

DOI: 10.7667/PSPC180406

一种基于改进 VPGA 优化 Elman 神经网络的 电力线通信数据处理算法

谢文旺¹, 孙云莲¹, 易仕敏², 王华佑¹, 徐冰涵¹

(1. 武汉大学电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072; 2. 广东电网责任有限公司, 广东 广州 510620)

摘要: 为了提高宽带电力线通信系统的通信质量, 基于宽带电力线通信系统的基本原理, 构建了宽带电力线通信系统的仿真模型。以广东云浮某小区用户电表的实际采集数据作为原始数据, 在 500 m 的四径信道模型下, 分别引入了 BP 神经网络和 Elman 神经网络进行了通信质量的仿真测试。针对神经网络算法普遍存在的抗噪声性能差的缺点, 提出一种基于改进 VPGA 优化的 Elman 神经网络用于电力线通信系统解映射模块的数据处理, 并进行了仿真测试。实验结果表明, 该算法不占用宝贵的频谱资源且实现方便, 并且除去信号被噪声淹没等极端恶劣的信道环境以外, 均可以显著提高宽带电力线通信系统的通信质量, 降低误码率。

关键词: 电力线通信; OFDM; 可变种群规模遗传算法; Elman 神经网络; 误码率

A data processing algorithm for power line communication based on Elman neural network optimized by improved VPGA

XIE Wenwang¹, SUN Yunlian¹, YI Shimin², WANG Huayou¹, XU Binghan¹

(1. School of Electric Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
2. Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510620, China)

Abstract: In order to improve the communication quality of the broadband power line communication system and based on the basic principle of the broadband power line communication system, a simulation model of the broadband power line communication system is built. Taking the actual data collected from a district user's electric meter in Yunfu of Guangdong Province as the original data, the BP neural network and Elman neural network are introduced to the simulation test of the communication quality under the 500 m four-path channel model. Aiming at the disadvantage of poor anti-noise performance of neural network algorithms, an Elman neural network based on improved VPGA optimization is proposed for the data processing of the de-mapping module of power line communication system, and the simulation test is carried out. Experimental results show that the algorithm does not occupy valuable spectrum resources and is convenient to implement. Except the extreme bad channel environment, the algorithm can significantly improve the communication quality of the broadband power line communication system and reduce the bit error rate.

This work is supported by Science and Technology Project of China Southern Power Grid Company (No. 035300KK52150007).

Key words: power line communication; OFDM; VPGA; Elman neural network; bit error rate

0 引言

近年来, 电力线通信技术以其结构简单、成本低等技术优势在用电信息采集领域获得了大量的应用, 并且正逐步扩展到路灯控制系统、智能家居以

及智能化小区等新的领域。尤其是随着能源互联网的高速发展, 对安全可靠且高速的信息传输技术的需求也更加迫切。而电力线通信技术能够在满足信息安全高速传输的同时对电力系统中的分布式电源进行优化运行管理, 并且无需架设专门的通信线路, 也不产生额外的服务费用, 通过电网自身的资源即可满足对通信的需求^[1-3]。因此, 在能源互联网的整

体构架下, 电力线通信技术将在分布式电源优化管理、用户用电信息监控以及能量和信息双向流动等领域具有很好的应用前景。

我国投入使用的电力线通信技术大体可以分为宽带电力线通信技术和窄带电力线通信技术两种。其中, 宽带电力线通信技术以其传输速率高、抗干扰能力强等优点显示出了比窄带电力线通信技术更广阔的发展前景^[4-7]。而 OFDM 技术, 也由于具有很高的频谱利用率以及很好的抗多径衰落能力, 已经成为目前宽带电力线通信系统中应用最广泛的调制解调技术^[8-10]。但为了提高宽带电力线通信系统的通信质量, 传统的 OFDM 都是通过引入信道估计技术降低系统的误码率。并且信道估计技术发展至今, 也衍生出了很多种新的算法。文献[11]提出了一种优化的广义正交匹配追踪算法, 改善了信道估计过程中 gOMP 算法重建性能下降的情况; 文献[12]针对 CO-OFDM 系统, 提出了一种基于时域和频域卡尔曼滤波联合估计的相位噪声补偿算法, 获得了比较好的实验结果; 文献[13]提出了一种基于压缩感知的 OFDM 稀疏信道估计导频优化算法, 显著降低了信道估计的最小均方误差。这些算法虽然能在合适的环境下提高通信质量, 但却均存在着需要插入导频序列占用宝贵频谱资源的问题, 实际上是一种牺牲通信的有效性以换取可靠性的方法。

