设备的干扰情况进行预测,提出相应的无线频率规划方案和无线设备接入技术规范,形成变电站无线接入方式规范的指导意见和约束原则,以更好地指导无线传感器的应用。具体策略包括:(1) 对于433、470和2.4G频段范围内提取部分频段供重要设备接入,禁止普通设备接入。(2) 对于Zigbee、蓝牙及2.4G WIFI等公用2.4G频段的技术,合理规划各种使用的频点范围。占据较大带宽的2.4G WIFI设定频点黑名单,让出部分带宽给Zigbee和蓝牙。(3) 对于Lora等长距离通信技术,参考无线公网的网络优化策略,合理规划频点使用范围^[11-12]。(4) 合理确定不同传感器的数据上报周期。根据实际需要配置不同传感器的上报周期和Offset,尽量随机化传感器数据上报。

1.2 装置的硬件总体设计

换流站用多协议无线数据汇集装置主要包括结构外壳、电源模块、各类通信模块接口、数据处理

模块、数据存储模块、WIFI模块,4G/5G模块、有线通信接口、国网安全加密芯片等。主要组成部分如图1所示^[13]。

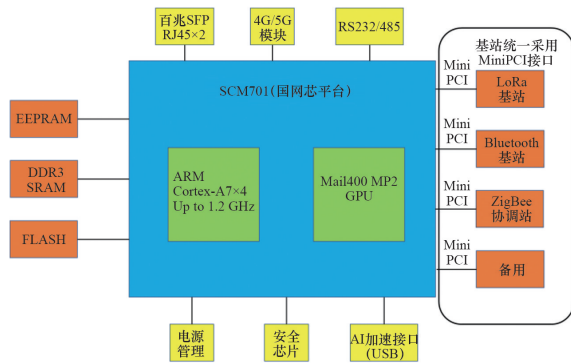


图1 换流站多协议无线数据汇集装置的硬件总体设计

1.3 数据汇集和数据处理功能

换流站多协议无线数据汇集装置支持大容量的传感器及数据接入,同时具备一定的数据分析和处理能力,可与边缘计算平台协同工作,包括:(1)支持数据滤波功能。根据不同传感器的应用场景可配置不同的滤波模式和参数。(2)支持数据关联功能。可根据实际情况配置数据关联功能。适用于存在一定串联性的传感器数据的自动分析。例如,反映相同设备状态的不同传感量根据数据模型进行统一分析,自动剔除单一传感器的异常数据。(3)自动时间标签功能。将所有传感数据的时间标签统一化,便于后续的处理和检索,提高边缘计算平台的计算效率。(4)传感器通信状态检测功能。自动分析传感器的数据通信状态,自动生成数据传输异常的传感器列表。

1.4 换流站多协议无线数据汇集装置部署原则

换流站多协议无线数据汇集装置部署原则需要考虑以下各类情况和因素,以更好地支撑物联网建设的需求^[14-15],包括换流站设备分布情况、实际应用需求;光纤可到达情况、无线信号带宽需求及传输距离需求、传感器部署数量级密度、边缘计算能力和应急响应的需求等^[16-18]。

2 算法设计

2.1 粒子群算法

粒子群算法是一种有卓越的优化能力的智能优化算法,在诸多群智能优化算法当中,其优势在于可以通过信息交换找到问题的最佳解决方案,简而言之就是种群内部的个体通过彼此的信息共享能够快速地进行搜索并且找出最优值的位置。在算法预测的整个过程当中,种群内部的个体不断进行自我优化学习,不断更新迭代自己的最佳位置,同时,也不断学习种群中最佳个体的行为,因此其最优解也受到种群中最佳个体位置的影响。

