

非线性输出器反馈式神经网络 UPS 曲线预测

韩潇影¹, 林婧婧², 王雅萍¹, 许霞¹, 刘峰民¹

(1. 甘肃省气象信息与技术装备保障中心, 甘肃 兰州 730020;

2. 兰州区域气候中心, 甘肃 兰州 730020)

摘要:针对神经网络计算中中间层规模过大问题以及简单线性输出方式不能有效利用权值输出的高维信息的缺点,采用非线性输出装置代替传统反馈式神经网络计算时简单的线性输出单元,将其应用于反馈式神经网络模型。通过实验证明,使用了非线性输出器后,改进后的反馈式神经网络的性能要优于传统的人工神经网络。不间断电源电池在经过长时间放置或者长期使用之后,都会出现不同程度的电荷衰减现象。采用基于非线性输出器的反馈式神经网络来表达这一非线性系统,利用这种模型来有效掌握电池的工作状态,为电力检修提供了较大帮助。实验结果表明,在相同中间层规模下,相比于传统中间层计算模型,改进后的反馈式神经网络预测成功率提高了2%以上。

关键词:反馈式神经网络;非线性输出器;不间断电源曲线预测

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)0170-04

UPS Curve Prediction of Nonlinear Output Recurrent Neural Networks

HAN Xiao-ying¹, LIN Jing-jing², WANG Ya-ping¹, XU Xia¹, LIU Feng-min¹

(1. Gansu Meteorological Information and Technical Equipment Support Center, Lanzhou 730020, China;

2. Lanzhou Regional Climate Center, Lanzhou 730020, China)

Abstract: To solve the problem that the middle layer is too large in the calculation of neural network and the disadvantage of simple linear output method which cannot effectively use the weight value to output high-dimensional information, the nonlinear output device replaces simple linear output unit for traditional recurrent neural network computing, applied to recurrent neural network model. Through a series of experiments, after using the nonlinear output, the performance of the improved recurrent neural network is better than that of the traditional artificial neural network. The charge attenuation of the uninterruptible power supply battery will occur in different degree after long time placement or long time use. A recurrent neural network based on nonlinear output device is used to express the nonlinear system. Using this model to effectively master the working state of the battery, it has provided a great help for the electricity maintenance work. Experiment shows that in the same middle layer scale, compared with the traditional middle layer calculation model, the success rate of the improved recurrent neural network prediction increased by more than 2%.

Key words: recurrent neural network; nonlinear output; uninterruptible power supply curve prediction

0 引言

正反馈式神经网络是近二十年来发展起来的一种新型神经网络,其与前馈式神经网络的本质区别在于带有反馈线路这个特殊结构。这种利用反馈线路进行稀疏连接的复杂权值计算结构使得该网络在时间序列信号处理时性能出众^[1-3]。正因如此,这一类网络的输出权值训练常用非线性输出器进行计算,从而克服了传统前馈神经网络输出器计算复杂和容易陷入最小化循环的问题^[4],目前在数据分类^[5]、时间序列预测^[6]、非线性函数拟合^[7]等方面有广泛的应用。

不间断电源(UPS)所使用的铅酸电池以其良好的

性能和循环寿命被广泛运用于工业及日常生活中。UPS 电池在经过长时间放置或者长期使用之后,都会出现不同程度的电荷衰减现象。目前有利用可靠性寿命周期费用方法对 UPS 不同结构的系统进行分析计算,也有学者提出了一些关于 UPS 系统可靠性的冗余设计方案,文献[8]提出了时时在线 UPS 电源监控系统,设计了系统的硬件功能模块,并且给出了具体电路原理图。

文中使用了基于非线性输出器反馈式神经网络的不间断电源曲线预测算法,并与普通中间层计算模型进行了对比实验。实验结果表明,使用非线性输出器

收稿日期:2020-12-30

基金项目:国家创新训练计划(202010626034)