因此, 本文基于宽带电力线通信的基本原理, 提出了一种基于改进 VPGA 优化 Elman 神经网络的数据处理算法, 利用 Elman 神经网络优秀的联想记忆和分类能力降低系统解映射模块的误码率。通过引入 VPGA 优化权值和阈值使网络保持最佳性能, 变种群规模可以很好地避免遗传算法陷入局部最优解。同时通过设置判别阈值以减少解映射模块的“越界误码”的个数。实验结果表明, 除去极端恶劣的通信环境以外, 引入改进 VPGA 优化 Elman 神经网络均可以有效提高宽带电力线通信系统的通信质量, 降低误码率。

1 宽带电力线通信系统建模

对宽带电力线通信系统的建模则需要分别构建 OFDM 通信系统模型和电力线信道模型。现将其分别简述如下。

1.1 OFDM 通信系统建模

OFDM 是一种可以有效对抗符号间干扰(Inter Symbol Interference, ISI)的高速数据传输技术, 其基本原理就是将高速数据流转换为若干个在相互正交的子载波上传输的低速数据流, 由于子载波的相互正交性保证了解调后各路数据的独立完整性^[14]。传统

OFDM 的基本原理框图如图 1 所示。

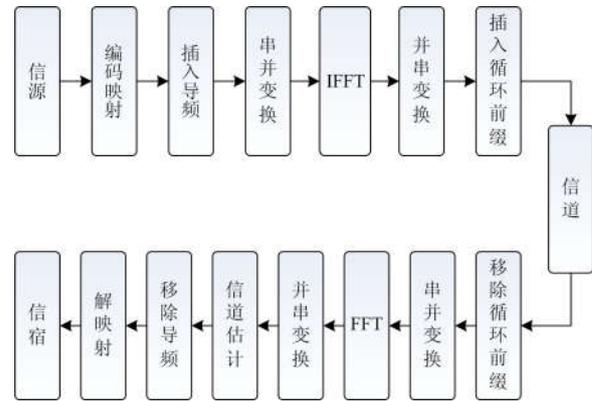


图 1 传统 OFDM 系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of traditional OFDM system

在本文建模的过程中, 为了使仿真模型更加贴合实际宽带电力线通信系统, 信源数据采用我国广东云浮某小区用户电表实际数据的采样结果, 采集系统依据每 15 min 一次的采集频率对用户电表进行了连续 30 天的采集。本文从中随机抽取 500 组日用电量数据和 500 组瞬时功率数据作为待传输的原始数据, 为保证绘图清晰, 分别抽取其中的 200 组数据绘图, 如图 2 所示。对原始数据的处理依据《中华人民共和国电力行业标准(DL/T 645-2007)》中对电表与集中器间通信数据长度的规定, 具体参数如表 1 所示。

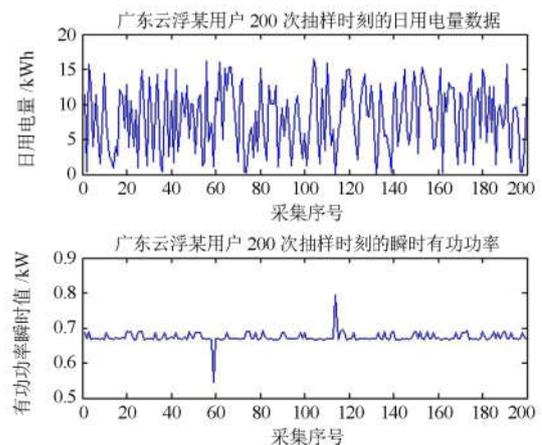


图 2 广东云浮某用户集中器采集数据

Fig. 2 Collected data from the concentrator of a user in Yunfu, Guangdong

由表 1 中的行业标准可见, 用电量数据在电力线信道传输时占 4 个字节的数据长度, 且电量数据精度保留到小数点后两位; 瞬时功率数据在电力线信道传输时占用 3 个字节的长度, 且功率数据精度保留到小数点后 4 位。因此在本文的仿真过程中,

按照行业标准所规定的位数和精度，将每个用电量数据和瞬时功率数据分别量化、编码映射为 32 bit 和 24 bit 的二进制数据，以此作为原始的待传输数据。同时，编码映射方式采用目前在宽带电力线通信中使用最广泛的 16QAM 映射方式，子载波数量设置为 2^9 ，循环前缀设置为 OFDM 字符长度的 1/4，移除模型中的信道估计模块，后续将用本文所述算法替代该模块功能。

表 1 电力行业标准对通信数据长度的规定

Table 1 Regulation of the power industry standard on the length of communication data

数据格式	数据长度/byte	单位	功能		数据项名称
			读	写	
XXXXXX.XX	4	kWh	*		正向有功总电能
XX.XXXX	3	kW	*		瞬时总有功率

1.2 电力线信道简介

电力线架设的初衷是为了传输电能，将其用作信号传输虽然具有方便经济的先天优势，但也同时存在着严重的多径衰落以及复杂电力线噪声等弊端^[15]。因此，为了使构建的模型能完整反映电力线信道各方面的特性，则需要分别对电力线信道的衰落特性和噪声特性进行建模。