粒子个体移动前的坐标为 $x(t)$,移动后的坐标为 $x(t+1)$,个体位置变化方式和方向如图2所示,其流程如图3所示。

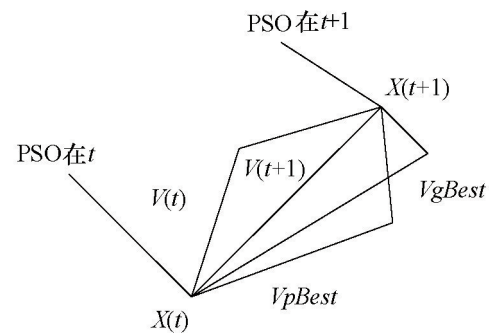


图2 个体位置变化

算法的粒子通过式(1)和(2)更新其位置和速度。

$$x_{ij}(t+1) = V_{ij}(t) + V_{ij}(t+1) \quad (1)$$

$$V_{mn}(t+1) = aV_{mn}(t) + c_1r_{1n}(t)[p_{mn}(t) - x_{mn}(t)] + c_2r_{2n}(t)[p_{gn}(t) - x_{mn}(t)] \quad (2)$$

式中, m 为第 m 个体; n 为个体在第 n 维; t 为第 t 代个体; a 为惯性权重; c_1 、 c_2 是学习因子,范围经常被定在 $[0, 2]$; r_{1n} 、 r_{2n} 是函数,函数之间不等且取值范围经常在 $(0, 1)$ 之间。

PSO虽然在预测速度、预测效果等方面相对较好,但其缺点也很明显,即经常在算法中期就会寻

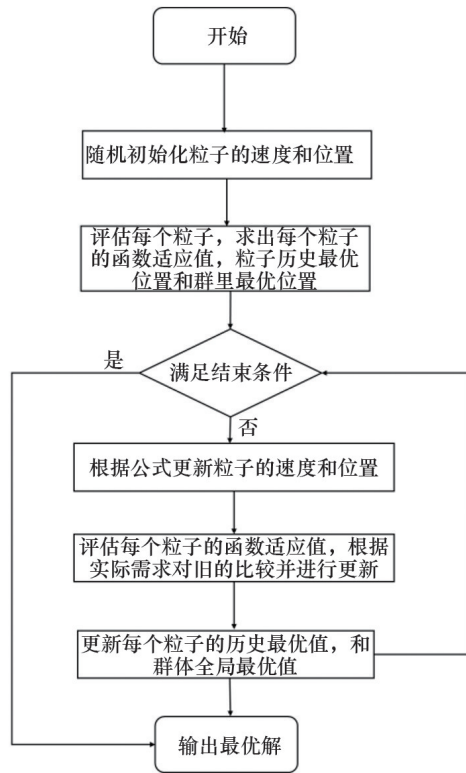


图3 粒子群算法流程

找到局部的最优值而停止预测搜索,从而陷入死循环。当数据量较大时,就会造成预测的准确度不高且效果相对不好,因此需要针对粒子群的缺点做出相应改进:(1) 将 PSO 与其他算法相结合。(2) 算法中的参数进行改进。(3) 加入逃逸机制防止陷入死循环。(4) 有效控制 2 种算法的切换时机。从这几点出发,本研究提出 GWO-PSO,在防止算法进化时陷入局部极值方面表现良好,能够有效提高预测效果。

2.2 灰狼算法

GWO 算法和 PSO 算法一样,首先是对预测的种群个体进行随机的初始化,不同的是,在初始化结束后需要计算每个个体的适应度,根据适应度的不同将适应度最好的 3 个体分别标记为 α 狼、 β 狼和 δ 狼,而剩下的个体标记为 ω 狼。这是模仿狼群中有着严格的社会统治关系所设计的,如图 4 所示,首先是 α 狼,是狼群中的领导者,主要负责进行决策,是狼群中最优秀的狼;下边的是 β 狼,它受制于 α 狼,并且帮助 α 狼管理狼群,在 α 狼性能衰减

