

基于 IGWO-IBP 算法的电力通信网络数据监测与预警

何 芸¹ 严 炎¹
HE Yun YAN Yan

摘 要

大数据分析在社会发展中的地位愈发重要。然而，当前电力通信数据仅进行了简单的数据特征储存，存在数据利用率低、智能化数据分析手段能力薄弱等问题。为此，需对通信数据进行有效整合，以提高数据利用率，优化智能化数据分析手段。文章通过差分进化的方式改进灰狼算法，凭借改进的灰狼算法对反向神经网络进行优化，利用优化后的模型构建数据监测框架实现对数据的监测和预警。结果表明，监测框架面对不同状态下的数据追踪效率可达 91.3%，最短数据追踪时间仅需 0.15 s，误差测验中，监测框架处理后数据的实际值与预测值之间的误差仅为 0.08。而且监测框架能够对恶意数据做出较好的预警，数据分类中，模型把恶意数据划分在质量值在 0~0.2 低质量区间。综合来看，研究通过改进的模型构建的监测框架数据处理效率高，追踪时间短，应用效果突出，明显提高了智能化技术对于电力通信网络数据监测和预警的效率。

关键词

GWO 算法；BP 神经网络；差分进化；网络数据监测；数据预警

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.08.032

0 引言

随着现代化数据分析技术在电力通信系统中的广泛应用，通信系统中数据分析的重要性受到越来越多人的关注。然而，电力系统尽管储存着大量数据，数据的利用率却较低，在进行数据分析时也存在准确率不高的问题^[1]。因此，诸多研究者希望设计出更先进的数据分析和监测技术。李杏清等人^[2]针对传统船舶通信数据无法对非结构化网络数据进行分析的问题，提出非结构化网络分析舰船通信数据完整性监测算法。通过在监测算法中添加非结构化网络分析策略与数据完整性验证机制，实现非结构化网络数据完整性的一体化分析计算，结果证明所提监测算法的精度较高。Pratt 等人^[3]为更加准确地校准两个车辆之间的位置，提出了一种自动闭环算法，用于精确匹配两个位置的车辆，并通过反馈算法将静态称重秤的数据作为车辆距离校准参考。按车辆类别和速度将动态车辆与静态车辆总重量测量值之间的误差最小化，自动进行校准。结果证明该算法可以无限期地保持系统的精度。学者们通过非结构化的网络分析数据的完整性或者采用闭环算法提高数据校准的精度，但缺少（back propagation, BP）神经网络的数据监测研究。基于此，研究创新性地结合优化后的 BP 神经网络和改进后的灰狼优化算法（grey wolf optimizer, GWO）构建 IGWO-IBP 模型，利用模型对通信数据进行分析预警。期望研究改进的模型能够

提高通信数据追踪的准确性，让智能化的数据手段更好地对数
据进行分析和预警。

1 基于 IGWO-IBP 算法的电力通信网络数据监测与预警

1.1 改进 GWO 算法优化 BP 神经网络的方式

智能化的数据处理手段对于通信数据的分析存在局限性，BP 神经网络因为算法收敛速度的原因容易陷入局部最优。所以，研究提出利用改进后的 GWO 对 BOP 神经网络进行优化。优化后的 BP 神经网络对数据的计算不仅提升了数据处理的准确性，还增强了对电力通信数据信息监测的实时性。改进后的 GWO 优化 BP 神经网络的流程如图 1 所示。

