

基于 GA-Elman 的无线通信链路 可靠性置信区间预测算法

王娜娜¹, 韩 升²

(1. 山西警察学院 网络安全保卫系, 太原 030401; 2. 北京交通大学 计算机科学与技术学院, 北京 100044)

摘 要: 针对无线通信链路状态随时间变化的情况, 为实现链路可靠性预测的实时更新和调整, 提出了基于 GA-Elman 的无线通信链路可靠性置信区间预测算法。基于无线通信链路质量特征分析, 构建了对数距离路径损耗模型, 将无线通信链路可靠性研究转化为对无线通信链路信噪比的研究。通过小波分解将无线通信链路信噪比信号分解为平稳序列和噪声序列, 并分别输入 Elman 神经网络进行预测。利用遗传算法 (GA) 迭代优化 Elman 神经网络权重和偏置参数, 以提升预测模型的准确性。结合预测值与置信水平, 实现无线通信链路可靠性置信区间预测。通过实验验证发现, 当遗传算法迭代 60 次时, 能够获得最优的 Elman 神经网络参数, 有效提升预测准确性。本文算法在无线通信链路领域具有较高的准确性和可靠性, 能够提供较为准确的预测信息, 可为无线通信链路可靠性评估和优化提供有力支持。

关键词: GA-Elman; 无线通信链路; 置信区间预测; 链路质量; 信噪比; 小波分解

中图分类号: TN92 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)10-3394-07

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240696

GA-Elman based confidence interval prediction algorithm for wireless communication link reliability

WANG Na-na¹, HAN Sheng²

(1. Network Security Department, Shanxi Police College, Taiyuan 030401, China; 2. College of Computer Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Aiming at the situation where the state of wireless communication links changes over time, in order to achieve real-time updating and adjustment of link reliability prediction, in this paper a wireless communication link reliability confidence interval prediction algorithm based on GA-Elman is proposed. Based on the analysis of the quality characteristics of wireless communication links, a logarithmic distance path loss model is constructed to transform the study of wireless communication link reliability into the study of wireless communication link signal-to-noise ratio. The wireless communication link signal-to-noise ratio signal is decomposed into stationary sequences and noisy sequences through wavelet

收稿日期: 2024-06-23.

基金项目: 2020 年度山西省高等学校科技创新项目 (2020L0716); 2021 年度山西省高等学校一般性教学改革项目 (J2021844); 2023 年度山西省高等学校一般性教学改革创新立项项目 (J20231556); 2023 年度山西省青少年发展研究立项课题 (JT2023E86).

作者简介: 王娜娜 (1980-), 女, 副教授. 研究方向: 网络信息的安全与管理. E-mail: 13383410825@139.com

decomposition, and respectively input into Elman neural networks for prediction. Iteratively optimize the weights and bias parameters of the Elman neural network using genetic algorithm (GA) to improve the accuracy of the prediction model. Combine the predicted values with confidence levels to achieve confidence interval prediction of wireless communication link reliability. Through experimental verification found that the optimal Elman neural network parameters can be obtained when the genetic algorithm iterates 60 times, effectively improving prediction accuracy. This algorithm has higher accuracy and reliability in the field of wireless communication links, and can provide more accurate prediction information, providing strong support for the reliability evaluation and optimization of wireless communication links.

Key words: GA-Elman; wireless communication links; confidence interval prediction; link quality; signal-to-noise ratio; wavelet decomposition

0 引言

在无线通信系统中,无线通信链路具有重要作用,不仅能够实现信息传输及传输过程中的信息数据调制^[1],还是实现信息传输、信号处理、链路可靠性保障的重要环节。实现无线通信链路可靠性置信区间预测,有助于对其质量的不确定性进行分析和了解^[2],可进一步用于资源规划和异常检测,在无线通信领域具有重要作用。