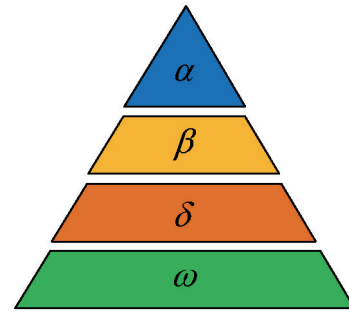


图4 狼群分层结构

后,可以作为 α 狼的第一候选者; β 狼是狼群的中层,服从于 α 狼和 β 狼,管理剩余的狼;最后是 ω 狼,服从狼群中的所有上层狼。在狼群位置更新过程中,其他狼群会根据每一层中最优的狼的位置来进行位置更新。

预测过程的第一步是包围猎物,类似于狼群捕猎是会进行搜索猎物并逐渐接近包围,预测的种群会在整个解空间中进行搜索,其更新计算式为

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (3)$$

$$X(t + 1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (4)$$

式中, t 表示当前的迭代次数, A 和 C 表示系数向量, X_p 表示更新之前种群个体的位置, X 表示当前的位置。2 个系数向量的计算式为

$$A = 2\alpha \cdot r_1 - \alpha \quad (5)$$

$$C = 2r_2 \quad (6)$$

其中 α 在整个预测迭代过程中从 2 线性减少到 0,而 r_1 和 r_2 表示的是 $[0,1]$ 范围内的随机数。接下来是狩猎过程。灰狼在狩猎过程中能够快速搜索找到猎物的位置,这个位置也就是最优解的位置,整个搜索过程其他个体位置随着 α 、 β 和 δ 个体位置更新而更新。在每次迭代更新之后,所有狼群中的个体的位置都发生了变化,然后找出种群中最优的 3 个个体,其他狼群随着最优个体位置变化而变化。其计算方法如式(7)~(13)所示。

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X| \quad (7)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X| \quad (8)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X| \quad (9)$$

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \quad (10)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \quad (11)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \quad (12)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (13)$$

其中 X_α 表示个体 α 的位置向量, X_β 表示个体 β 位置向量, X_δ 表示个体 δ 的位置向量, X 表示其他狼群个体位置向量; D_α 表示当前个体 α 与最优的个体 α 之间的距离, D_β 表示当前个体 β 与最优的个体 β 之间的距离, D_δ 表示当前个体 δ 与最优的个体 δ 之间的距离。 $A > 1$ 时, 整个种群将会尽量分散在各个区域中进行搜索, 当 $A < 1$ 时, 整个种群就会集中搜索某个区域。

2.3 基于粒子群的灰狼算法

针对这一思路, 其中要解决的问题是如何确定替换预测算法的时机。本研究提出了一个自适应替换机制, 在使用灰狼算法预测时, 根据其找到的最优解的值和 2 个阈值进行判断是否更换预测算法。在算法执行过程中, 记录下这一代最优解的适应值, 与上一代最优值的适应值相比较, 计算它们的差, 记为 V_{gwo} 。根据适应度情况选择合理阈值 V_1 , 若 V_{gwo} 小于浮动阈值 V_1 , 则进行计数, 记录下 V_{gwo} 小于浮动阈值 V 的次数记为 N_a , 取合适的迭代次数的阈值 N_1 进行判断使用, 当 $N_a > N_1$ 时, 则替换为粒子群算法进行局部的预测。

另外, 在预测后期, 随着迭代次数的增加, 整个种群的预测个体会在目前所找到的最优值附近堆积, 这时预测的速度会不停地下降, 对整个预测过程造成不好的影响。为了解决这个问题, 整个算法中加入的一个逃逸机制用于自动判断是否逃逸。和自适应替换机制相似, 对粒子进行重新散布需要通过 2 个阈值——浮动阈值 V_2 和 N_2 进行判断。当波动次数 $N_b > N_2$ 时, 判断算法陷入局部最优状态。此时, 需要算法执行此步骤跳出预测, 算法重新开始, 再次进行全局搜索。加入这种机制后, 可以有效判断出算法是否陷入了局部最优, 从而跳出局部最优, 避免陷入死循环, 弥补了粒子群算法的部分缺点, 提高了算法的预测水平。

