

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902350

配电泛在物联网无线通信链路可靠性的 置信区间预测*

孙伟¹ 李鹏宇¹ 杨建平² 张峰³ 丁津津³ 高博³

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院 合肥 230009; 2. 山东科汇电力自动化公司 淄博 255000;
3. 国网安徽省电力有限公司电力科学研究院 合肥 230000)

摘要:无线通信链路质量的有效预测是保证泛在物联网通信链路选择的必要前提。通信链路可靠性难以准确预测的主要原因是无线链路质量信噪比时间序列具有随机性。因此,在分析无线通信链路随机特性的基础上,提出了一种无线通信链路可靠性置信区间预测方法。首先,采用小波分解的方法将无线链路质量信噪比时间序列分为平稳序列和噪声序列,对噪声序列进行计算后得到噪声标准差序列。然后,采用LSTM神经网络建立平稳序列和噪声标准差序列的预测模型,并基于上述模型的预测结果,计算通信链路可靠性置信区间。最后,将置信区间下界与可靠性标准做对比,以预先判断无线通信链路是否可以满足配电网通信数据可靠性的要求。对比仿真结果表明,所提出的方法不仅满足配电泛在物联网的应用需求,而且相较于其他预测算法更为准确。

关键词: 泛在物联网;无线链路质量预测;信噪比;LSTM神经网络;置信区间

中图分类号: TM76;TN929 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5030

Reliability confidence interval prediction of power distribution ubiquitous IoT wireless communication link

Sun Wei¹ Li Pengyu¹ Yang Jianping² Zhang Feng³ Ding Jinjin³ Gao Bo³

(1. School of Electrical Engineer and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Shandong Kehui Electric Power Automation Co., Zibo 255000, China;
3. Electric Power Research Institute of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230000, China)

Abstract: Effective prediction of wireless communication link quality is a necessity to choose the reliable routing of multi-hop Internet of things (IoT) communication. The main challenge for its inaccurate prediction is caused by the random characteristic of the signal-to-noise ratio time series. To address this problem, based on the analysis of the random characteristics of wireless communication links, a method of predicting the confidence interval of communication quality is proposed in this paper. Firstly, the signal-to-noise ratio time series of wireless link quality is decomposed into stationary sequence and noise sequence by wavelet decomposition method. The noise standard deviation sequence is obtained by the noise sequence. Then, the prediction model of stationary sequence and noise standard deviation sequence is proposed by using LSTM neural network. The confidence interval of communication link reliability is calculated by using the prediction results. Finally, by comparing the lower bound of confidence interval with the reliability standard, it can prejudge whether the reliability of current wireless link meets the requirements of power grid. Through the comparative study, the proposed method can either satisfy the requirements of the application of IoT of distribution grid or provides more accurate result in comparing with the state-of-the-art methods.

Keywords: ubiquitous internet of things; wireless communication link; signal-to-noise ratio; LSTM neural network; confidence interval

0 引言

电力是现代能源体系中能源传输的承载基础设施。随着电能能源消耗形式中的占比越来越大,电网在能源体系中的地位愈发重要。在未来电网的建设中,如何形成一个高效能、低成本、安全可靠、灵活应变的电力系统成为电力行业广受关心的问题。为此,众多国家和组织都不约而同地提出要建设具有双向电力流和双向信息流相结合的高性能智能电网,并将其视为21世纪电力系统发展的重要战略^[1-2]。我国国家电网公司在2019年也提出建设世界一流能源互联网企业,并以建设运营好“坚强智能电网”和“泛在电力物联网”为基础。由此可见,在我国未来“两网”的建设中,泛在电力物联网占据举足轻重的位置。

相较于传统电网,智能电网在结构和应用设备上的复杂性更高,需要可靠的通信技术完成对各类设备监测与控制应用的数据传输,因此智能电网对泛在电力物联网有较高的可靠性要求^[3-4]。而配电泛在物联网中,通信网络层是其重要的一层,该层含接入网、骨干网、业务网和支撑网4个部分。在这4部分中,接入网目前还没有完整统一的网络形式。

目前配电网接入网主要有电力线载波、微功率无线、LoRa、电力无线专网(试点)等方式。其中无线通信方式具有无需布线、组网方便、通信改造成本低等优点,是未来配电泛在物联网发展所依赖的主要技术手段。但是,与有线通信相比,无线信号直接在空气介质中传输,其物理信道的开放性决定其通信链路易受外界环境影响,并可能导致通信的可靠性降低。特别是在无线通信覆盖的边缘节点,其信号质量常处于保证通信可靠性的临界状态,环境变化的影响对通信可靠性的影响更大。