Salehiyan 等^[3]构建了一个涉及信号传播、噪声干扰、信道条件等多种因素的无线通信系统模型。首先,根据系统模型,选择合适的信号处理技术,并进行性能分析,推导用户可实现率等关键指标。其次,根据同时透射与反射可重构智能表面 (Simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface, STAR-RIS) 的工作模式,构建相应的速率优化问题,通过采用合适的优化算法,解决构建的优化问题,找到最优解或接近最优解,从而提高无线通信链路的可靠性。最后,在性能分析和优化算法的基础上,结合历史数据和系统特性,进行置信区间预测。但该无线通信系统模型通常涉及多个变量和参数,增加了模型的复杂度和计算量,导致其在实际应用中的预测效果差、效率低。李新钰^[4]根据无线通信链路的特点和 LTE-R 系统的具体要求,构建了基于随机 Petri 网 (Stochastic Petri net, SPN) 的无线通信可靠性模型。首先,通过捕捉无线通信系统中各种随机事件和状态转换,为可靠性分析提供基础。其次,收集与无线通信链路相关的数据,设定 SPN 模型中的相关参数,实现系统具体运行情况的表征。最后,通过 TIME NET 仿真,获取数据并统计分析,计算无线通信

链路的可靠性指标,评估无线通信链路的性能,利用统计方法预测无线通信链路可靠性的置信区间。然而,无线通信链路质量信噪比时间序列具有随机性和非线性,SPN 处理时间序列的能力较差,导致最终实现预测的准确性较差。Wang 等^[5]先收集无线通信链路的信号强度、噪声水平等多种指标的原始数据,利用数据分析方法从原始数据中提取关键特征,通过计算赫斯特指数确定合适的分数阶差分阶数,以消除数据的非平稳性。然后引入分数阶微分算子,构建分数阶随机配置网络,通过训练完成的模型对未来的无线通信链路状态进行预测,并计算预测值的置信区间获取全面预测信息。但该模型在构建分数阶随机配置网络中引入分数阶微分算子,极大增加了模型的复杂性和计算量;同时,该模型在训练过程中需要应对大量的数据和计算资源。因此,该模型实现预测的实时性和效率无法保证。

GA-Elman 神经网络充分融合遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 和 Elman 神经网络的优势。通过 Elman 神经网络较强的时序预测能力,捕获无线通信链路中随时间变化的动态特性;通过 GA 全局搜索能力获取最优解,优化 Elman 神经网络参数,实现更精准的预测^[6]。因此,本文提出一种基于 GA-Elman 的无线通信链路可靠性置信区间预测,得到较为准确、可靠的预测结果,有效实现了链路可靠性变化趋势分析和稳定性评估。

1 无线通信链路可靠性置信区间预测算法

1.1 无线通信链路质量特征分析

无线通信链路时间序列的随机性,导致其可靠性检测过程较为复杂,因此首先对无线通信链

路质量特征进行研究分析。

在环境较为复杂和节点位置确定的电网通信中,无线电磁波信号需要经历直线传输和包含反射、散射等过程的多路径传输^[7]。传输过程中,无线信号受到各种因素的影响,使得最终得到的实际通信信号中包含各种信道干扰、电磁噪声叠加组成的背景噪声,这对于无线链路的质量造成较大影响^[8]。

在本节的无线通信链路质量特征分析过程中,涉及无线链路质量对数距离路径损耗模型的构建,该模型常用于通信领域,主要用于预测信号在传播过程中的损耗。

构建的无线链路质量对数距离路径损耗模型,通过信噪比表示为:

$$\chi_a(t) = P_t - P_l(a_0) - 10\delta \log_{10}(a/a_0) + F_\sigma(t) - P_\delta(t) \quad (1)$$

式中: $\chi_a(t)$ 为接收到距离为 a 的节点信号信噪比; P_t 、 $P_l(a_0)$ 分别为无线信号发送初始功率、 a_0 距离时的路径损耗; δ 、 $F_\sigma(t)$ 、 $P_\delta(t)$ 分别为随信号传输距离增大而变化的路径损耗速率、接收的无线信号受多路径传输的影响、随无线信号传输而逐渐变化的背景噪声。

其中, $F_\sigma(t)$ 、 $P_\delta(t)$ 的分布近似为高斯分布,其均值、方差分别为 0 、 σ_F^2 和 $\overline{P_\delta}$ 、 σ_δ^2 ,分别表示为:

$$F_\sigma(t) \sim N(0, \sigma_F^2) \quad (2)$$

$$P_\delta(t) \sim N(\overline{P_\delta}, \sigma_\delta^2) \quad (3)$$

由式(1)构建的模型可以看出,无线信号的信噪比主要受发送功率、路径损耗速率、多路径传输特性和逐渐变化的背景噪声的影响^[9]。在 $P_t - P_l(a_0) - 10\delta \log_{10}(a/a_0) - \overline{P_\delta}$ 中,体现了无线信号的非线性特征;通过 $F_\sigma - (P_\delta - \overline{P_\delta})$,反映出信噪比的随机特性,其序列均值、方差分别为 0 、 $\sigma_F^2 + \sigma_\delta^2$ 。