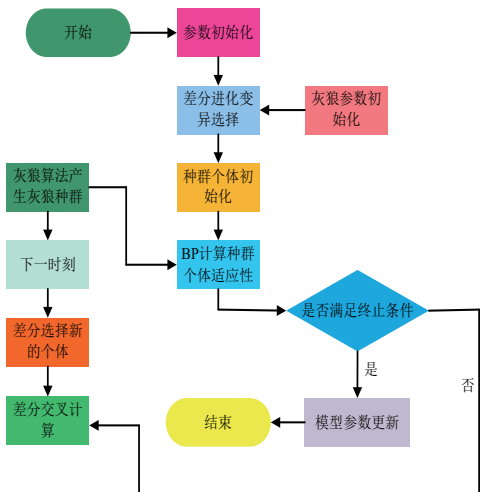


图 1 改进后的 GWO 优化 BP 神经网络流程

1. 国网湖南省电力有限公司超高压变电公司 湖南长沙 410004

图 1 的优化流程中,在算法开始前,需初始化 BP 网络的权重和阈值,以及差分进化(differential evolution, DE)算法中的种群和 GWO 算法中的狼群位置。在 GWO 算法中,狼种群的个体被初始化,并随着算法的进行不断更新^[4-5]。算法的每一次迭代开始时,都会对当前种群个体进行适应性评估,通过 BP 网络计算得到每个个体的适应度。如果满足终止准则,算法将结束;否则,算法将继续执行。差分进化算法优化时,选取灰狼种群的方式为交叉选取,同时对最佳解进行更新。更新的方式帮助改进种群的适应性,使得算法朝着最优解方向进化。整个流程属于不断迭代的过程,每一次迭代后就可能产生新的种群个体,之后通过 BP 网络的适应性评估来指导算法的搜索方向^[6-7]。混合算法在保证搜索效率的同时,增强了全局搜索能力和局部搜索的精度,DE 算法变异后生成新的候选解,变异向量可以表示:

$$u_i = p_i + f \times (p_2 - p_3) \quad (1)$$

式中: u_i 表示第 i 个变异向量; f 表示变异系数; p 表示候选解。

GWO 算法中,狼群的位置通过公式更新为:

$$X_i(t+1) = X_i(t) - A \times D \quad (2)$$

式中: A 表示衰减系数; D 表示当前位置与前三只狼的距离向量,其中对 BP 网络的适应度进行评估时通常由误差函数定义。误差函数可以表示为:

$$f(w, b) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (t_j - o_j)^2 \quad (3)$$

式中: N 表示通信数据量; t_j 和 o_j 表示第 j 个数据的目标输出和网络输出。

算法的终止条件是达到最大迭代次数,或者误差小于阈值,终止条件可以表示为:

$$\begin{cases} T \geq T_{\max} \\ E \leq E_{\min} \end{cases} \quad (4)$$

式中: E 表示阈值的大小; T 表示迭代次数。

通过函数计算,混合算法能够在保证搜索效率的同时,提高全局搜索能力精度,更加高效地优化 BP 神经网络,提高分类性能。

1.2 IGWO-IBP 神经网络模型数据特征处理流程

分析了基于智能化手段的 BP 神经网络优化流程后,为了进一步探讨数据分析的准确率问题,研究构建了结合神经网络的模型。该模型通过结合改进的灰狼优化算法,实现了对 BP 神经网络的高效优化。构建结合模型流程如图 2 所示。图 2 的神经网络模型流程中,首先,确定需要 BP 神经网络的初始权重和阈值;接着,输入特征集和对应的数据样本,这些数据将用于训练神经网络,以识别和预测电力通信网络中可能出现的问题;随后,初始化狼群的位置信息,狼群代表数据集合的空间分布。通过 BP 神经网络的训练过程,逐渐更新狼群位置,同时更新权值和阈值,以减少网络的数据

预测误差。在每次迭代中,计算适应度值^[8-10]。通过计算误差和更新学习率,保留最佳结果,并检查误差是否满足预设的要求。如果误差未达到要求,算法将继续迭代,直到满足终止条件。最终,如果训练成功,将保存最优的权值和阈值^[11]。整个过程是一个自动化的迭代优化过程,通过 GWO 算法的引导,BP 神经网络能够更有效地学习和适应,从而在电力通信网络数据监测中实现更高的性能。

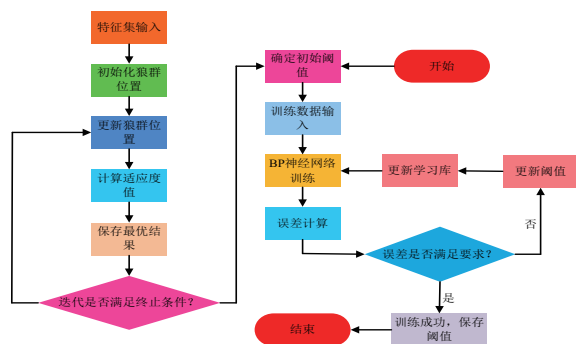


图 2 IGWO-IBP 神经网络模型流程

模型流程中的常用的损失函数是均方误差,可以表示为:

$$L = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N (T_k - O_k)^2 \quad (5)$$

式中: T_k 表示目标输出; O_k 表示网络输出; N 表示样本数量。

狼群的位置更新公式可以表示为:

$$X_i^{\text{new}} = X_i^{\text{old}} - \alpha \cdot (X_i^{\text{old}} - X_{\text{best}}) \quad (6)$$

式中: X_i^{new} 表示新的狼群位置; X_i^{old} 表示原来的狼群位置; X_{best} 表示最优解; α 表示学习因子。

这种改进的 IGWO-IBP 神经网络模型,通过结合两种优化算法的优势,不仅提高了数据处理的效率,而且增强了模型对复杂数据环境的适应能力。为电力通信网络的稳定运行和故障预警提供了强有力的技术支持。