通过无线通信链路质量的预测算法,在时间、空间维度上,选择链路质量较好的通信信道完成数据传输,是提高通信可靠性的重要手段。为此,国内外众多学者对无线通信链路质量预测做了大量的研究。文献[5]提出了基于差分自回归滑平均(ARIMA)模型的链路质量预测方法。该方法能较为有效地处理自相关非平稳数据,并适应环境变化对链路的影响,适合于长期的无线链路质量预测。但由于其算法复杂度较高,对无线通信节点的计算能力提出了非常高的要求。文献[6]提出了基于动态模糊神经网络(DFNN)的预测模型,该模型主要是考虑了输出误差这个重要因素。将ARIMA模型产生的非线性特征用DFNN模型模拟,能够产生比DFNN和ARIMA单个模型更加精确的模型。因此,它的预测结果精度较高。但这种方法不适用于变化较大的通信链路质量预测。文献[7]提出了基于BP神经网络的链路质量

预测方法,BP神经网络的泛化能力和容错能力使预测模型得到了良好的预测结果。但BP神经网络结构选择不一以及算法收敛速度慢的缺点,导致了预测模型无法满足智能电网对链路预测可靠、高效的要求。相对于传统模型的链路质量预测方法,文献[8]提出了基于深度信念模型的链路质量预测方法。虽然在数据平稳部分预测效果较好,但当链路参数受到环境因素干扰而产生波动时,精度大大降低,并且模型的建立复杂度较高。上述所提方法均预测链路质量的准确值,但预测结果总存在偏差无法保证智能电网的可靠性,根本原因是无线通信链路质量具有随机性。

为此,本文在分析无线物联网链路具有随机特性的基础上,提出了一种预测通信质量置信区间的思路。首先采用小波分解的方法将通信链路质量历史时间序列分解为平稳序列和噪声序列。分别对两部分设计预测模型进行预测,最终计算出所需通信链路的置信区间。通过将预测的下界与智能电网通信可靠性最低要求作对比,判断是否满足通信可靠性最低标准。当预测结果无法满足可靠性标准时,通过切换到高质量链路或放大信号功率以保证无线物联网通信链路的可靠性。

1 无线通信分析与LSTM神经网络概述

1.1 通信链路需求性分析

现今,世界各国对智能电网可靠性提出更高的标准,其中在家庭区域网(HAN)、邻域网(NAN)和广域网(WAN)范围内,智能电网应用的可靠性被提出了明确指标要求,具体如表1所示^[9]。

表1 智能电网通信应用可靠性指标要求
Table 1 Reliability standards for smart grid communication applications

范围	应用	可靠性/%
HAN	家庭自动化	>98.00
	楼宇自动化	>98.00
	仪表读数	>99.50
	定价应用	>98.00
NAN	电力服务预付款	>98.00
	维修开关操作	>98.00
	配电自动化	>99.50
	电动运输	>98.00
WAN	广域保护	>98.00
	广域控制	>98.00
	广域监控	>98.00

如表1所示,现今智能电网通信应用可靠性被提出了较高的标准。然而智能配电网在实际通信中,常常受到很多不可控因素的干扰,从而无法满足智能电网通信可靠性的指标要求。所以,在具有不可控干扰因素的环

境中,保证智能电网泛在物联网无线通信链路的可靠性,是当今智能配电网面临的一大难题。针对上述可靠性需求,通过预测泛在物联网无线链路的可靠性,并在众多链路中选择满足可靠性需求的链路传输数据,是解决这一难题的有效方式,也是本文的研究目标。

1.2 通信链路质量特征分析

本文采用数据传输成功率作为泛在物联网无线链路可靠性的衡量标准。在 O-QPSK 相干解调的调制模式下,无线链路质量信噪比 λ_s 与数据传输成功率 λ_p 的关系如式(1)所示。

$$\lambda_p = \left(1 - Q\left(\sqrt{2 \times 10^{10} \theta}\right)\right)^{8m} \quad (1)$$

式中: $Q(x)$ 为尾积分函数; θ 为无线收发器相关噪声带宽与数据传输速率的比值; m 为数据包长度。因此智能电网无线物联网通信可靠性衡量的标准就转化成信噪比(SNR),对通信链路质量特征分析也就是对无线链路质量 SNR 分析。

智能电网无线物联网通信的信道易受外界环境影响,从而导致信息在传输过程中出错概率的大小随时间变化。影响智能电网无线物联网通信可靠性的主要因素包括节点位置、节点间移动的遮挡物、环境中同频段的电磁噪声、信道干扰、以及智能电网中能够产生电磁噪声的电力电子设备和通信设备等。目前常用的无线传输模型主要有路径损耗模型、小尺度衰落模型、自由空间模型等,其中路径损耗模型应用最为广泛。

由以上分析,本文采用路径损耗模型。时刻 t 由 SNR 表征无线链路质量 $P_{\text{SNR}}(t)$ 的对数距离路径损耗离散模型如式(2)所示。

$$P_{\text{SNR}}(t) = P_i(t) - P_L(d_0) - 10n(t)\lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_\sigma(t) - R \quad (2)$$