无线通信链路的可靠性通过链路中数据包的成功传输百分比 η 表征。在将无线传感器输入码流分为两路并进行正交调制的情况下,无线通信链路中信噪比 χ 和数据包成功传输百分比 η 之间的关系通过式(4)表示。

$$Z_\eta = \left(1 - G\left(2 \times 10^{Z_\chi/10} B_N/v\right)\right)^{8d} \quad (4)$$

式中: B_N 、 v 、 d 分别为无线通信接收与发送信号时的噪声带宽、无线信号的传输速度、通信链路的数

据长度; $G(\cdot)$ 为微分函数; Z_χ 和 Z_η 分别为信噪比和数据包成功传输百分比的数值。

通过对无线通信链路质量特征的分析可知,以信噪比表征的无线通信链路质量时间序列可视为非线性序列和非平稳序列的组合序列。由于数据包成功传输百分比可由信噪比表示,因此对以信噪比表征的无线链路质量进行研究,最终便能得到无线通信链路的可靠性。

1.2 基于小波分解的无线通信链路信噪比分解

通过 1.1 节对无线通信链路质量特征的分析可知,无线通信链路的可靠性与无线链路质量相关。由于无线通信链路的信噪比包括平稳部分和随机部分,因此本节通过小波分解对信噪比进行分解,并分别处理。

对于在电网环境中采集的无线通信链路质量信噪比信号,为去除信号中噪声的同时保留更多特征信息,通过小波分解对其进行分解^[10],设置的阈值为:

$$\kappa = [2 \log_{10}(M)]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

式中: M 为无线通信链路信噪比序列的元素个数。通过软阈值处理方法进行处理,其公式为:

$$\vartheta_\kappa = \begin{cases} [\text{sgn}(\vartheta)](|\vartheta| - \kappa), & |\vartheta| \geq \kappa \\ 0, & |\vartheta| < \kappa \end{cases} \quad (6)$$

通过上述多个参数的设置,采用两层小波分解对原始的无线通信链路信噪比序列进行分解,最终得到较为平稳的部分和随机的部分,即平稳部分和噪声部分^[11]。其中,较为平稳的部分相较于原始无线通信链路信噪比在实现预测时效果更好,记为 s_h ,表示平稳序列。将原始无线通信链路信噪比与平稳序列作差,得到噪声序列 r_h 。

由于噪声序列的复杂性和随机性,因此其预测难度较大。由于噪声预测过程近似服从高斯分布,通过 M 个噪声数据对标准差进行计算,即:

$$\sigma_h = \left[\sum_{i=1}^M (r_h - \mu_h)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中: M 为噪声序列的元素数量; μ_h 为噪声的标准差序列,其计算公式如式(8)所示:

$$\mu_h = \frac{\sum_{i=1}^M r_{h-1}}{M} \quad (8)$$

在噪声序列随无线通信链路信号传输而变化的过程中,由于标准差的变化较为缓慢,因此计算

标准差后,再进行无线通信链路可靠性置信区间的训练与预测。

1.3 无线通信链路可靠性置信区间预测模型构建

在 1.2 节中,通过小波分解得到无线通信链路信噪比的平稳序列和噪声序列,将二者分别输入 GA-Elman 模型进行预测,最终两部分序列的预测结果共同组成可靠性置信区间。

GA-Elman 模型结合了 GA 和 Elman 神经网络的优势,具有全局搜索的时序预测能力^[12]。

Elman 神经网络是一种优化的递归神经网络,其结构主要包括输入层、隐含层和输出层^[13],能够对无线通信链路信噪比的平稳序列和噪声序列的时间依赖性进行学习,并捕捉两个序列之间的时间依赖关系^[14]。通过 GA 迭代寻优 Elman 神经网络权重和偏置参数,实现预测模型的优化。该模型的流程如图 1 所示。