1.3 基于 IGWO-IBP 算法的电力通信网络数据监测设计框架

研究用经过差分分析的 GWO 算法对 BP 神经网络进行优化,解决了 GWO 种群差异性问题,同时通过 GWO 算法的优化避免了 BP 神经网络陷入局部最优。基于 IGWO-IBP 设计的网络数据的监测框架如图 3 所示。图 3 的电力通信网络数据的框架分为 5 个数据层。首先通过数据进入框架后经过传感器后对数据进行收集。收集到的数据通过接收模块中的串口信号传递至数据传输层的上机位置,数据在传输层由上机位置进行数据的排列。数据通过拉取和订阅之后传输至数据计算层。优化后的 IGWO-IBP 位于数据的计算层,对传输至此处的数据进行实时的计算以及数据资源的管理^[12-13]。优化后的 IGWO-IBP 在此层对数据进行计算和分析,最终得到的结果应用到电力通信数据信息的监测中,通过预测实现预警。计算完成之后的数据传输至数据储存层中保存数据内容,最终在通信系统中展示 IGWO-IBP 计算之后的数据内容。

计算层优化后的 IGWO-IBP，进一步确保了数据处理的高效性和优化结果的精确性^[14-15]。使得从数据采集到最终的储存和展示，整个流程更加智能化和自动化，为电力系统的稳定运行提供了强有力的数据支持和决策依据。

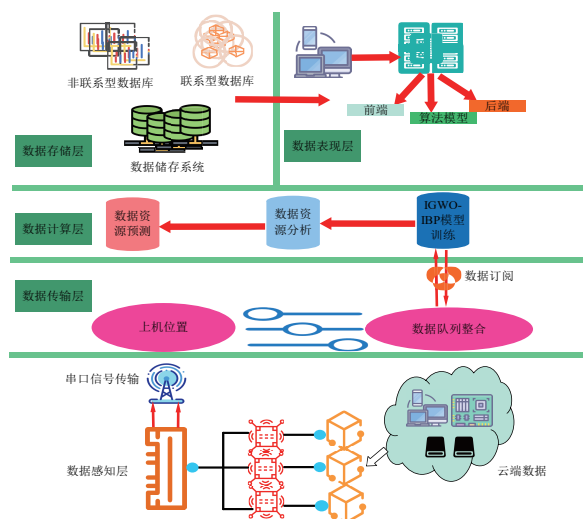


图3 基于 IGWO-IBP 设计的网络数据监测框架

2 数据监测框架的性能测试和应用效果分析

2.1 基于 IGWO-IBP 的网络框架数据追踪性能测试

研究通过改进 GWO 算法对 BP 神经网络进行优化，解决 BP 神经网络因为收敛速度过快容易陷入局部最优值问题，然后构建 IGWO-IBP 网络数据监测框架对通信数据信息进行分析。为了进一步验证研究构建的监测框架的性能，对其在通信不同状态下进行追踪效率和追踪时间的测试。结果如图 4 所示。