经过无数学者的研究和证明，结合电力线信道频率选择特性和衰减特性的传递函数可以用式(1)中所示的多条路径中信号的叠加来表示^[16]。

$$H(f) = \sum_{i=1}^N g_i \exp((- \alpha_0 + \alpha_1 f^k) d_i) \exp(-j2\pi f d_i \frac{\sqrt{\epsilon_r}}{C_0}) \quad (1)$$

式中： N 表示信道多径数； g_i 表示与电力线拓扑结构相关的权衡因子； d_i 表示实际电力线信道的长度； ϵ_r 是实际电力线的媒介常数； C_0 表示光速； α_0 、 α_1 和 k 均为衰减系数。

而电力线信道噪声并不是传统的加性高斯白噪声干扰，而是及其复杂的各种噪声杂合在一起产生的复杂噪声。经过该领域学者长期的研究表明，无论多么复杂的电力线信道噪声，均可以分成有色背景噪声、窄带噪声、同步于工频的周期脉冲噪声、异步于工频的周期脉冲噪声以及随机脉冲噪声五种噪声的叠加^[17-18]。要构架电力线信道噪声模型，则只需要对五种噪声模型分别建模叠加即可。

对于电力线信道建模部分，本文所建模型参数选取文献[19]中对某大楼内相距 500 m 的插座之间的四径信道的参数辨识结果，辨识参数如表 2 所示。

将上述参数代入电力线信道模型并测试其幅频

响应曲线，仿真所得的四径信道模型的衰减曲线如图 3 所示。

表 2 四径电力线信道参数

Table 2 Parameters of the 4-path power line channel

衰减参数	k	α_0	α_1
	1	1	0.038
路径参数	i	g_i	d_i / m
	1	0.51	180
	2	0.23	199
	3	-0.13	227
4	0.08	248	

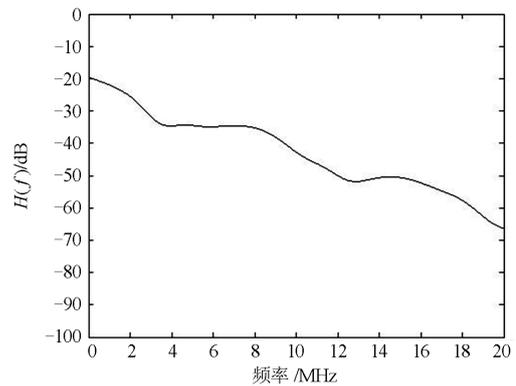


图 3 四径信道的仿真衰减曲线

Fig. 3 Simulation attenuation curve of 4-path channels

图 3 中的信道衰减曲线与文献[19]中的实测电力线信道衰减曲线吻合的很好，从而也证明了本文所构建的电力线信道模型能够很好地反映实际电力线信道特性，在此基础上进行仿真实验也具有很好的实际意义。

将所构建的 OFDM 通信系统模型和电力线信道模型结合即可构建出完整的宽带电力线通信系统模型。在该模型的基础上，以图 2 中的实际电表数据作为原始的待传输数据进行仿真实验，在信噪比为 20 dB 时，所得到的接收信号星座图如图 4 所示。

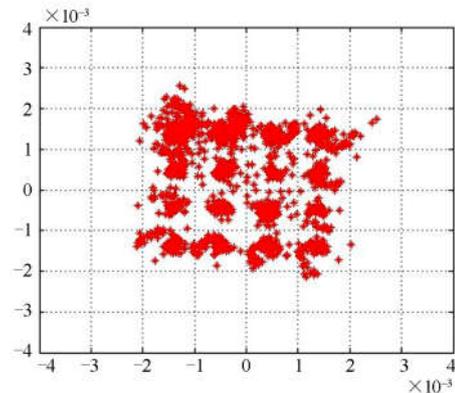


图 4 接收信号星座图

Fig. 4 Constellation of the received signal

由图 4 可见, 由于电力线信道的多径衰落效应和信道噪声的影响, 信号经过 500 m 的四径信道后发生了严重的衰减和弥散现象。在未加入信道估计模块时, 直接对其进行信号解码将会产生大量的误码, 因此需要引入新的算法提高电力线通信的通信质量。

2 Elman 神经网络

人工神经网络算法是一种模拟人脑神经系统结构和功能的数学模型, 其可以依靠系统的复杂程度, 有目的地调节网络内部节点之间的连接关系, 最终达到解决实际问题的目的。近年来人工神经网络在信号处理、模式识别、机器人控制和卫生保健等很多领域都获得了广泛的应用。

Elman 神经网络是一种典型的局部反馈神经网络, 其一般具有四层结构, 如图 5 所示。与传统的 BP 神经网络相比, 其具有特殊的承接层结构用来记忆隐含层前一时刻的输出值, 从而其具有很好的动态特征功能, 并且具有较强的适应时变的能力^[20]。