式中: $P_i(t)$ 为发射节点的无线信号发射功率; $P_L(d_0)$ 为参考距离为 d_0 (一般为 1 m) 时的参考路径损耗值; $n(t)$ 为路径损耗指数,表示路径损耗随距离增长的速率,它依赖周围环境; $X_\sigma(t)$ 是多径效应对接收信号的影响,它服从方差为 σ_x^2 、均值为 0 的高斯分布,即 $X_\sigma \sim N(0, \sigma_x^2)$; R 为随时间变化的背景噪声,包括同频干扰以及其他信道噪声,可近似作为高斯噪声处理,服从方差为 σ_k^2 、均值为 \bar{R} 的高斯分布。

由式(2)所示的物联网无线通信链路质量信噪比,是由相对平稳的部分 $P_i(t) - P_L(d_0) - 10n(t)\lg(d/d_0)$ 和随机部分 $X_\sigma(t) - R$ 相叠加。根据两部分的特性不同,本文分别对其进行处理与预测。

1.3 LSTM 神经网络概述

LSTM 神经网络是循环网络的一个分支,具有循环神

经网络的基本特征。LSTM 由输入层、隐含层、输出层组成,可以刻画一个序列当前的输出与之前信息的关系。从网络结构上,LSTM 神经网络会记忆之前的信息,并利用之前的信息影响后面结点的输出。LSTM 隐藏层之间的结点是有连接的,隐藏层的输入不仅包括输入层的输出,还包括上一时刻隐藏层的输出。与单一 tach 循环体结构不同,LSTM 是一种拥有 3 个“门”结构的特殊网络结构。LSTM 单元结构如图 1 所示。

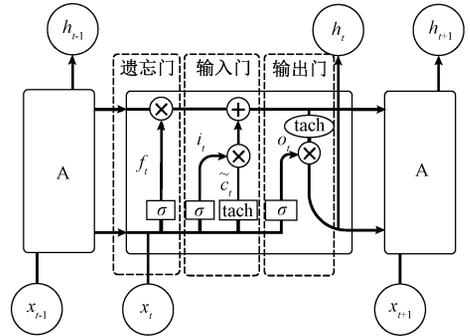


图 1 LSTM 单元结构

Fig. 1 LSTM unit structure diagram

“遗忘门”和“输入门”是 LSTM 结构的核心。通过“遗忘门”和“输入门”,LSTM 结构可以有效的决定哪些信息会被遗忘,哪些信息将得到保留。“遗忘门”会根据当前的输入 x_t 、上一时刻状态 c_{t-1} 和上一状态时刻输出 h_{t-1} 共同决定哪一部分需要被遗忘。参数 f_t 控制遗忘是否执行,参数 f_t 公式如式(3)所示。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

式中: σ 为 sigmoid 函数,如式(4)所示; W_f 为模型参数; b_f 为偏置项。

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

在 LSTM 神经网络“忘记”了部分之前的状态后,它还需要从当前的输入中补充新的记忆。这个过程是由“输入门”完成的。“输入门”层中 i_t 决定哪些记忆需要更新,如式(5)所示。tach 层创建新的候选向量 \tilde{c}_t , 如式(6)所示。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{c}_t = \text{tach}(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (6)$$

式中: tach 为双曲正切函数。

如图 1 所示,“输入门”会根据 x_t, c_{t-1} 和 h_{t-1} 决定哪些部分将进入当前时刻的状态 c_t 。如式(7)所示。

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t \tilde{c}_t \quad (7)$$

最终,“输出门”会根据最新的状态 c_t 、上一时刻的输出 h_{t-1} 和当前状态 x_t 来决定该时刻的输出 h_t 。输出 h_t 如式(9)所示。

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (8)$$

$$h_i = o_i \text{tanh}(c_i) \quad (9)$$

式中: o_i 为通过 sigmoid 层后确定的细胞状态输出部分。

2 无线链路质量预测模型

2.1 整体模型结构设计

根据上节的分析结果,本文设计了图 2 所示的无线通信链路可靠性置信区间预测算法。

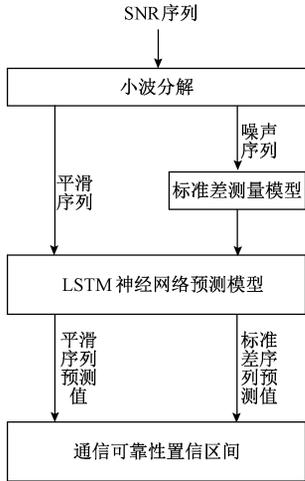


图 2 无线通信链路可靠性置信区间预测算法结构

Fig. 2 Wireless communication link reliability confidence interval prediction algorithm structure diagram