具体来说, 使用 GWO-PSO 算法预测过程中, 首先使用灰狼算法进行预测以对整个解空间进行

搜索, 获取最优解可能存在的位置; 通过自适应替换机制的判断后, 替换为使用粒子群算法进行解空间的局部挖掘; 若自适应逃逸机制判断种群个体陷入了局部最优, 则对预测种群进行重新散布, 之后继续进行预测迭代。最终根据终止约束条件, 结束预测过程, 输出最优解。

基于灰狼算法的改进粒子群算法流程如下:

(1) 算法预测个体初始化, 将其随机散布到整个解空间中, 并为灰狼算法设定 α 、 β 和 δ 个体。(2) 预测种群按照灰狼算法的预测过程对整个解空间进行预测。(3) 记录灰狼算法每次迭代过程中的最优解 V_{best-g} 。(4) 根据自适应替换机制进行判断, 若预测算法替换为粒子群算法进入(5), 否则返回(2)继续搜索。(5) 预测种群按照粒子群算法的预测过程对可能存在最优解的位置进行挖掘。(6) 记录粒子群算法每次迭代过程中的最优解 V_{best-p} 。(7) 根据自适应逃逸机制进行判断, 若预测种群陷入局部最优则返回(1), 否则进入(8)继续搜索。(8) 进行判断, 看算法是否满足各项约束条件, 若不满足, 返回到(5), 重新开始步骤(5)进行搜索; 若满足, 输出最优解的相关信息。

此外, 在使用改进的粒子群算法对可能存在最优解的区域进行挖掘时, 为了提高其搜索预测能力, 将对 a 进行非线性改变权重处理。改进算法的流程如图 5 所示。

3 实验结果与分析

3.1 算法验证

为了充分说明本文提出算法的有效性, 选择具有不同特征的 2 个基准函数进行评估, 评价的标准为预测得到的最大值、最小值和平均值。并选择目前常见的预测算法蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 算法、改进蚁群与遗传 (Improved Ant Colony Optimization-Genetic Algorithm, IACO-GA) 算法和原始的 PSO 算法进行比较, 对比其在各种解空间中的预测能力。以下是对选取的测试函数的说明。

1) Rosenbrock 函数, 多峰测试函数, 搜索范

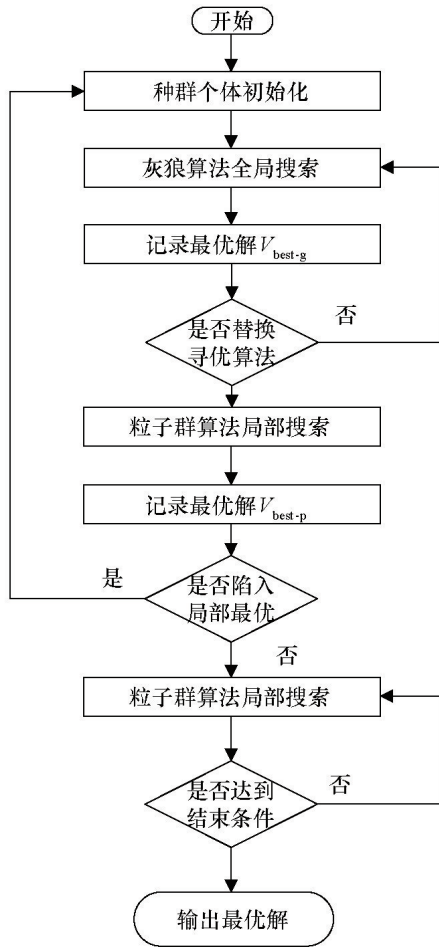


图5 GWO-PSO算法流程

围为(-30,30),解空间中的全局最优值为0,其数学公式为

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[(x_i - 1)^2 + 100 \cdot (x_{i+1} - x_i^2)^2 \right] \quad (14)$$