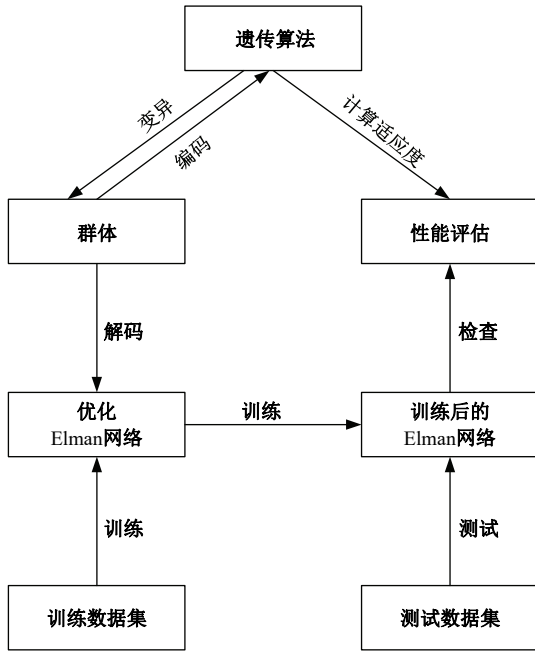


图 1 GA-Elman 模型流程

Fig. 1 GA-Elman model flow

Elman 神经网络对无线通信链路信噪比的平稳序列和噪声序列的时间依赖性进行学习的过程可表示为:

$$o(w) = c(\omega_2 o_u(w) + \omega_1(s_h, r_h(w-1))) \quad (9)$$

式中: $o_u(w)$ 为输出值; ω_1 和 ω_2 为权重系数; $c(\cdot)$ 为传递函数; s_h 和 $r_h(w-1)$ 为预测模型的输入。

其中, $o_u(w)$ 、 $c(j)$ 可分别表示为:

$$o_u(w) = o(w-1) \quad (10)$$

$$c(j) = (1 + e^{-o})^{-1} \quad (11)$$

通过 GA 实现优化的步骤如下:

(1) 初始化种群,对梯度下降法得到的均值、标准差和权值进行均匀分布,划分并量化 ι 个子空间,每个子空间内分配 o 个个体,在 $\iota \times o$ 中选取 π 个具有最优适应度的个体作为初始群体。适应度函数^[15]通过预测的理想值与实际值之间的欧氏距离表示,即:

$$\alpha(v_q) = \left[\sum_{u=1}^M (o_u(w) - o_u'(w))^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

式中: $o_u(w)$ 和 $o_u'(w)$ 分别为 Elman 神经网络的实际输出和预测输出; q 为 GA 中的种群数量。

实现寻优的目标函数表示为:

$$H(v) = 1 / [1 + \alpha(v)] \quad (13)$$

当满足式(13)时,表示 Elman 神经网络实际输出和真实输出之间的误差最小。

(2) 随机选取个体计算适应度,选取最优个体作为子代种群,循环操作直至新种群规模增加至原规模。更新后的种群集合表示为:

$$L(q) = \alpha^\psi(v_q) \quad (14)$$

式中: ψ 为种群规模。

(3) 变异产生新个体并计算适应度,若变异后更优则更新。

(4) 迭代寻优,最终得到最优 Elman 神经网络权重和偏置参数,并更新至 Elman 神经网络中,实现更高效的检测。

通过 GA-Elman 模型对分解后的序列进行预测,无线通信链路信噪比的平稳序列和噪声序列的预测结果输出分别为 s_h' 、 r_h' ,最终预测值为两部分预测值的叠加,表示为:

$$y = s_h' + r_h' \quad (15)$$

Elman 神经网络最终得到的误差表示为:

$$\zeta = \sum_{w=1}^M (T_w - y_w) \quad (16)$$

式中: T_w 和 y_w 分别为输出向量和预测模型的总输出。

该模型预测结果的总方差表示为:

$$\sigma_{\text{total}}^2 = \sigma_{s_h'}^2 + \sigma_{r_h'}^2 \quad (17)$$

式中: $\sigma_{s_h'}^2$ 、 $\sigma_{r_h'}^2$ 分别为无线通信链路信噪比的平稳序列和噪声序列的误差方差估计值。

依据置信水平 β ,得到无线通信链路可靠性置信预测区间,即:

$$\varphi = [\zeta_{\min k}^{\beta}, \zeta_{\max k}^{\beta}] / \theta_k^{\beta} \quad (18)$$

式中: θ_k^{β} 为置信水平落在某一区间内的错误概率; $\zeta_{\max k}^{\beta}$ 、 $\zeta_{\min k}^{\beta}$ 分别为无线通信链路预测区间的上、下限。无线通信链路预测区间的上、下限分别通过式(19)(20)表示:

$$\zeta_{\max k}^{\beta} = y_k + v_{1-\beta/2}(\sigma_k^2)^{\frac{1}{2}} \quad (19)$$

$$\zeta_{\min k}^{\beta} = y_k - v_{1-\beta/2}(\sigma_k^2)^{\frac{1}{2}} \quad (20)$$