如图 2 所示,本文使用小波分解将 SNR 信号分解为噪声部分和相对平稳部分。针对小波分解后相对平稳的序列部分,通过 LSTM 神经网络进行预测,而对于噪声序列部分,首先计算其标准差序列后,再通过 LSTM 神经网络进行预测。然后,将两模型的预测结果进行整合,计算出通信链路可靠性置信区间。最后,置信区间下界代入式(1)得到对应的可靠性,从而实现无线链路质量可靠性预测。通过上述算法,物联网节点可在发送数据之前,对所有可用的链路质量进行预判,有效避免采用不可靠链路传输,提高智能电网通信可靠性。

2.2 无线链路质量 SNR 小波分解处理

分析式(2)可知,物联网无线通信链路质量信噪比由相对平稳部分和随机部分叠加。而两部分的特性完全不同。为了分别对两部分进行预测,需要将信噪比数据分解。

在智能电网环境中,采集到一组泛在物联网无线通信链路质量信噪比信号如图 3 所示。

由于 SNR 序列连续、非线性、随机的特性,本文采用小波分解的方法对上述数据进行分解。小波分解在保证去除噪声的基础上,最大限度上使上升沿和下降沿得到保真,保留了更多的特征信息。本文小波选择 db3 小波,

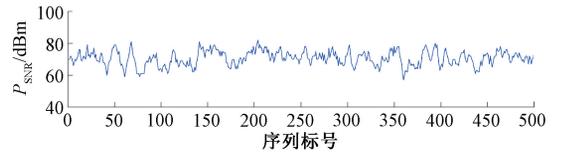


图 3 原始 SNR 序列

Fig. 3 Original SNR sequence

阈值 T 的选择如式(10)所示。

$$T = \sqrt{2 \log_{10}(N)} \quad (10)$$

式中: N 为 SNR 序列中元素个数。阈值函数选择软阈值函数,软阈值函数 w_T 如式(11)所示。

$$w_T = \begin{cases} [\text{sgn}(w)](|w| - T), & |w| \geq T \\ 0, & |w| < T \end{cases} \quad (11)$$

式中: w 为原始信号在小波分解中第二层上的小波系数。

确定了小波基、阈值、阈值函数后,即可将原始 SNR 序列进行二层小波分解。小波分解后分为相对平稳部分和噪声部分。其中相对平稳序列对比原 SNR 序列更加平滑,相对平滑序列做输入,预测的准确性会更高,将这部分定义为平稳序列 s_k ,如图 4 所示。

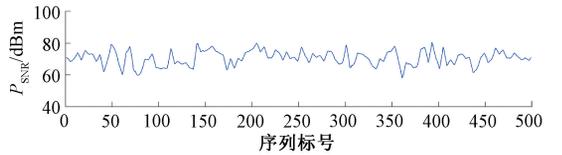


图 4 平稳序列

Fig. 4 Stationary sequence

噪声部分序列由原始 SNR 序列和平稳序列差值得出,为原始 SNR 序列的噪声,将这部分序列定义为噪声序列 γ_k ,如图 5 所示。

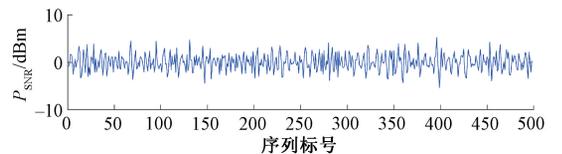


图 5 噪声序列

Fig. 5 Noise sequence

通过对噪声序列分析可知,噪声序列较为复杂且具有随机性,这种特性使得噪声序列难以预测。考虑到噪声预测基本符合高斯分布,以 N 个噪声数据计算标准差,采用式(12)计算后得到噪声标准差序列分布如图 6 所示。

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\gamma_{k-i} - \mu_k)^2} \quad (12)$$

式中: N 为序列元素数量, $\mu_k = (\sum_{i=1}^N \gamma_{k-i}) / N$ 。

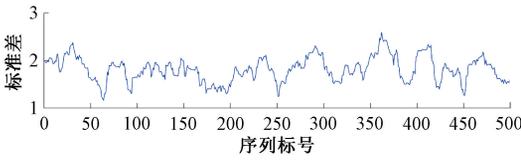


图 6 噪声标准差序列

Fig. 6 Noise standard deviation sequence

由图 6 可知,噪声序列受环境影响且是随时间变化的,但其标准差的变化相对较为缓慢。因此,对噪声序列进行标准差计算后再进行训练和预测。

2.3 LSTM 神经网络预测模型

平稳序列预测模型如图 7 所示,噪声标准差预测模型如图 8 所示,两序列预测模型都分为 3 层。第 1 层是输入层,将一维的时间序列、上一时刻状态量和上一时刻输出量共同输入至输入层,其中 LSTM 神经网络的截断长度取 10;第 2 层是隐藏层,使用 LSTM 细胞搭建神经网络,LSTM 中隐藏层节点数为 30;第 3 层是输出层,通过训练后最后时刻的输出结果,该结果为下一时刻时间序列的预测值,并将状态值和预测值传递到下一时刻的预测模型中。最终,平稳序列的预测结果和噪声标准差序列的预测结果共同构成本文提出的可靠性置信区间。