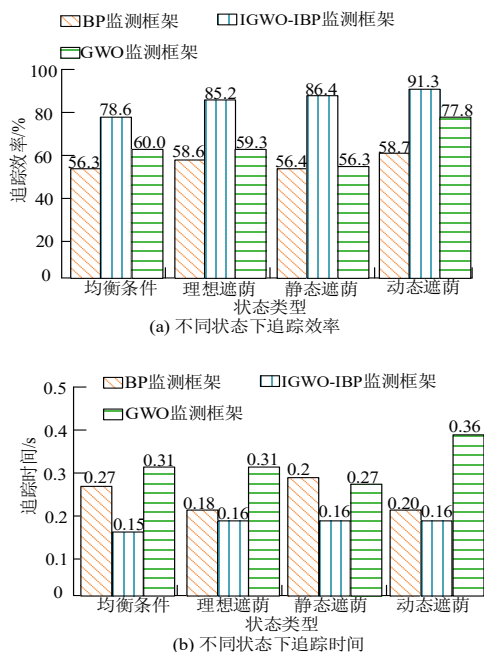


图4 通信不同状态下进行追踪效率和追踪时间的测试

从图 4 可以看出，研究改进的 IGWO-IBP 监测框架对于通信数据的追踪效率和追踪时间不管处于何种状态都保持在较高的水平。图 4 (a) 中，IGWO-IBP 监测框架在 4 种不同的状态下的追踪效率最低为 78.6%，最高为 91.3%，追踪效率较高，说明结合模型对于通信数据的处理能力较强。而其他两种监测框架对应数据的追踪效率最低为 56.3%，最高为 77.8%，可能是因为 BP 监测框架以及 GWO 监测框架的收敛速度过快，容易陷入局部最优，处理数据的能力存在局限性。在图 4 (b) 中，改进监测框架在四种不同状态下的数据追踪时间一直维持在 0.15~0.16 之间。而 BP 监测框架对比 GWO 监测框架的追踪时间来说更快，BP 监测框架的追踪时间最高为 0.2，GWO 监测框架的追踪时间最高可以达到 0.36。可能是因为 GWO 监测框架除了存在局部最优的问题，随着模型迭代次数的增加，GWO 监测框架的种群之间的差异性也会变小，所以其追踪数据时间就会减慢。

2.2 IGWO-IBP 监测框架的数据预测误差测试

改进的 IGWO-IBP 神经网络模型解决了 BP 局部最优和收敛速度的问题，同时增大了 GWO 迭代之后种群差异性较大的问题。研究改进的监测框架在不同状态下数据的追踪效率高和追踪时间短，通信数据分析处理的速率较快。为了进一步验证模型的数据预警能力，对应用监测框架前后的数据预测值与实际值之间的噪声值进行收集，结果如图 5 所示。

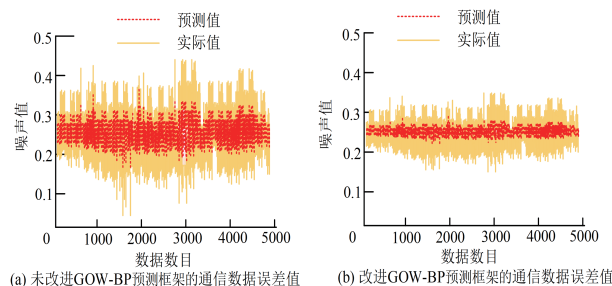


图5 应用模型前后的数据预测值与实际值之间的噪声值

从图 5 可以看出，应用监测框架之后的数据的预警的噪声值明显变弱，数据实际值与预测值之间的误差显著减小。图 5 (a) 中，应用未改进的监测框架之前，数据预测值的最大噪声值在数据量为 2 000 时最大，为 0.37，多数的数据预测值的噪声值在 0.2~0.3 之间波动。数据实际值的噪声值在数据量为 3 000 时最大，为 0.45，此时的数据预测值的噪声值为 0.32，实际值与预测值之间相差 0.13。图 5 (b) 中实际值的噪声值在数据量为 3 000 时为 0.35。此时的实际值的噪声值为 0.27，误差值为 0.08。造成这种差距的原因可能是因为，改进监测框架数据处理的时间较快，数据处理效率较高，监测框架剔除干扰数据的能力较强。所以通信数据的预测值与实际值之间的误差得以显著减小。

2.3 IGWO-IBP 监测框架的应用效果分析

通过对改进模型进行通信追踪时间以及通信数据追踪效率的测验可以看出模型在通信数据处理上的高效性。为判断监测框架数据分析的准确性,对监测框架进行了误差分析,可以从分析中明显看出应用监测框架后的数据预测值与实际值之间的误差显著缩小。为证明监测框架对于通信相互间的处理以及预警能力突出,将监测框架应用到对于通信数据的分类预警中,结果如图6所示。

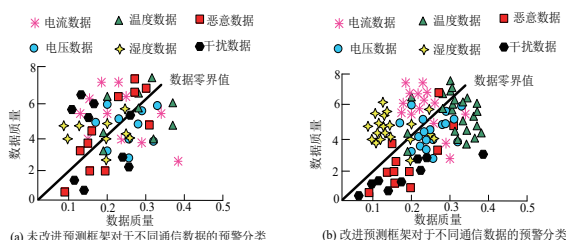


图6 模型对于通信数据的分类预警情况

从图6可以看出,应用监测框架处理通信数据之后,同一种类型的数据分布变得更加密集。恶意数据以及干扰数据的判断更加准确。图6(a)中,对于湿度数据的判断中,只有少量的数据分布在高质量区域,根据监测框架推断通信网络的湿度设置需要调整,因为其预警的数据质量较低。较多的数据分布在低质量区域,质量值为0.2。其中恶意数据以及干扰数据有部分被判断分布在高质量区域,质量值甚至在6以上。造成这类现象的原因可能是因为GWO算法种群之间的差异性较大,对通信数据的处理能力较低。图6(b)中,湿度数据大多数分布在高质量区域,质量值在4~6之间,而且数据分布密集,说明通信网络的湿度情况较好,不需要进行调整。同时监测框架对于干扰数据的处理也是准确度增加,恶意数据以及干扰数据都被准确分类至低质量区域,质量值在0~0.2之间。对干扰数据和恶意数据进行了预警处理。