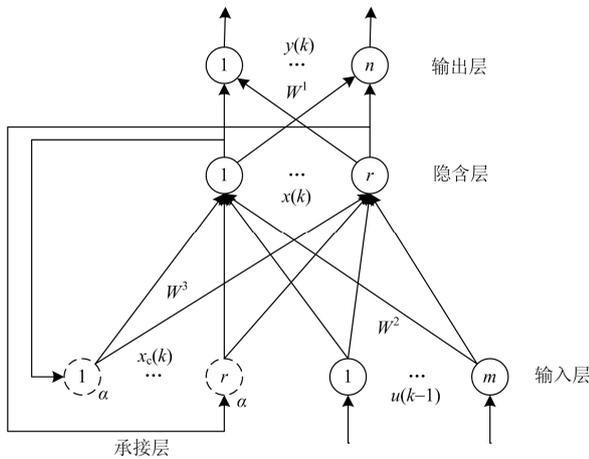


图 5 Elman 神经网络结构图

Fig. 5 Structure diagram of Elman neural network

在前文的宽带电力线信道建模过程中, 移除信道估计模块后, 在各种信噪比环境下, 接收信号的误码率均在 70% 以上。并且由图 4 可以看出, 宽带电力线通信系统产生误码的直接原因是由于信道的多径衰落和噪声的影响, 从而使得信号发生弥散和变形而游离出原始的映射区域从而在接收端产生误判。因此, 可以在模型解映射模块引入神经网络算法对接收信号进行处理, 通过神经网络的自学习和信息综合能力对信号进行分类优化处理, 从而提高解映射模块的判决精度。本文分别对 BP 神经网络和 Elman 神经网络在电力线通信系统中的应用进行了仿真测试, 在信噪比为 20 dB 的环境下, 仿真结

果如图 6—图 9 所示, 其中接收信号的相对误差 δ 按照式(2)计算。

$$\delta = \frac{y_l - y_r}{y_l} \times 100\% \quad (2)$$

式中: δ 表示相对误差; y_l 表示信号真值; y_r 表示接收端接收到的信号。

由图 6—图 9 可见, 引入 BP 神经网络和 Elman 神经网络后均可一定程度提高电力线通信系统的通信质量。并且通过多次试验结果可知, 在相同的实验环境下, Elman 神经网络的误码率和相对误差均略低于 BP 神经网络, 且稳定性更好。当信噪比升高时, 二者均能大幅度提高电力线通信系统的通信质量, 但在低信噪比环境下, 直接引入 BP 神经网络和 Elman 神经网络并不能使通信质量得到明显提升。在信噪比为 20 dB 时, 引入 BP 和 Elman 神经

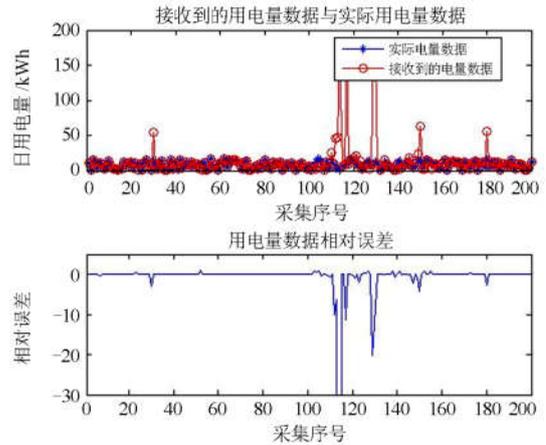


图 6 引入 BP 神经网络后的用电量数据对比

Fig. 6 Comparison of electricity consumption data after introducing BP neural network

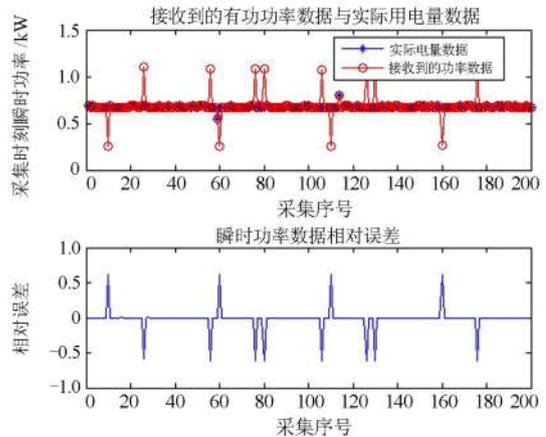


图 7 引入 BP 神经网络后的瞬时功率数据对比

Fig. 7 Comparison of instantaneous power data after introducing BP neural network