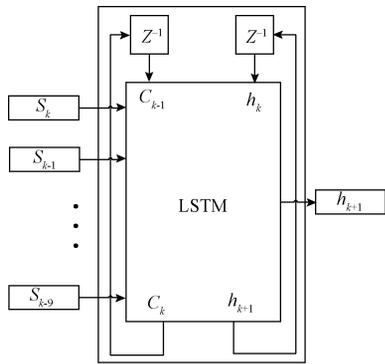


图 7 平稳序列 LSTM 神经网络预测模型结构

Fig. 7 Structural diagram of LSTM neural network prediction model for stationary sequences

2.4 置信区间部分

置信区间是统计学对样本的总体参数的区间估计,其展现了该参数的真实值有一定概率落在测量结果周围的程度,给出的是被测量参数的测量值的可信程度。当某个随机量的置信水平为 95%的置信区间估计为 $[a, b]$ 时,即代表这个随机量有 95%可能性会介于 a 和 b 之间。

本文的置信区间是由噪声部分和相对平稳部分分别预测后的再叠加构造。分解后的平稳序列通过 LSTM 神经网络预测模型预测出下一时刻的序列值 h_{k+1} , 噪声部分通过标准差预测模型以及相对应的置信水平 α , 预测下一时刻的噪声序列置信区间的下限 $-Zh_{k+1}^\sigma$ 。由 h_{k+1}

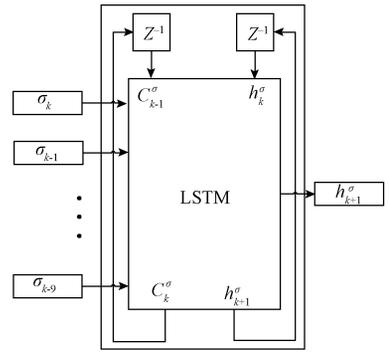


图 8 噪声标准差序列 LSTM 神经网络预测模型结构

Fig. 8 Structural diagram of LSTM neural network prediction model for noise standard deviation sequence

和 $-Zh_{k+1}^\sigma$ 的叠加作为预测 SNR 序列的下限,即可得 SNR 置信区间,如式 (13) 所示。

$$[h_{k+1} - Zh_{k+1}^\sigma, +\infty] \quad (13)$$

3 实验分析

3.1 预测置信区间

实验均在变电站室内环境中,使用一组基于 TI 公司 CC2530 的无线物联网节点分别作为收、发节点,节点以 500 ms 为周期采集无线通信过程中接收的 SNR 数据。数据采集中进行随机遮挡,模拟不确定因素对通信的影响。

实验采集到的 11 000 组 SNR 数据,为显示更多数据细节,仅显示其中连续 1 000 项数据,如图 9(a) 所示。由图 9(a) 可知,原始数据随机性导致难以预测。所以,采用小波去噪的方法将原始 SNR 数据去噪,分解为相对平稳部分和噪声两部分。相对平稳部分如图 9(b) 所示,相对于原始数据,滤波后的数据相对平稳更适用于训练和预测。噪声部分如图 9(c) 所示,由图 9(c) 可知,噪声数据随机性很大难以预测,但基本符合正态分布的特征,所以可通过计算得到的标准差来进行训练和预测。噪声部分的标准差如图 9(d) 所示。

对于相对平稳部分的数据和噪声部分的标准差,前 10 000 组作为 LSTM 神经网络的训练集,LSTM 神经网络取每轮 32 组数据,进行循环 5 000 轮的权值训练。后 1 000 组作为测试集合,训练好的模型进行预测并对结果验证模型准确性。最终,将两部分预测值叠加作为置信水平 95% 下的置信区间。