3 结论

大数据分析在电力网络通信的数据处理中得以广泛应用,但是因为智能化技术水平的不匹配。导致数据分析的准确性不高,数据利用率低,为了优化智能化数据分析的水平,提高通信数据的利用率。研究通过改进的GWO优化BP神经网络,然后构建两者的结合模型,利用结合模型的优势搭建了数据监测框架对通信数据进行分析 and 处理。性能测试显示,数据监测框架对于通信数据的追踪效率在动态遮阴状态下最高,为91.3%,在均衡状态下的数据追踪准确率最低,为78.6%。在均衡条件下BP监测框架和GWO监测框架的追踪准确率分别为56.3%,60.0%。对比之下,IBP-IGWO监测框架的数据追踪准确率明显较高。在误差测验中,误差从0.1以上减少到0.08。而且实际数据信号噪声值从0.03~0.45区间缩小到0.23~0.35,且数据信号更加平滑,干扰数据得以剔除。应用分析中,经过改进监测框架分析的数据恶意数据以及干扰数据都被准确分类至质量值为0~0.2的低质量区域。综

上所述,研究改进的监测框架数据追踪准确率高,追踪时间短,对恶意数据的预警准确。但是监测框架对恶意数据进行分类预警分析中,存在部分数据依旧被划分至高质量区域,说明监测框架的参数设置不够精确,这是后续可以改进的地方。

参考文献:

- [1] 沈煜,杨志淳,闵怀东,等.考虑分布式电源电压支撑的新型配电网精准负荷双层供电恢复策略[J].太阳能学报,2024,45(7):398-406.
- [2] 李杏清.非结构化网络分析舰船通信数据完整性监测算法[J].舰船科学技术.2020,42(10):133-135.
- [3] PRATT D, CHOI Y, PLEMEL M, et al. Continuous calibration weigh-in-motion system using static weight data [J]. Transportation research record, 2022, 2676 (12): 740-749.
- [4] 陈律,李辉,刘畅.基于eBPF和ConvLSTM的5G-R网络安全审计系统研究[J].铁道标准设计.2024,68(4):203-210.
- [5] 吕华辉,明哲,樊凯,等.基于数据感知融合的电力通信网络智能运维[J].电信科学,2024,40(1):136-143.
- [6] 丰睿,程文明,杜润.平面移动式立体车库指令动态调整优化方法[J].科学技术与工程,2024,24(19):8158-8165.
- [7] 王奔,杨国伟,陶新明,等.基于声音振动信号的电动车状态识别研究[J].噪声与振动控制,2024,44(4):236-241.
- [8] 聂文芳,涂海亮,刘军.大数据环境下光纤通信网络异常流量动态检测方法[J].激光杂志.2023,44(9):172-176.
- [9] 徐存东,曹骏,陈家豪,等.基于GWO-BPNN早期带伤混凝土冻后力学性能影响研究[J].水电能源科学,2024,42(9):93-97.
- [10] 田雪骄,刘芸江,樊璞.基于改进遗传算法的通信网络漏洞测试数据生成研究[J].中国电子科学研究院学报,2023,18(6):525-530.
- [11] 吴瑞康,刘迪,郑建平,等.基于IGWO-SVM的汽轮机低负荷下主蒸汽压力优化研究[J].动力工程学报,2024,44(7):1042-1050.
- [12] 李杨,李恒武,高勇.自由空间激光通信网络异常数据检测方法[J].激光杂志,2022,43(6):160-163.
- [13] 杨峰,马铭.无线多跳通信网络数据传输延时补偿算法[J].计算机仿真,2022,39(4):146-149.
- [14] 舒奕彬,李立君,张振翻,等.基于改进海马优化算法的PID参数优化[J].机床与液压,2024,52(13):189-194.
- [15] 王玘,沈阳武,邵筑,等.湖南电网新能源消纳关键影响因素量化分析[J].湖南电力,2021,41(2):65-69.

【作者简介】

何芸(1988—),女,湖北荆州人,硕士研究生,高级工程师,研究方向:电力通信技术。

严炎(1988—),男,河南濮阳人,本科,高级工程师,研究方向:电力通信技术。

(收稿日期:2025-03-17 修回日期:2025-07-31)