作者简介:韩潇影(1982-),女,硕士研究生,副高级工程师,研究方向为计算机技术与应用。

的反馈式神经网络预测不间断电源曲线的效果明显,预测结果对于合理利用不间断电源的蓄电池具有一定的参考价值。

1 反馈式神经网络非线性输出器

传统的反馈式神经网络输出层仅仅利用简单的线性组合读取中间层输出的信息,导致其不能充分利用中间层中非线性动态神经元映射产生的高阶统计量信

息^[9-10]。为克服这一缺点,文中提出利用前馈网络传递函数代替传统反馈式神经网络中简单的线性读出方式,从而形成了基于非线性输出器反馈式神经网络算法^[11-12]。

1.1 传统反馈式神经网络

反馈式神经网络属于多层神经网络,由输入层、中间层以及输出层构成^[13-15],反馈式神经网络结构如图 1 所示。

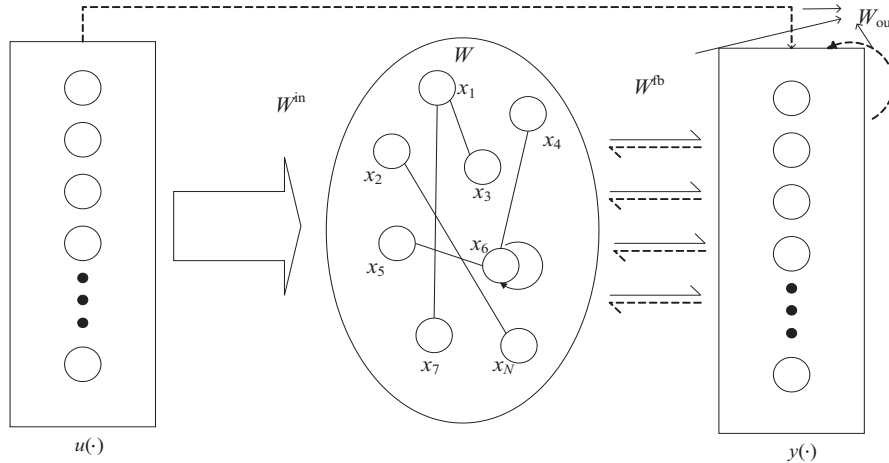


图 1 传统反馈式神经网络结构

反馈式神经网络的输入点有 K 维,输出 L 维和 N 维中间层连接点,用 $u = u(t)$ 表示数据的输入, $x = x(t)$ 表示中间层的状态,用 $y = y(t)$ 表示数据的输出。则网络的表达方程如式(1)和式(2)所示。

$$x = f(W^in u + Wx + W^out y) \tag{1}$$

$$y = f_{out}(W^{out}[x; u]) \tag{2}$$

其中, $W^{in} \in i^{N \times K}$ 、 $W \in i^{N \times N}$ 和 $W^{out} \in i^{N \times L}$ 分别表示输入层与中间层连接点,中间层内部神经元间以及输出与中间层连接点间的连接权值矩阵; $W^{out} \in i^{L \times (K+L+N)}$ 为输出层的连接权值矩阵。 f 为中间层神经元激活函数, f_{out} 是输出器解析函数, $[;]$ 表示矢量方向值。

1.2 非线性输出器

Parzen 窗输出器是一种利用概率解析来进行读取的非线性输出器。计算 Parzen 窗非线性输出器的概率密度函数的公式如下:

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \delta^p} \frac{1}{m} \sum \exp\left[-\frac{(X - X_{ai})^T (X - X_{ai})}{2\delta^2}\right] \tag{3}$$

式(3)中, X_{ai} 为输入数据 θ_A 的第 i 组训练值, m 为用于测试输出器性能数据 θ_A 的数据量, δ 为读出器参数。

参数 δ 被定义为径向基函数的拓展速度。它衡量了非线性输出器的计算能力。在 Parzen 窗输出器中, SPREAD 值对输出器的功效起到了重要的调节作用。在反馈式神经网络使用非线性输出器时,合理的参数