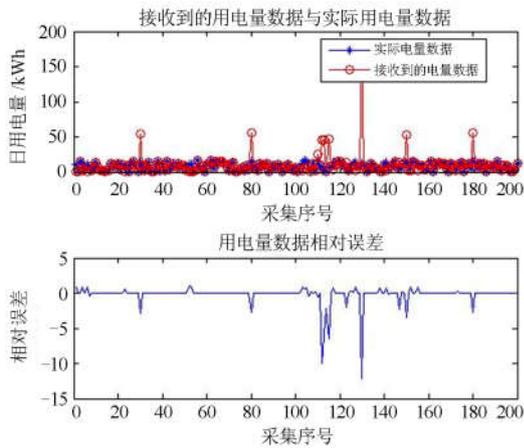


图 8 引入 Elman 神经网络后的用电量数据对比
Fig. 8 Comparison of electricity consumption data after introducing Elman neural network

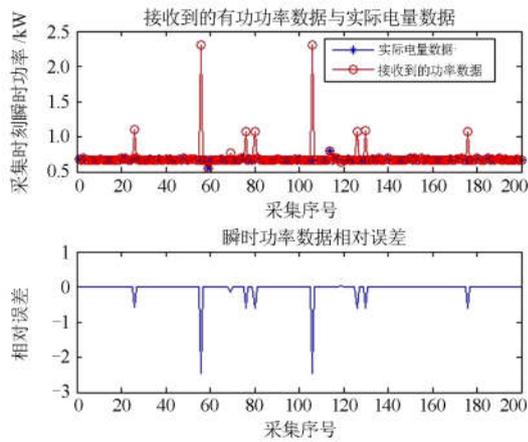


图 9 引入 Elman 神经网络后的瞬时功率数据对比
Fig. 9 Comparison of instantaneous power data after introducing Elman neural network

网络的误码率分别为 19.8%和 14.6%，但当信噪比降低到 10 dB 时，其误码率迅速上升到了 38.2%和 32.6%。因此，为了提高低信噪比环境下的通信质量，还需要引入算法进行改进和优化处理。

3 改进 VPGA 优化的 Elman 神经网络

3.1 变种群规模遗传算法

权值和阈值的选择很大程度上影响着神经网络的精度。传统的 Elman 神经网络均是采用基于梯度下降的 BP 算法进行权值和阈值优化，这种方法虽然简便易行，但却存在很多缺点。比如初始权值和阈值的随机性会使得网络的输出误差增大，降低了网络的识别和分类精度，同时也降低了网络的稳定性，并且在这种算法下，网络极易陷入局部极值。因此，为了增强算法的全局搜索能力，本文利用变

种群规模的遗传算法，对网络的初始权值和阈值进行优化。与传统遗传算法相比，VPGA 通过设定个体的死亡概率增大选择、交叉的种群规模，再根据适应度来缩减种群规模，从而保持搜索的连续性和个体的多样性，避免网络陷入局部极值。VPGA 优化 Elman 神经网络的算法流程图如图 10 所示。

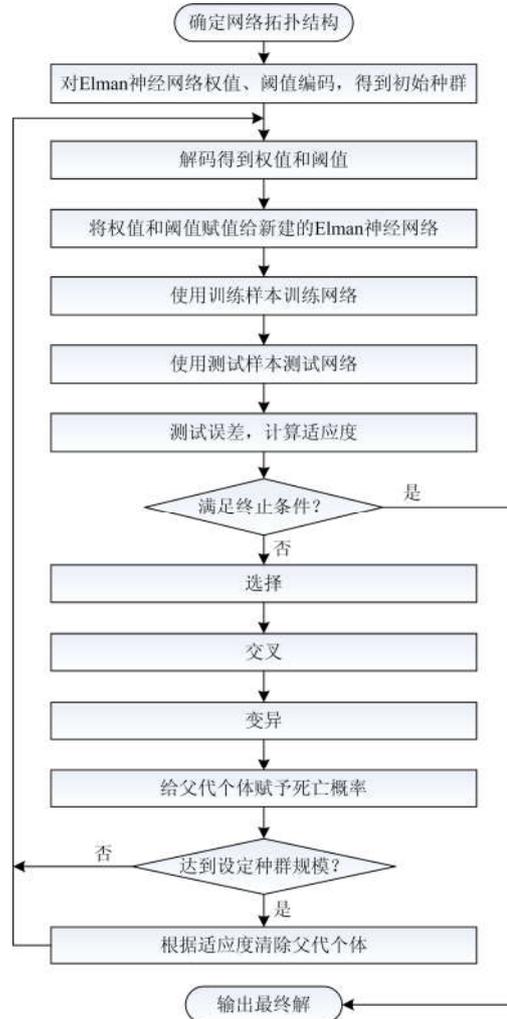


图 10 VPGA 优化 Elman 神经网络流程图
Fig. 10 Flow chart of Elman neural network optimized by VPGA