$(x_i \in [-2.048, 2.048])$

2) Girewank 函数,多峰测试函数,搜索范围为(-600,600),解空间中的全局最优值为0,其数学公式为

$$F_3(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (15)$$

接下来进行实验参数选取,测试函数的维数设置为30维,设置粒子数为50,粒子群算法中的惯性权重 $w=0.8$,设定 $c_1=1.145$ 、 $c_2=1.468$ 。为了防止最大迭代次数对预测效果的干扰,进行2次实验,最大迭代次数分别设置为100次和800次,之后取2次

仿真实验的平均值进行分析说明。最终的实验结果见表1。

表1 算法预测效果对比

测试函数	算法	最小值	最大值	平均值
F1	ACO	278.34	699.44	442.36
	IACO-GA	29.653	62.506	46.265
	PSO	35.721	83.487	56.494
	GWO-PSO	0.014782	0.12024	0.11199
F2	ACO	537.41	1240.5	859.07
	IACO-GA	69.388	257.12	144.91
	PSO	464.98	868.97	646.44
	GWO-PSO	24.526	29.290	26.266

从表中的预测仿真实验结果可以看出,本研究提出GWO-PSO算法具有更好的预测性能。例如与粒子群算法的改进算法EDA-PSO相比,两者在面对多峰值的测试函数时,相比于其他算法都有较好的表现,但是GWO-PSO算法的预测结果要优于EDA-PSO算法。因为在较大的解空间中,GWO-PSO算法不仅能够大范围地搜索整个解空间,而且具有很强的挖掘能力,能够很好地找到最优值。此外,从实验结果可以看出,当预测算法陷入死循环、无法跳出局部极值时,提出的算法能够判定是否陷入局部最优,从而检测出是否对粒子个体随机初始化分散,是否返回第一步,重新开始搜索。通过此机制,使算法的预测效果得到了大幅提高。实验过程中各个算法的收敛曲线如图6、图7所示。

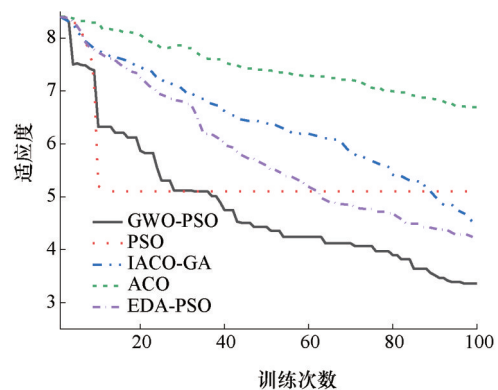


图6 Rosenbrock 函数收敛曲线对比

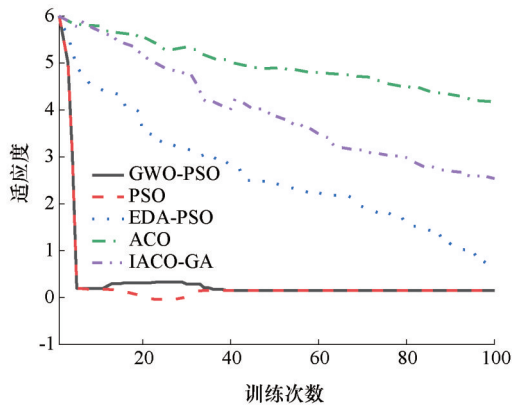


图7 Girewank函数收敛曲线对比

从图中可以看出,GWO-PSO算法和其他算法的预测性能在算法预测初期虽然基本一致,但可以看出GWO-PSO的预测效果在预测后期要比其他算法好。同时从曲线中还能看出,在预测前期GWO-PSO算法的收敛速度较慢,因为这一阶段必须彻底搜索整个解空间,换言之,需要算法在前期的预测过程中对整个解空间进行全面搜索。