式中: $v_{1-\beta/2}$ 为在置信水平 β 条件下、正态分布在 $1 - \beta/2$ 位置处的上分位点。

通过上述过程,最终的预测结果表示为:

$$\left[(s_{h'k} + r_{h'k}) - v_{1-\beta/2}(\sigma_k^2)^{\frac{1}{2}}, (s_{h'k} + r_{h'k}) + v_{1-\beta/2}(\sigma_k^2)^{\frac{1}{2}} \right] \quad (21)$$

式(21)即最终得到的预测置信区间。通过上述过程,最终实现无线通信链路可靠性置信区间预测。

2 实验与分析

为验证本文算法的有效性,以某地智能变电站为实验对象进行研究。该实验智能变电站无线通信链路结构及相关参数分别如图 2 和表 1 所示。

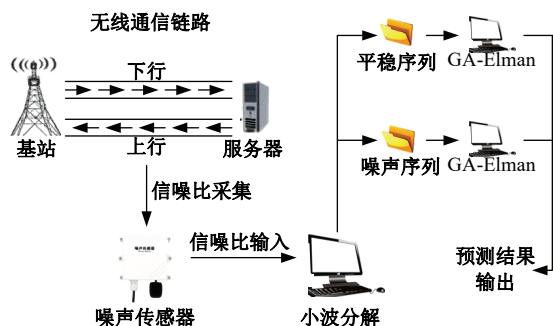


图 2 实验智能变电站无线通信链路结构

Fig. 2 Wireless communication link structure of experimental intelligent substation

依据结构图和相关参数,利用本文算法对无线通信链路进行分析。

在本文预测模型中,为获得最优的 Elman 神经网络参数,研究 GA 在不同迭代次数下的最优参数偏差情况,如图 3 所示。

如图 3 所示,不同迭代次数下获取的最优参数偏差存在较大差异。当迭代次数为 60 次时,最优参数偏差曲线能够在极短时间内收敛并达到稳

表 1 实验智能变电站相关参数

Table 1 Related parameters of experimental intelligent substation

参数	实际值
变电站电网电压/kV	220
变压器额定容量/(MV·A)	100
无线通信系统频段/GHz	2.4
通信速率/Mbps	100
日常网络通信流量/Mbps	10~50
流量波动率/%	±10
噪声传感器型号	JHM-NS02
测量范围/dB	30~120
测量误差/dB	±1.5
转换精度/dB	0.1
频率响应/Hz	35~20000

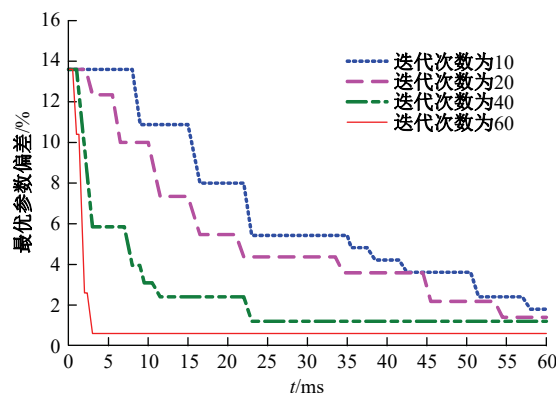


图 3 不同迭代次数下最优参数偏差

Fig. 3 Deviation of optimal parameters under different iterations

定,验证了本文算法能够快速、准确地找到最优解。通过设置合适的迭代次数,可快速地获得 Elman 神经网络的最优参数,从而为后续的预测分析奠定良好的基础。

为验证小波分解对无线通信链路原始信噪比信号处理的有效性,分析小波分解前后的图像,如图 4 所示。

由图 4 可知,通过小波分解对原始信噪比信号进行分解后,得到了无线通信链路信噪比平稳序列和噪声序列。分解出的信噪比平稳序列曲线较为平滑,表明信号中的噪声成分被有效地分离出来,从而使得信噪比序列呈现出更为稳定、可靠的趋势。这种平稳性对于无线通信链路的性能分析和优化具有重要意义,有助于更准确地评估信号质量,进而采取相应的措施提升通信效率和可靠性。