在本文的建模过程中，设置种群的最大繁衍代数为 4 代，对其分别设定死亡概率为 0、0.25、0.5、0.75 和 1，即当种群中某个个体繁衍到第 5 代时，由于死亡概率的限制，该个体必定会死亡而不进入繁衍池。这样的机制必定会使得种群规模不断变大，因此，当种群规模增大达到设定的种群规模时，则在繁衍池中按照适应度的大小值重新选择个体作为初始种群，然后再解码完成后续流程，直至满足终止条件(繁衍代数达到设定代数或者适应度函数值

高于设定值), 输出最终解即可作为 Elman 网络的初始权值和阈值, 经过 VPGA 优化后的 Elman 神经网络可以保持很好的网络性能。

在本文的建模过程中, VPGA 算法的适应度函数如式(3)所示。

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^N (y_i(i) - y_r(i))^2 + \delta_m \right)^{-1} \quad (3)$$

式中: N 表示测试样本的信号个数; y_i 表示信号真值; y_r 表示接收信号的值; δ_m 是一个人为设定的正的常量, 其作用是为了避免当信噪比较低时出现分母为 0 的情况。

3.2 “越界误码”的清除

在本文第二部分的建模仿真的过程中, 引入 BP 神经网络和 Elman 神经网络算法以后, 虽然宽带电力线通信系统的误码率得以相应降低, 但通过图 6—图 9 的仿真结果可以看出, 部分误码的相对误差特别大, 有的接收信号值甚至达到了原始信号值的 10 倍以上, 这种误码会导致集中器的接收数据远大于实际电表的采集数据, 本文将这一类误码称为“越界误码”。“越界误码”的产生原因主要是由于数据在电表和集中器之间传输时, 为了保证电表对各种用电环境下的普适性, 在数据编码映射的过程中保留了一部分置空位数(如表 1 所示), 而这部分编码在数据传输的过程中也会产生误码。对于本文所建仿真模型而言, 所选小区为普通居民区, 其实际电表用电数据较小, 当置空位数出现误码则会产生较大的相对误差。因此, 为了减少“越界误码”的个数, 本文在 VPGA 优化的 Elman 神经网络的基础上增加了浮动阈值判别的方法, 其具体步骤如下所述。

(1) 将 VPGA 优化的 Elman 神经网络输出数据进行 16QAM 解映射为二进制比特流, 其中电量数据每个数据对应 32 bit, 每个瞬时功率数据对应 24 bit。

(2) 设置浮动阈值 K_r , 浮动阈值与数据变化范围直接相关, 浮动阈值设置的越小, 对数据的变化越敏感, 同时对“越界误码”的识别更精确, 但如果浮动阈值设置的过小, 也会由于对正常的波动过于敏感带来新的误码, 因此需要根据实际情况灵活选择。在本文的建模过程中, 浮动阈值 K_r 按照式(4)确定。

$$K_r = y_{l(\max)} + y_{l(\min)} - \frac{2}{M} \sum_{i=1}^M y_i(i) + \gamma_m \quad (4)$$

式中: y_i 表示 Elman 神经网络训练样本对应的的信号真值; M 表示训练样本中的数据个数; γ_m 为设定的阈值, 在实际中可以根据系统需要灵活调节。在本文的建模过程中, 根据式(4)用电量和瞬时功率的浮

动阈值分别设置为 8.5 kWh 和 0.2 kW。

(3) 由浮动阈值结合训练样本中的数据即可根据式(5)确定实际用电环境下所传输信号的置空位数, 并将确定的置空位清零即可清除“越界误码”。

$$N(y_r) = N(x) - N\left(K_r + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_i(i)\right) \quad (5)$$

式中: N 表示取二进制数据的位数; $N(y_r)$ 表示由计算所得的实际环境电表数据的置空位数; $N(x)$ 表示《中华人民共和国电力行业标准(DL/T 645-2007)》中规定的电表与集中器间通信的二进制数据长度, 对于本文仿真, 电量数据和功率数据分别为 32 位和 24 位。

由于在上述步骤中确定浮动阈值的过程是由有限的训练样本确定的, 因此对“越界误码”的清除效果受实际样本的影响较大。实际情况下可以根据具体的实验条件通过增大训练样本的数量达到更好的清除效果。

3.3 引入改进 VPGA 优化 Elman 神经网络后的仿真结果

在前文所述的基础上, 在 OFDM 通信系统的解映射模块引入改进 VPGA 优化 Elman 神经网络, 通过 VPGA 的优化作用使 Elman 神经网络获得更好的网络性能, 通过设置浮动阈值减少系统中“越界误码”的个数。在信噪比为 20 dB 的环境下进行仿真实验, 实验结果如图 11—图 13 所示。

由图 11 和图 12 可以看出, 通过浮动阈值法对“越界误码”的清除, 接收信号的相对误差得以大大减小。并且由图 13 可以看出, 引入改进 VPGA 优化的 Elman 神经网络后, 很大程度上弥补了传统神经网络算法在低信噪比环境下性能不佳的缺陷, 在信噪比大于 5 dB 的环境下, 可将误码率降低到 10% 以下, 当信噪比大于 15 dB 时, 可将误码率降