δ 值会带来更好的输出器性能。

1.3 基于非线性输出器的反馈式神经网络

使用非线性输出器代替传统反馈式神经网络中的线性输出器,所得到的基于非线性输出器的反馈式神经网络结构如图 2 所示。

从图 2 中可以看出,改进后的输出权值 W^{out} 不再是简单的线性输出器,而是经过了 Parzen 窗非线性输出器计算权值。反馈式神经网络中的输出值被反馈到 Parzen 窗输出器的输入,而输出的传递函数由传统的线性读出改进成为非线性输出器。

2 改进型网络的基准实验

为验证改进型网络性能,使用黑子数预测的时间序列预测问题基准实验。基准实验使用了美国国家地球物理数据中心的黑子数量的实时监测数据。基准实验使用了监测数据中的 2 000 组平滑数据,其中 1 500 组数据用来训练网络,其他 500 组数据用来测试网络性能。

实验中,中间层谱半径 $|\lambda|_{max}$ 分别取 0.1~0.9, N 分别取 50~300。循环系数 SD 取 0.1, Parzen 窗输出器的 SPREAD 值取 1.5。图 3 是传统反馈式神经网络和基于非线性输出器的反馈式神经网络在不同的谱半径和中间层规模时的预测性能对比。NRMSE 为预测性能指标, ESN 表示反馈式神经网络, NR_ESN 表示非线性输出器的反馈式神经网络。

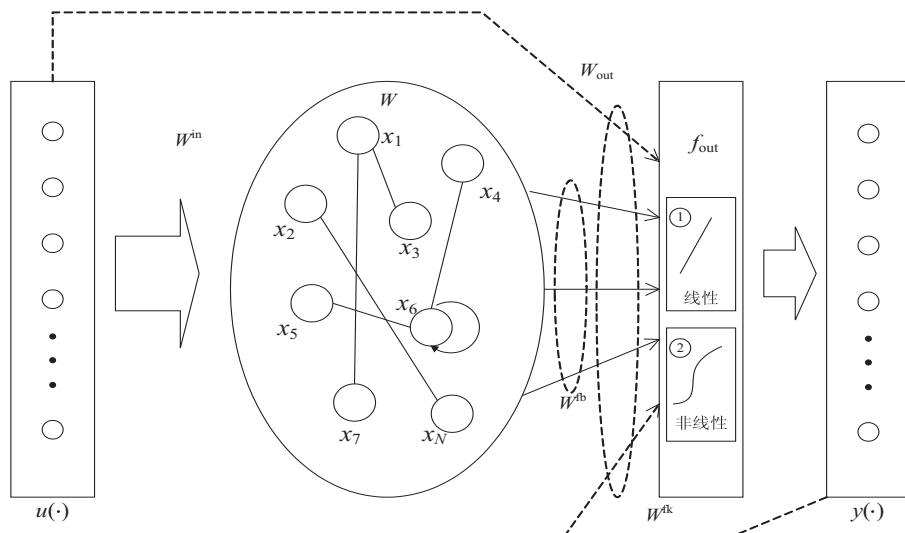
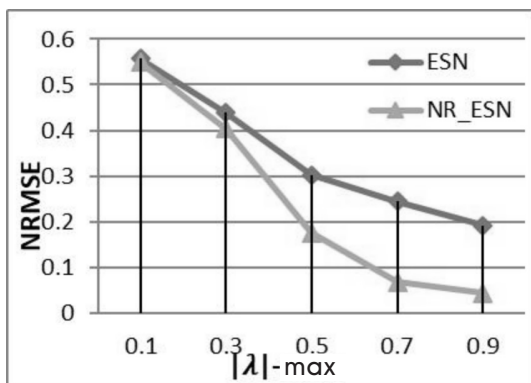
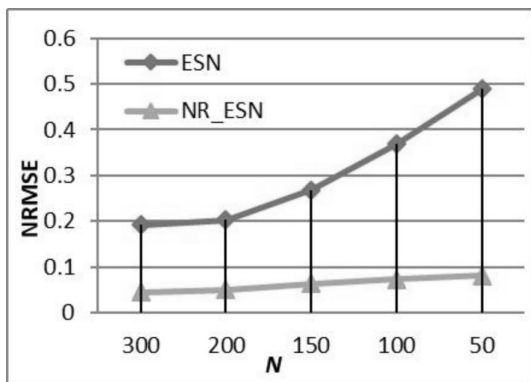