3.2 置信区间验证

为了更加清晰的对比实验结果,置信区间验证图采用预测序列值中的前 100 序列值,如图 10 所示。由图 10 结果可以看出,几乎所有的真实值都落在本文提出的置

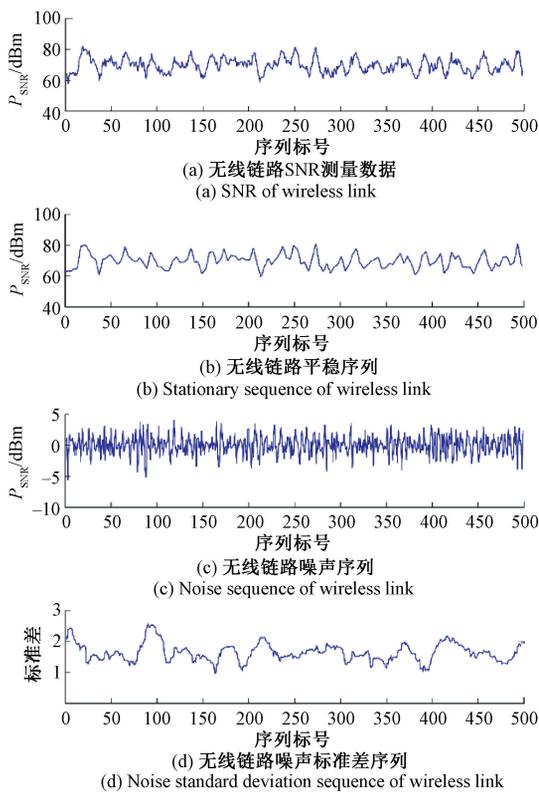


图9 SNR序列实验分析图

Fig. 9 Wireless link SNR measurement data

信区间内,且与置信区间下界并未差距过多。由此可以验证本文提出的预测方法的有效性。

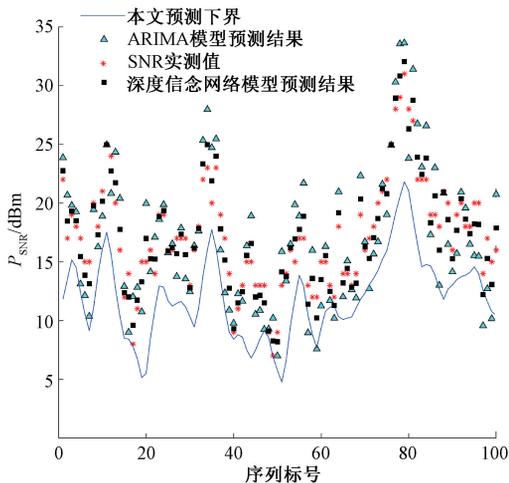


图10 置信区间验证图

Fig. 10 Confidence interval verification diagram

由置信区间验证图可知,另外两种预测方法中,基于深度信念网络模型的预测方法预测结果准确性高于基于ARIMA模型的预测结果。但由于无线链路质量时间序列所存在的随机性,这两种方法的预测结果都存在偏差,

且在SNR值突变时预测结果均变差,其预测结果难以满足无线链路可靠性的要求。而本文预测SNR的置信区间明显比实测值略低,这正是由于区间下界是在较高的置信水平区间下,区间下界预测结果的裕度大,可信度更高。综上可证明本文预测方法的优越性。

3.3 传输可靠性判断

本文采用数据传输成功率表征通信链路可靠性。首先根据表1分别以>99.5%、介于98.0%~99.5%、<98.0%三个区间作为判断是否能满足智能电网不同应用对通信链路可靠性的指标要求。将99.5%和98.0%的可靠性要求代入式(1)得到对应的链路信噪比需求如图11所示,其中根据CC2530手册,其无线收发器相关噪声带宽与数据传输速率的比值 θ 取值为1.9。然后,通过对比预测信噪比下界是否大于相应需求,判断当前链路是否可以传输应用数据。

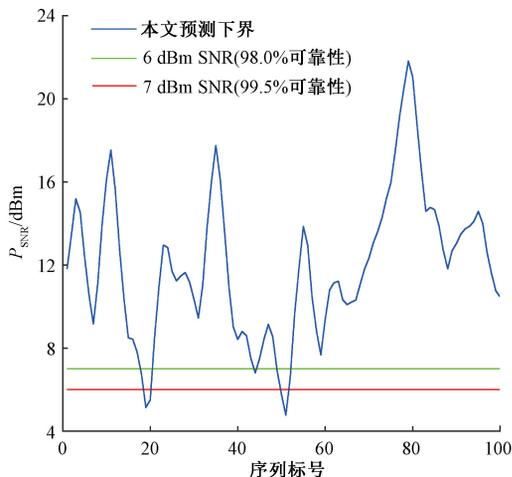


图11 通信链路可靠性区间图

Fig. 11 Communication link reliability interval diagram

当预测SNR下界>7 dBm,通信链路可靠性高于99.5%,可用于传输可靠性要求较高的数据,如表1配电自动化数据;当预测SNR下界值>6 dBm且>7 dBm,可靠性>98.0%且<99.5%,可用于传输可靠性要求不太高的数据,如表1中家庭自动化数据;其单次传输SNR值<6 dBm,可靠性<98%,可靠性较差无法满足智能电网数据通信的要求,则当前链路不可用。考虑到无线传感器网络通常有Mesh形网络拓扑,可切换到其他高质量链路以保证通信链路的可靠性满足相关要求。上述实验结果说明,本文提出方法可实用于预测判断链路是否满足通信可靠性需求。

4 结论

本文通过对智能电网无线物联网链路质量SNR的

分析和预测,提出了一种采用预测链路可靠性置信区间,以保证通信链路可靠性满足指标要求的新思路。首先,采用小波分解的方法将原始 SNR 序列分为平稳序列和噪声序列。平稳序列通过 LSTM 神经网络模型直接进行训练和预测,噪声部分先通过计算得到标准差序列,之后再通过 LSTM 神经网络模型预测,最终将两部分重组构建为可靠性置信区间。通过实验对本文提出的算法进行了验证,并与其他预测算法进行了比较。实验结果不仅满足配电泛在物联网应用的链路预测需求,而且相较于其他预测算法更为准确。