3.2 换流站无线数据预测

本节数据选自国网宁夏电力有限公司检修公司的换流站,通过收集2021年7月1日—2021年7月31日的换流站无线数据,对这段时间内换流站的换流变设备、阀冷主泵、直流测量装置、断路器装置进行了测量,测量数据如图8所示。选取换流变设备噪声传感器采集的噪声数据、阀冷主泵振动传感器采集的振动数据、直流测量装置电压传感器采集的电压数据、断路器采集到的断路次数,取7月份前3个星期的数据作为训练数据,最后1个星期的数据作为测试数据,预测结果如图9所示。由图9可以看出,使用本文提出的粒子群-灰狼算法可以更好地对换流站无线数据进行预测,表2展示了不同算法预测结果的误差大小,通过对比可以得到,本研究提出方法的预测结果与原始数据的误差最小。

为了验证不同算法在预测过程中的耗时表现,表3为各算法的耗时成本对比。ACO算法的训练时间过长,不利于实际应用。GWO-PSO算法相对于PSO算法训练耗时缩短了14.23%,若采用该方

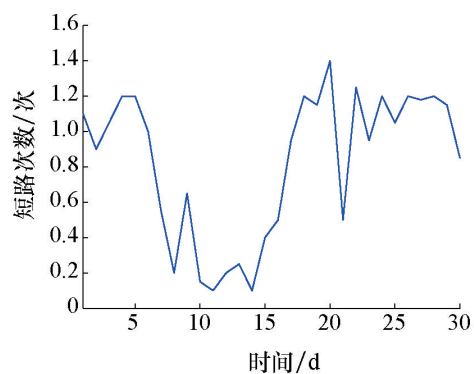
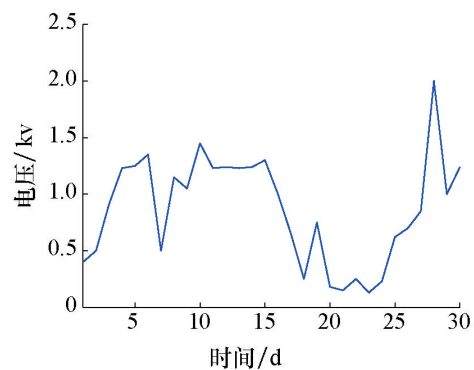
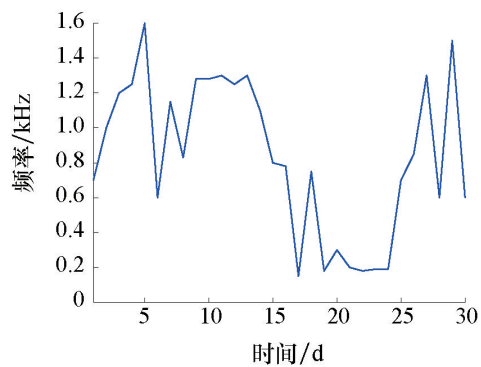
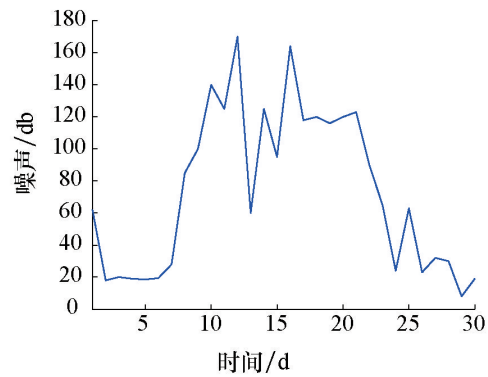