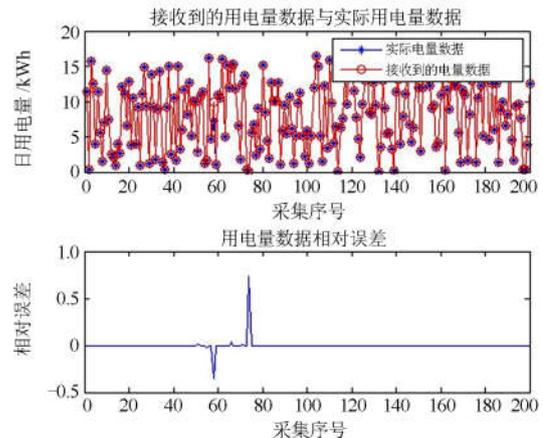


图 11 用电量数据的仿真结果

Fig. 11 Simulation results of electricity consumption data

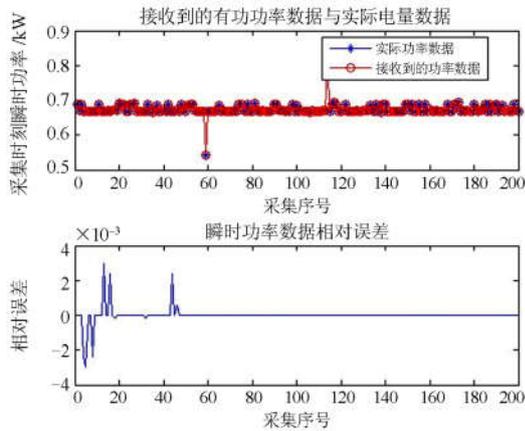


图 12 瞬时功率数据的仿真结果

Fig. 12 Simulation results of instantaneous power data

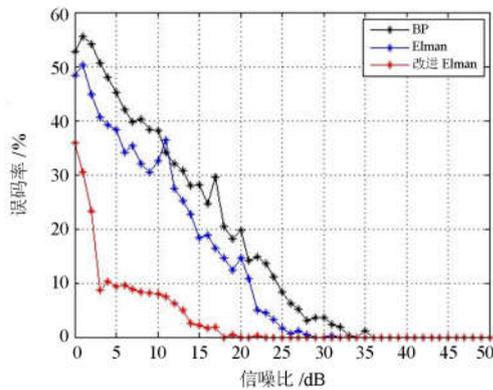


图 13 不同信噪比下的实验结果对比图

Fig. 13 Comparison diagram of experimental results under different signal to noise ratio

低到 3%以下。仿真结果表明，除去信号被噪声淹没等极少数极端情况，本算法均可以显著提高通信质量，降低误码率。

4 结论

本文基于宽带电力线通信的基本原理，搭建了宽带电力线通信系统模型，以广东云浮某小区的实际采集数据作为原始数据进行仿真实验，并且引入了 BP 神经网络和 Elman 神经网络进行性能对比。针对神经网络算法普遍存在的抗噪声性能差的特点，本文针对性地引入了 VPGA 优化 Elman 神经网络的初始权值和阈值以保证其良好的判决性能。同时本文通过设置浮动阈值的方法减少信号传输过程中“越界误码”的个数，从而大大降低了系统接收端的相对误差。实验结果表明，引入了改进 VPGA 优化的 Elman 神经网络算法以后，宽带电力线通信系统的通信质量得到了大幅度提升。并且与传统的

信道估计算法相比，本算法不占用宝贵的频谱资源且易于实现，在提高通信可靠性的同时也保留了通信的有效性，对宽带电力线通信的发展具有很好的借鉴意义。

参考文献

[1] 王毅, 邓子乔, 温慧安, 等. 基于多节点的低压宽带电力线信道建模方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 18-25.
WANG Yi, DENG Ziqiao, WEN Huian, et al. Study on multi-node broadband power line channel modeling[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 18-25.

[2] 田洪迅, 王宏刚, 万涛, 等. 基于 BP 神经网络的配电网可靠性关联因素灵敏度计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(19): 71-77.
TIAN Hongxun, WANG Honggang, WAN Tao, et al. A methodology of computing sensitivity of distribution system reliability with respect to driving factors based on a BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(19): 71-77.

[3] 孙云莲, 罗卫华, 李洪. 基于 EMD 的 ICA 方法在电力载波通信信号提取中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(16): 109-113.
SUN Yunlian, LUO Weihua, LI Hong. Extract signals of power line communication by a novel method based on EMD and ICA[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(16): 109-113.

[4] 翟明岳, 苏岭东. 基于 EMD-TFPF 算法的电力线通信噪声消除技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 51-56.
ZHAI Mingyue, SU Lingdong. A noise mitigation method based on EMD-TFPF in powerline communication system[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 51-56.