参考文献

- [1] 刘祖锋,王瑞璜. 智能电网中电力通信技术的应用实践分析[J]. 通讯世界, 2018, 342(11):105-106.
LIU Z F, WANG R H. Application practice analysis of power communication technology in smart grid [J]. Communication World, 2018, 342 (11): 105-106.
- [2] 杨虎城,尤上元. 电力通信技术在智能电网中的应用[J]. 通信电源技术, 2019, 36(4):75-76.
YANG H CH, YOU SH Y. Application of power communication technology in smart grid [J]. Communication Power Supply Technology, 2019, 36 (4): 75-76.
- [3] 李美菲,张铁平,张亦. 电力通信技术在智能电网中的应用[J]. 通讯世界, 2018(9):186-187.
LI M F, ZHANG T P, ZHANG Y. Application of power communication technology in smart grid [J]. Communication World, 2018 (9): 186-187.
- [4] 毕勇. 电力通信传输线路优化设计和施工技术探讨[J]. 价值工程, 2017(33):113-115
BI Y. Optimum design and construction technology of power communication transmission line [J]. Value Engineering, 2017 (33): 113-115
- [5] BANAEZADEH F, HAGHIGHAT A T. Evaluation ARIMA modeling-based target tracking scheme in wireless sensor networks using statistical tests [J]. Wireless Personal Communications, 2015, 84 (4): 2913-2925.
- [6] 曾莉欣. 基于 D-FNN 的无线物联网链路预测[J]. 电脑知识与技术, 2015, 11(33):120-122.
ZENG L X. Link prediction of wireless internet of things based on D-FNN [J]. Computer Knowledge and Technology, 2015, 11(33):120-122.
- [7] 翟龙飞,陈迎春,贾波. 基于遗传优化 BP 神经网络的信噪比预测研究[J]. 中国新通信, 2016, 18(7):77-77.
ZHAI L F, CHEN Y CH, J B. Prediction of signal-to-noise ratio based on genetic optimization BP neural network [J]. China New Communications, 2016, 18 (7): 77-77.
- [8] 刘琳岚,许江波,李越,等. 基于深度信念网络的 WSN 链路质量预测[J]. 通信学报, 2017(S2):17-25.
LIU L W, XU J B, LI Y, et al. Prediction of WSN link quality based on deep belief network[J]. Transactions of Communications, 2017(S2):17-25.
- [9] KUZLU M, PIPATTANASOMPORN M, RAHMAN S. Communication network requirements for major smart grid applications in HAN, NAN and WAN [J]. Computer Networks, 2014(67):74-88.
- [10] 徐尧强,方乐恒,赵冬华,等. 基于 LSTM 神经网络的用电量预测[J]. 贵州电力技术, 2017, 20(8):25-29.
XU W Q, FANG L H, ZHAO D H, et al. Electricity Consumption Forecast Based on LSTM Neural Network[J]. Guizhou Electric Power Technology, 2017, 20 (8): 25-29.
- [11] EROL-KANTARCI M, MOUFTAH H T. Energy efficient information and communication infrastructures in the smart grid: A survey on interactions and open issues[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(1):179-197.
- [12] KABALCI Y. A survey on smart metering and smart grid communication [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 57:302-318.
- [13] CORTEZ B, CARRERA B, KIM Y J, et al. An architecture for emergency event prediction using LSTM recurrent neural networks [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 97:315-324.
- [14] CHEN L, WANG Z, WANG G. Application of LSTM networks in short-term power load forecasting under the deep learning framework [J]. Electric Power Information & Communication Technology, 2017(5):8-11.
- [15] ABADI, MARTÍN. TensorFlow: Learning functions at scale [J]. Acm Sigplan Notices, 2016, 51(9):1-1.
- [16] SHI H, XU M, RAN L. Deep learning for household load forecasting: A novel pooling deep RNN [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5):5271-5280.
- [17] 孙瑞奇. 基于 LSTM 神经网络的美股股指价格趋势预测模型的研究 [D]. 北京:首都经济贸易大学, 2016.
SUN R Q. Research on the forecasting model of US stock index price trend based on LSTM neural network [D]. Beijing: Capital University of Economics and Business, 2016.
- [18] 张秋明. 基于节点相似性的手机通信网络链路预测 [J].

计算机工程, 2015, 41(7):149-152.

ZHANG Q M. Link Prediction of mobile phone communication network based on node similarity [J]. Computer Engineering, 2015, 41(7):149-152.