图8 2021年7月换流站无线原始数据

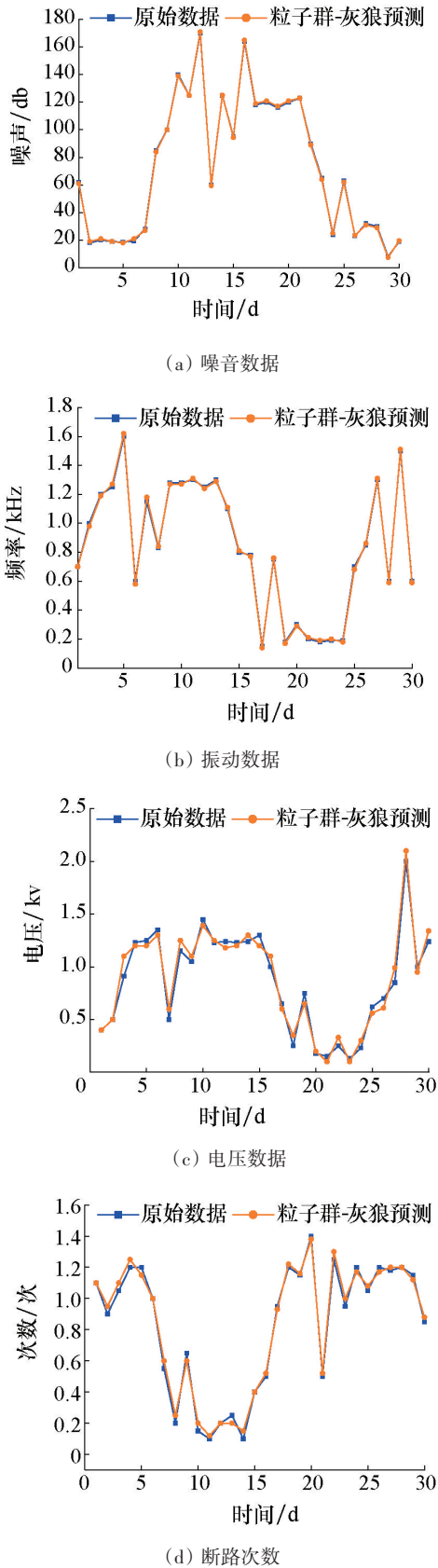


图9 2021年7月换流站无线预测数据

表2 2021年7月换流站无线预测数据误差对比

数据	ACO	PSO	GWO-PSO
噪声数据	0.0014	0.00103	0.000152
振动数据	0.00245	0.00126	0.000211
电压数据	0.00163	0.00178	0.000198
断路次数	0.00101	0.00213	0.000119

法进行预测,则相比其他2种算法能给预测带来较大的耗时成本效益。结合表2,可以直观地看出GWO-PSO算法效果最好,更加符合实际生产需要。在测试时间方面,ACO算法和PSO算法的耗时相对于GWO-PSO算法较长,在实际应用过程中会有很大的局限性。GWO-PSO算法相对与PSO算法和ACO算法耗时分别缩短了19.84%和23.94%。综上所述,本研究所提出的GWO-PSO能够更精确地对换流站的各种监测数据进行预测且性能相对于其他常规算法更加优越。

表3 ACO、PSO、GWO-PSO算法耗时成本对比

算法	训练时间/s	测试时间/s
ACO	127.32	8.98
PSO	114.54	8.52
GWO-PSO	98.24	6.83

4 结论

以宁夏国家电网换流站多协议无线数据为例,提出了基于粒子群的灰狼算法。通过实验结果可知,该算法相比PSO、ACO等常规算法能够更精确地对换流站各传感器采集的噪声数据、振动数据、电压数据和断路次数进行预测,且预测误差符合标准。本研究提出的算法在耗时成本方面相较于常规算法也有更大的优势,能满足实际成产的需要。

参考文献 (References)

- [1] 雷晓明. 神经网络在无线网络流量预测中的应用[J]. 现代电子技术, 2017, 40(2): 111-113.
- [2] 马旗超, 刘占军, 彭霞, 等. C-RAN无线网络中业务预测的马尔科夫模型[J]. 电视技术, 2015, 39(3): 148-152.