[5] 苏岭东, 翟明岳, 何欣. 基于时频峰值滤波的电力线通信噪声消除方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(1): 15-20.
SU Lingdong, ZHAI Mingyue, HE Xin. A new noise mitigation method based on time frequency peak filtering in powerline communication system[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(1): 15-20.

[6] LE Jian, WANG Cao, ZHOU Wu, et al. A novel PLC channel modeling method and channel characteristic analysis of a smart distribution grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 146-158. DOI: 10.1186/s41601-017-0044-2.

- [7] 刘晓胜, 崔莹, 徐殿国. 低压电力线通信组网性能优化方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(12): 16-21, 42.
LIU Xiaosheng, CUI Ying, XU Dianguo. Performance optimization for low voltage power line communication[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(12): 16-21, 42.
- [8] TLICH M, ZEDDAM A, MOULIN F, et al. Indoor power-line communications channel characterization up to 100 MHz-part II: time-frequency analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(3): 1402-1409.
- [9] 索超男, 张慧, 赵雄文. 小波基在低压电力线信道有色背景噪声建模中的应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(4): 121-125.
SUO Chaonan, ZHANG Hui, ZHAO Xiongwen. Research on the application of wavelet basis functions on modeling of colored background noise for low-voltage power line channels[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(4): 121-125.
- [10] LIU Yue, YANG Chuanchuan, LI Hongbin. Pseudo pilot-aided OFDM system with high spectral efficiency for high performance coaxial transmission[J]. Science China (Information Sciences), 2017, 60(6): 191-199.
- [11] 肖沈阳, 金志刚, 苏毅珊, 等. 一种优化的 gOMP 稀疏 OFDM 信道估计方法[J]. 工程科学与技术, 2017, 49(5): 149-155.
XIAO Shenyang, JIN Zhigang, SU Yishan, et al. An Optimized gOMP algorithm for sparse OFDM channel estimation[J]. Engineering Science and Technology, 2017, 49(5): 149-155.
- [12] 唐英杰, 董月军, 任宏亮, 等. 基于时频域卡尔曼滤波的 CO-OFDM 系统相位噪声补偿算法[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 47-58.
TANG Yingjie, DONG Yuejun, REN Hongliang, et al. Phase noise compensation algorithm based on Kalman filtering in time and frequency domains for CO-OFDM system[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 47-58.
- [13] 薛艳明, 彭云柯, 高飞. 基于压缩感知的 OFDM 稀疏信道估计导频优化算法[J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(5): 511-514.
XUE Yanming, PENG Yunke, GAO Fei. Optimized pilot placement for compressive sensing based on sparse channel estimation in OFDM systems[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2017, 37(5): 511-514.
- [14] 刘晓胜, 刘佳生, 孙贺, 等. 用于电力线通信系统的 OFDM 定时同步算法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(1): 179-183.
LIU Xiaosheng, LIU Jiasheng, SUN He, et al. OFDM timing synchronization algorithm for power line communication system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 179-183.
- [15] 李松浓, 胡晓锐, 郑可, 等. 低压电力线载波通信信道衰减特性测量与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 99-106.
LI Songnong, HU Xiaorui, ZHENG Ke, et al. Measure and research on attenuation characteristics of voltage power line communication channel[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 99-106.
- [16] 曹旺斌, 尹成群, 谢志远, 等. 多输入多输出宽带电力线载波通信信道模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(4): 1136-1142.
CAO Wangbin, YIN Chengqun, XIE Zhiyuan, et al. Research on broadband MIMO power line communications model[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(4): 1136-1142.
- [17] TONELLO A M, VERSOLATTO F, BEJAR B, et al. A fitting algorithm for random modelling the PLC channel[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(3): 1477-1484.
- [18] TONELLO A M, VERSOLATTO F, PITTOLO A. In-home power line communication channel: statistical characterization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(6): 2096-2106.
- [19] 张旭辉, 张礼勇, 梁宵. 基于改进粒子群优化算法的电力线通信多径传输模型参数辨识[J]. 电网技术, 2009, 33(1): 75-79.
ZHANG Xuhui, ZHANG Liyong, LIANG Xiao. Parameter identification of multi-path transmission model for power line communication based on improved particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2009, 33(1): 75-79.
- [20] 王一珺, 贾嵘. 基于 Elman 和实测风速功率数据的短期风功率预测[J]. 高压电器, 2017, 53(9): 125-129.
WANG Yijun, JIA Rong. Short-term wind power forecasting based on Elman neural network and measured wind speed power data[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(9): 125-129.

收稿日期: 2018-04-11; 修回日期: 2018-05-30

作者简介:

谢文旺(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力信息技术、电力线通信技术; E-mail: xiewenwang_sz@163.com

孙云莲(1962—), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力信息技术、智能电网。E-mail: ylsun@whu.edu.cn

(编辑 姜新丽)