为进一步验证本文算法的有效性,随机选取

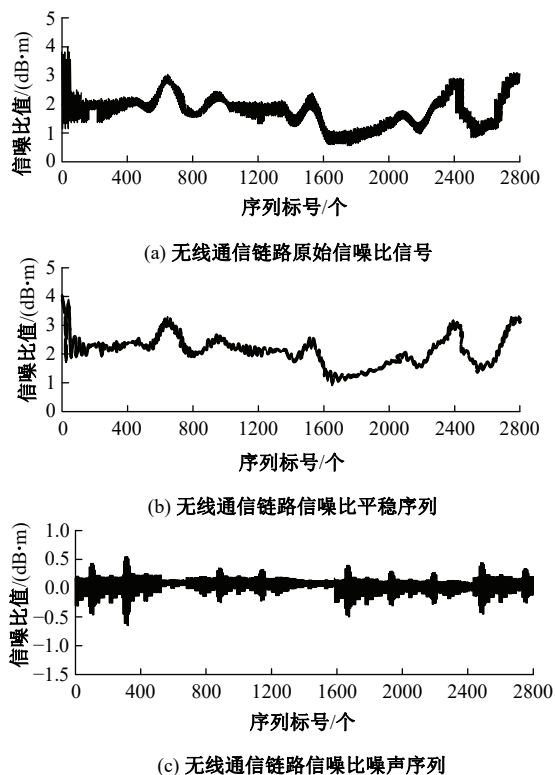


图 4 小波分解前后信号图像

Fig. 4 Wavelet decomposed before and after signal images

一段无线通信链路序列信号,通过本文算法进行置信区间预测。同时,选取无线通信链路可靠性置信区间预测中常用的两种算法:算法 1 为随机森林算法;算法 2 为决策树算法。通过这两种算法同时进行置信区间预测,并对 3 种算法的预测结果进行对比,如图 5 所示。

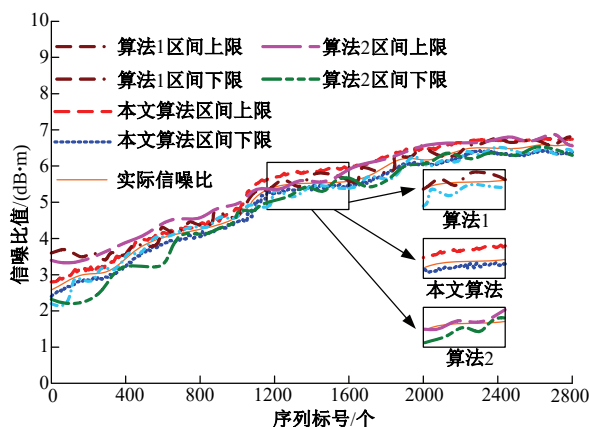


Fig. 5 Comparison of prediction results

由图 5 可知,3 种算法均能取得较好的预测结果。其中,决策树算法和随机森林算法在预测无线通信链路可靠性置信区间时,其上、下限预测曲线在某些时刻或区间内超出了实际信噪比的范

围。这意味着这两种算法在某些情况下预测的可信度和实用性较差。相比之下,本文算法的上、下限预测曲线始终紧密贴合实际信噪比曲线,这表明在预测无线通信链路可靠性时,本文算法具有更高的准确性和可靠性,能够为用户提供更为准确和有用的预测信息。在实际应用中,能够为无线通信链路的可靠性评估和优化提供有力支持。

3 结束语

无线通信链路可靠性置信区间预测能够提供无线通信链路可靠性、稳定性的信息,反映了无线通信链路的质量情况。通过该预测结果,相关人员能够进行合理优化配置。本文提出了一种基于 GA-Elman 的无线通信链路可靠性置信区间预测算法,该算法的预测结果较为精准,能够提供更为准确的预测信息,为无线通信领域提供了一种有效的技术支持。

参考文献:

- [1] 宋芳, 钱罕林, 何薇. 无线通信网络链路资源分布式智能调度算法[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(4): 63-66.
Song Fang, Qian Han-lin, He Wei. Distributed intelligent scheduling algorithm for wireless communication network link resources[J]. Automation Technology and Applications, 2022, 41(4): 63-66.
- [2] 文辉. 基于无线传感器网络弹性路由的链路可靠性预测模型[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2023, 23(7): 8-11, 16.
Wen Hui. Link reliability prediction model based on elastic routing in wireless sensor networks[J]. Application of Microcontrollers and Embedded Systems, 2023, 23(7): 8-11, 16.
- [3] Salehiyan A, Emadi M J. Performance analysis of up-link optical wireless communications in the presence of a simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface[J]. IET Optoelectronics, 2023, 17(4): 129-138.
- [4] 李新钰. 基于 SPN 的 LTE 无线通信可靠性建模研究[J]. 无线互联科技, 2023, 20(1): 5-7.
Li Xin-yu. Research on reliability modeling of LTE wireless communication based on SPN[J]. Wireless Interconnection Technology, 2023, 20(1): 5-7.
- [5] Wang J, Wang J Q, Chen Y Q, et al. Fractional stochastic configuration networks-based nonstationary time series prediction and confidence interval estima-

- tion[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 192(3): No. 116357.
- [6] 程真英, 江文姝, 方旭, 等. 基于遗传算法和 Elman 神经网络的接触式探头动态特性补偿[J]. 机械工程学报, 2022, 58(10): 24-30.
- Cheng Zhen-ying, Jiang Wen-shu, Fang Xu, et al. Dynamic compensation of contact probe based on genetic algorithm and Elman neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(10): 24-30.
- [7] 张书毓, 施伟斌, 王文龙, 等. 基于线性回归的无线传感器网络链路质量估计方法研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(7): 2132-2136, 2155.
- Zhang Shu-yu, Shi Wei-bin, Wang Wen-long, et al. Research on link quality estimation method for wireless sensor networks based on linear regression [J]. Computer Application Research, 2022, 39(7): 2132-2136, 2155.
- [8] 孟超, 周倩, 郭林, 等. 基于相关性传输模型的无线链路质量估计方法及路由优化算法[J]. 电子学报, 2022, 50(10): 2409-2424.
- Meng Chao, Zhou Qian, Guo Lin, et al. Wireless link quality estimation method and routing optimization algorithm based on correlation transmission model [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(10): 2409-2424.
- [9] 赵凤, 王伟, 朱晓荣, 等. 基于自适应网络编码的异构无线链路并发传输控制方法研究[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(8): 2777-2784.
- Zhao Su, Wang Wei, Zhu Xiao-rong, et al. Research on concurrent transmission control method for heterogeneous wireless links based on adaptive network coding[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2022, 44(8): 2777-2784.
- [10] 王渭, 马梦轩, 王圣杰, 等. 基于小波分析的电力信息通信过程不良数据辨识研究[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(10): 129-132.
- Wang Wei, Ma Meng-xuan, Wang Sheng-jie, et al. Research on identification of bad data in power information communication process based on wavelet analysis[J]. Automation Technology and Application, 2022, 41(10): 129-132.
- [11] 丁嘉伟, 冯乃勤. 云计算平台下基于小波分解的数据同步采集[J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 390-394.
- Ding Jia-wei, Feng Nai-qin. Data synchronization acquisition based on wavelet decomposition on cloud computing platform[J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 390-394.
- [12] 皮志勇, 朱益, 廖玄, 等. 智能变电站多信息融合建模的通信链路故障定位方法[J]. 中国电力, 2023, 56(8): 207-215.
- Pi Zhi-yong, Zhu Yi, Liao Xuan, et al. Communication link fault location method based on multi information fusion modeling for intelligent substations[J]. China Electric Power, 2023, 56(8): 207-215.
- [13] 徐武, 汤弘毅, 杨昊东, 等. 基于 ISSA 优化的 Elman 神经网络短期电力负荷预测[J]. 扬州大学学报: 自然科学版, 2022, 25(1): 37-42.
- Xu Wu, Tang Hong-yi, Yang Hao-dong, et al. Elman neural network short-term power load forecasting based on ISSA optimization[J]. Journal of Yangzhou University(Natural Science Edition), 2022, 25(1): 37-42.
- [14] 齐放, 张成, 柯旺松, 等. 基于风险均衡度的电力 5G 通信链路自动选择方法研究[J]. 电子技术应用, 2023, 49(4): 1-6.
- Qi Fang, Zhang Cheng, Ke Wang-song, et al. Research on automatic selection method of power 5G communication link based on risk balance degree[J]. Electronic Technology Application, 2023, 49(4): 1-6.
- [15] 王剑楠, 崔英花. 一种基于种群多样性的新型自适应遗传算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(5): 671-676.
- Wang Jian-nan, Cui Ying-hua. A novel adaptive genetic algorithm based on population diversity[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information, 2023, 21(5): 671-676.