- [19] 章敏敏, 徐和平, 王晓洁, 等. 谷歌 TensorFlow 机器学习框架及应用[J]. 微型机与应用, 2017, 36(10):58-60.

ZHANG M M, XU H P, WANG X J, et al. Google tensorflow machine learning framework and application[J]. Microcomputer & Application, 2017, 36(10):58-60.

- [20] 韩山杰, 谈世哲. 基于 TensorFlow 进行股票预测的深度学习模型的设计与实现[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(6):273-277,297.

HAN SH J, TAN SH ZH. Design and implementation of deep learning model for stock forecasting based on TensorFlow[J]. Journal of Computer Applications and Software, 2018, 35(6):273-277,297.

- [21] 王喆文, 黄鹏, 林友明. 利用小波分解的时间序列云量预测方法[J]. 遥感信息, 2016, 31(4):1-8.

WANG Y W, HUANG P, LIN Y M. Time series cloud forecasting method using wavelet decomposition [J]. Remote Sensing Information, 2016, 31(4):1-8.

- [22] 赵轶, 李培培, 刘勇. MATLAB 通信系统动态仿真平台设计[J]. 信息与电脑(理论版), 2015(1):22-23.

ZHAO W, LI P P, LIU Y. Design of dynamic simulation platform for MATLAB communication system [J]. Information and Computer (Theoretical Edition), 2015(1):22-23.

- [23] 江秀臣, 刘亚东, 傅晓飞, 等. 输配电设备泛在电力物联网建设思路与发展趋势[J]. 高电压技术, 2019, 45(5):1345-1351.

JIANG X C, LIU Y D, FU X F, et al. The idea and development trend of power transmission and distribution equipment in the construction of the Internet of Things [J]. High Voltage Technology, 2019, 45(5):1345-1351.

- [24] 程文. 无线物联网研究现状与应用[J]. 电子测试, 2016, 7(6):90-91.

CHENG W. Current status and application of wireless internet of things research [J]. Electronic Test, 2016, 7(6):90-91.

- [25] 江秀臣, 刘亚东, 傅晓飞, 等. 输配电设备泛在电力物联网建设思路与发展趋势[J]. 高电压技术, 2019, 45(5):1345-1351.

JIANG X CH, LIU Y D, FU X F, et al. Construction and development trend of power transmission and distribution equipment ubiquitous in the Internet of Things [J]. High Voltage Technology, 2019, 45(5):1345-1351.

作者简介



E-mail:wsun@hfut.edu.cn

Sun Wei received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2004, M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2007, and Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2012. Now he is an associate professor, M. Sc. supervisor at Hefei University of Technology. His main research interest includes smart power grids, wireless sensor network and intelligent control system.



李鹏宇, 2016 年于合肥学院获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为智能电网、无线传感器网络、智能控制系统。

E-mail:lipengyuhfut@126.com

Li Pengyu received her B. Sc. degree from Hefei University in 2016. Now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interest includes smart power grids, wireless sensor network and intelligent control system.



杨建平, 1994 年于合肥工业大学获得学士学位, 2004 年于合肥工业大学获得硕士学位, 现为山东科汇电力自动化公司配电自动化事业部副总经理, 主要研究方向为智能电网、智能控制系统。

E-mail: yangjp@kehui.cn

Yang Jianping received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 1994, and M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2004. He is currently the deputy general manager of the Distribution Automation Division of Shandong Kehui Electric Power Automation Co., Ltd. His main research direction is smart grid and intelligent control system.



张峰, 2014 年于四川大学获得学士学位, 2017 年于华中科技大学获得硕士学位, 现工作于国网安徽省电力有限公司电力科学研究院, 工程师, 主要研究方向为智能电网、继电保护, 新能源。

E-mail:stuzhangfeng@sina.com

Zhang Feng received his B. Sc. degree from Sichuan University in 2014 and M. Sc. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2017. Now he works in the Electric Power Research Institute of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. as an engineer. His main research interests include smart

grid, relay protection and new energy.



丁津津,2008 年于华北电力大学获得学士学位,2011 年于合肥工业大学获得硕士学位,现工作于国网安徽省电力有限公司电力科学研究院,高级工程师,主要研究方向为智能电网、继电保护、新能源。

E-mail:djinjin123@126.com

Ding Jinjin received his B. Sc. degree from North China Electric Power University in 2008 and M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2011. He is currently working as a senior engineer at the State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. Electric Power Research Institute. His main research interests include electricity protection and new energy.



高博,2004 年于华北电力大学获得学士学位,2007 年于华北电力大学获得硕士学位,现工作于国网安徽省电力有限公司电力科学研究院,高级工程师,主要研究方向为智能电网,继电保护,新能源。

E-mail:gb506@126.com

Gao Bo received his B. Sc. degree from North China Electric Power University in 2004, and M. Sc. degree from North China Electric Power University in 2007. He is currently working as a senior engineer in the State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. Electric Power Research Institute. His main research interests include electricity protection and new energy.