图 2 基于非线性输出器的反馈式神经网络



(a) 谱半径取值不同时的 NRMSE 值



(b) 中间层规模取值不同时的 NRMSE 值

图 3 基准实验预测情况对比

其中,图 3(a)的中间层规模 N 都取 150,图 3(b)的谱半径 $|\lambda|_{\max}$ 都取 0.9。由图 3(b)可以得出,在时间序列预测问题上,当不断减小中间层规模时,改进后的反馈式神经网络能保持更好的性能指标^[16-17]。

3 非线性输出器反馈式神经网络的不间断电源曲线预测

不间断电源(UPS)所使用的铅酸电池以其良好的性能和循环寿命被广泛运用于工业及日常生活中。供电标准要求 UPS 要以恒定电流强度供电,然而在在日常

使用中,UPS 电压随着使用时间而出现曲线性下降,当达到最低保护电压后将停止供电。而电池在经过长时间放置或者长期使用之后,都会出现不同程度的电荷衰减现象。

不间断电源供电曲线模型是一个数据量大,较为复杂的非线性系统,采用常规的方法很难进行数学建模,所以文中使用了非线性输出器的反馈式神经网络来进行不间断电源曲线的预测计算。这种方法是将一个不可知的函数进行训练,利用已知的数据训练神经网络,之后再行数学建模的工作。

3.1 实验设计

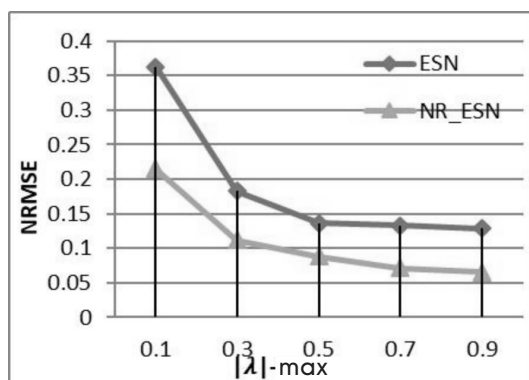
文中采用了国产某一型号 UPS 采集的电源电压值与电流值随时间变化的数据进行实验。使用了非线性输出器的反馈式神经网络,通过归一化等预处理后,得到电压与电流数据的维度,设置输入维度为 2 维,输出维度为 1 维,输出 UPS 使用至最低电压值的剩余时间的预测值。中间层谱半径 $|\lambda|_{\max}$ 分别取 0.1~0.9,中间层 N 分别取 50~300,Parzen 窗输出器的参数值取 1.5。对比传统反馈式神经网络和非线性输出器的反馈式神经网络,以相同的参数进行对比实验,SD 取 0.1。从 UPS 的串口实时采集了 1 440 组数据,随机采用其中的 1 000 组用于训练,其余 440 组用于测试。

3.2 实验结果

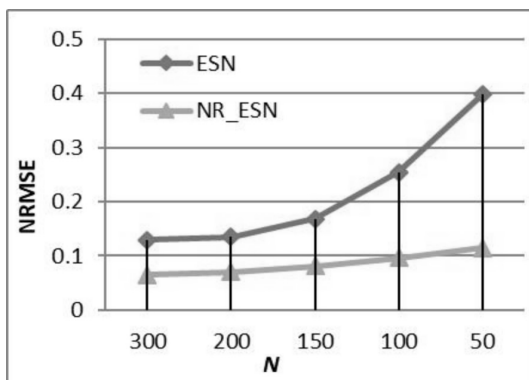
测试实验中改变了神经网络中间层规模和谱半径,传统反馈式神经网络和非线性输出器的反馈式神经网络 UPS 供电曲线预测的性能如图 4 所示。