- [3] 熊俊, 何宽, 李颖川, 等. 基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 262-270.
- [4] Huang R Z, Huang C Y, Liu Y B, et al. LSGCN: Long short-term traffic prediction with graph convolutional networks[C/OL]//Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence and Seventeenth Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, 2020: 2355-2361[2022-07-28]. <https://www.ijcai.org/proceedings/2020/326>.
- [5] Wang W, Zhou C H, He H L, et al. Cellular traffic load prediction with LSTM and Gaussian process regression [C]//2020 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1-6.
- [6] Zhang C T, Zhang H X, Yuan D F, et al. Citywide cellular traffic prediction based on densely connected convolutional neural networks[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(8): 1656-1659.
- [7] Troia S, Alvizu R, Zhou Y D, et al. Deep learning-based traffic prediction for network optimization[C]//2018 20th International Conference on Transparent Optical Networks. Piscataway NJ: IEEE, 2018: 1-4.
- [8] 黄庆东, 郭民鹏. 基于 LSTM-KF 的无线传感器网络数据漂移盲校准算法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(3): 132-138.
- [9] Fan J Y, Mu D J, Liu Y. Research on network traffic prediction model based on neural network[C]//2019 2nd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 554-557.
- [10] Yu L X, Li M, Jin W Q, et al. STEP: A spatio-temporal fine-granular user traffic prediction system for cellular networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(12): 3453-3466.
- [11] 蔡少辉, 郭卫明, 林锦峰. 一种基于 LoRa 的换流站, 变电站气象信息智能无线收发装置设计[J]. 机电信息, 2019(29): 108-110.
- [12] 杨新华, 郑越, 马建立, 等. 基于 LoRa 的电力物联网智能终端采集系统设计[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(1): 123-126.
- [13] 陆如, 于惠鸣, 刘自超. 基于全景数据系统的特高压直流换流站监控方案[J]. 通信电源技术, 2019, 36(7): 80-83.
- [14] 郭沛, 王朝伟, 原玮, 等. 一种换流站接地极的温湿度远程监测系统: 208621098U[P]. 2019-03-19.
- [15] 陈昌明, 张锐, 祝克伟, 等. 一种基于物联网的换流站阀厅环境监测装置: 109459088A[P]. 2019-03-12.
- [16] 贾帅锋, 张浩然, 李凤龙, 等. 一种新型直流换流站仿真培训系统的设计与实现[J]. 电气技术, 2021, 22(07): 72-77.
- [17] 陆昶安, 沈鹏, 龙民权, 等. 换流站电力设备支柱绝缘子外套加装增爬伞的防雨闪效果研究[J]. 电子乐园, 2019(19): 215-216.
- [18] 王凌云, 杨雨琪, 史磊, 等. 基于长短期记忆法的换流站阀冷系统参数预测[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(2): 547-555.

Research on multi-protocol wireless data analysis and prediction of converter station based on improved particle swarm algorithm

MAO Chunxiang, CHAI Bin, LIU Ruopeng

Ultra-High Voltage Company of State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd, Yinchuan 750000, China

Abstract At present, DC transmission is developing toward high voltage and large capacity technology. Its advantages in long-distance transmission, cross-region networking and flexible dispatch are becoming more and more obvious, but at the same time, abnormal outage of DC system caused by critical equipment failure of converter station has a greater impact on power system. Therefore, it is of great significance to enhance the perception of critical DC equipment, to predict and handle the faults of critical DC equipment in advance, to reduce abnormal outage of DC system and to improve power supply reliability. Taking the multi-protocol wireless data of Ningxia State Grid converter station as an example, an improved particle swarm algorithm based on the gray wolf algorithm is proposed. The experimental results show that the particle swarm-wolf algorithm can more accurately predict the monitoring data of the converter station, reduce the prediction error, and provide a basis for the operation and maintenance of the converter station in the future.

Keywords converter station; wireless data; particle swarm algorithm; gray wolf algorithm ●



(责任编辑 王志敏)