其中,图 4(a)的中间层规模 N 都取 150,图 4(b)的谱半径 $|\lambda|_{\max}$ 都取 0.9。从图 4 中可得到,非线性输出器的反馈式神经网络 UPS 供电曲线预测上体现出较好的性能。当中间层规模较小时,非线性输出器的反馈式神经网络的预测计算速度和准确性依然保持

在较好的水平。



(a) 谱半径取值不同时的 NRMSE 值



(b) 中间层规模取值不同时的 NRMSE 值

图4 不间断电源曲线预测情况对比

4 结束语

为了进一步挖掘出反馈式神经网络在时间序列预测上的性能,提出一种改进非线性输出器的新型反馈式神经网络模型,用 Parzen 窗输出器替代了传统的线性读出单元。通过太阳黑子数基准实验表明,改进后的网络性能优于传统模型。

鉴于改进后的模型在时间序列预测上的较好性能,针对不间断电源曲线的预测应用问题,设计了非线性输出器反馈式神经网络的不间断电源曲线预测实验,期间进行了较为详尽的对比实验。实验结果表明,使用非线性输出器反馈式神经网络进行不间断电源曲线预测可以有效地评估 UPS 的运行状态,对电力设备的维护维修和电力资源的合理调配具有较好的应用价值。

参考文献:

[1] 彭宇,王建民,彭喜元. 中间层计算概述[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2387-2396.

- [2] 那靖,任雪梅,黄鸿. 基于神经网络补偿的非线性时滞系统时滞正反馈控制(英文)[J]. 自动化学报, 2008(9): 1196-1202.
- [3] 周辉,董正宏,朱仁峰. 基于神经网络的反馈式自适应逆控制系统[J]. 控制工程, 2006(3): 244-246.
- [4] EMBRECHTS M, ALEXANDRE L, LINTON J. Reservoir computing for static pattern recognition[C]//17th European symposium on artificial neural network (ESANN 2009). Amsterdam, Netherlands; [s. n.], 2009: 245-250.
- [5] 刘晓霞. 实时在线 UPS 电源监控系统硬件设计与分析[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24): 262-265.
- [6] 周青山,邹勇,胡健栋. 一类输入元素非线性连接的反馈式神经网络及其联想能力分析[J]. 电子学报, 1996(7): 121-124.
- [7] YANG H, SHI P, ZHAO X, et al. Adaptive output-feedback neural tracking control for of nonstrict-feedback nonlinear systems[J]. Information Sciences, 2016, 334(11): 205-218.
- [8] 姜惠兰,孙雅明. 反馈式 Hopfield 神经网络在输电线路故障诊断中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 1999(1): 3-5.
- [9] 王宁,董刚,杨银堂,等. 一种基于人工神经网络的反馈式神经元数优化方法[J]. 电路与系统学报, 2013, 18(2): 41-47.
- [10] SANNER R M, SLOTINE J J E. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(6): 837-863.
- [11] 刘永梅,杜松怀,盛万兴. 基于 SVM-神经网络融合反馈的触电电流检测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1972-1977.
- [12] 薛峰,刘凯,王东,等. 基于深度神经网络和加权隐反馈的个性化推荐[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(4): 295-302.
- [13] DENG H, KRSTIC M. Output-feedback stochastic nonlinear stabilization[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1999, 44(2): 328-333.
- [14] LIU Y J, LI J, TONG S, et al. Neural network control-based adaptive learning design for nonlinear systems with full-state constraints[J]. IEEE Trans on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 27(7): 1562-1571.
- [15] 李啸骢,陈登义,刘松. 多输入多输出微分代数系统的多目标反馈非线性控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(5): 1465-1474.
- [16] 郭景鸿,王福厚. 某电厂不间断电源母线绝缘低原因分析[J]. 电工技术, 2020(9): 157-158.
- [17] 侯福平. C-RAN 模式下 5G BBU 供电与散热浅析(2)—不间断供电[J]. 通信电源技术, 2020, 37(7): 1-3.