

王飞,符琦,尚坤豪,等.基于混沌神经网络的蓄电池寿命预测[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2021,36(2):81-84.
doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2021.02.012

WANG F, FU Q, SHANG K H, et al. Research of Battery Life Prediction Based on Chaotic Neural Network [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 36(2): 81-84. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2021.02.012

基于混沌神经网络的蓄电池寿命预测

王飞,符琦*,尚坤豪,崔力,巴冰

(湖南科技大学 计算机科学与工程学院,湖南 湘潭 411201)

摘要:利用蓄电池对光伏系统进行供电,不可避免地会出现电压不稳等问题.而目前对蓄电池的管理主要依靠充放电实验和外观观察等技术手段,在蓄电池数量较多时,无法有效兼顾.如何科学有效地预测蓄电池寿命成为需要研究的重大课题.文章基于霍普菲尔德人工神经网络(CHNN)得到一种新的混沌神经网络模型,将它运用到光伏蓄电池的预测系统中,通过混沌神经网络图像与李雅普诺夫图像的对比实验,成功预测了蓄电池的寿命.

关键词:混沌神经网络;李雅普诺夫指数;蓄电池寿命

中图分类号:TP183 文献标志码:A 文章编号:1672-9102(2021)02-0081-04

Research of Battery Life Prediction Based on Chaotic Neural Network

WANG Fei, FU Qi, SHANG Kunhao, CUI Li, BA Bing

(School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: The use of battery power supply to photovoltaic system will inevitably lead to voltage instability and other problems. At present, the management of battery mainly relies on technical means such as charge and discharge experiment and external observation. When there are a large number of batteries, it can not take into account effectively. How to predict the battery life scientifically and effectively had become a major issue to be studied. A new chaotic neural network model was gotten based on Hopfield artificial neural network (CHNN) and it was applied to the prediction system of photovoltaic battery. Through the comparative experiment of chaotic neural network image and Lyapunov image, a new chaotic neural network model was gotten. The life of the battery was predicted successfully. It is found that the chaotic neural network is of great significance for the life prediction of the battery.

Keywords: chaotic neural network; Lyapunov exponent; battery life

太阳能作为一种洁净的可再生能源得到了持续的发展和利用,而光伏发电是利用太阳能的主要方式之一,也受到了越来越多的关注.蓄电池是光伏系统^[1]中最常用的电池类型,尽管蓄电池的能量密度低,仅具有中等效率和较高的维护要求,但与其他类型的电池相比,它们的使用寿命很长且成本较低.蓄电池的独特优势之一是它们大多数是可再充电电池.实际上,即使不考虑对低成本的要求,蓄电池也是最适合光伏系统的电池之一.蓄电池作为光伏系统的重要储能元件,单个蓄电池的损坏会影响整个蓄电池组的运行

效率,甚至会导致整个蓄电池组的瘫痪,所以蓄电池的寿命在太阳能光伏系统中就变得异常重要,如何预测蓄电池的寿命就成了关键问题.本文提出了一种通过混沌神经网络对蓄电池的寿命进行预测的策略.

1 混沌神经网络的蓄电池寿命预测方法

1.1 相关工作

蓄电池寿命是根据外部仪器以及电池的相关数据指标进行综合预测^[2],由于蓄电池本身具有高复杂性和离散型的特性,对其寿命的预测是蓄电池界的一大难题,一直没有得到完美的解决,但是国内外对蓄电池寿命的研究从未停止.传统的控制算法,如支持向量回归方法^[3]和卡尔曼滤波器^[4]等具有算法简单、容易实现的优点.

与传统神经网络^[5]相比,支持向量机具有更好的相对性和鲁棒性,同时,该算法的收敛速度快、非线性逼近能力强.在蓄电池充放电的过程中,蓄电池的 SOC^[6-8]与其端电压、电流、温度和内阻等多个状态变量具有直接和间接的关系.以放电过程为例,当环境温度维持在常温时,随着放电时间的增加,蓄电池的当前蓄电池容量和端电压逐渐降低,内阻会逐渐增大.因此,以蓄电池的端电压和内阻作为基于 SVM 建立回归预测模型的输入样本,以蓄电池的 SOC 作为建立回归预测模型的输出样本.通过基于数据样本的学习训练,建立蓄电池组 SOC 基于端电压和内阻的非线性回归预测模型,采用三层 BP 神经网络训练建立回归预测模型,模型结构如图 1 所示.

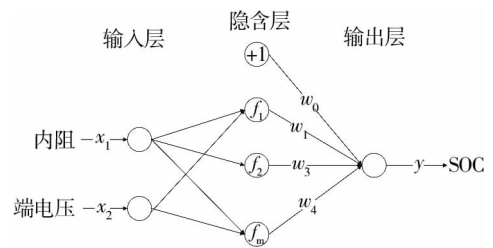


图1 面向蓄电池的支持向量机模型

分别将蓄电池的端电压和内阻数据作为输入层,隐含层将数值量转为模糊量,通过模糊控制规则实现模糊推理,输出层将模糊量转为 SOC,滤波和归一化后作为训练样本,基于 MATLAB 神经网络工具箱建立 BP 神经网络模型,最后通过电流积分法计算得到 SOC,从而判定蓄电池的寿命状态.但支持向量机法同样存在对缺失数据敏感、无法大规模训练、对模型要求高等缺点.

卡尔曼滤波算法基于最小均方差原理,是一种递推式线性最小方差估计.卡尔曼滤波算法实现了最优化自回归数据的处理过程,利用上一时刻的数值对此时的数值进行估算,将电池看作一个动力系统, SOC 是一个系统的内部状态,利用递推算法可以计算出大约的数值.该算法有 2 个优点:第一是利用递推算法进行预测,所以成功地减少了存储空间和计算量;第二是该算法可以有效地抑制噪声的影响,所以适合蓄电池这种复杂的内部环境.同时该算法也有 2 个缺点:其一是计算的准确度与选取的系统模型有关,一旦模型选择错误,该算法将不能发挥作用;其二是当数据输入数值波动较大时,该预估算法存在一定的滞后性.

安时积分法又称库伦计数法,是一种经典的估算方法,同时也是目前电池管理系统中使用最广泛的一种方法.它将蓄电池看作一个整体,不研究蓄电池内部的化学反应与数据,主要着力于检测进出电池的电量.通过采用积分实时记录电池电流进出的数值,对电池的电量进行长时间的记录,再通过公式计算出 SOC 值进而对蓄电池的状态进行分析.若充放电的初始电量为 L ,则实时状态的 SOC 由式(1)求得.

$$\text{SOC} = L - \frac{1}{C} \int_0^t \eta I dt. \quad (1)$$

式中: C 为电池的额定电容; η 为充电效率; I 为电池的工作电流.

安时积分法的优点是避开了蓄电池复杂的内部反应过程,实现起来简单便利,受到外界因素的干扰较小,但是安时积分法始终只是从外部研究问题,所以存在 2 大缺点:第一是在对电流进行测量时,很可能因为电池状态的变化从而存在较大误差;第二是没有定期清零标定,会导致误差值随着时间的增加,误差会越来越大.

虽然上述方法对蓄电池寿命的预测百花齐放,但是都有一定的局限性,于是将几种方法结合起来,从而提高寿命的估算精度与降低误差率^[9-11].文献[12]使用安时积分法、开路电压法、卡尔曼滤波器 3 种方法^[13-15]相结合,使用开路电压计算蓄电池的 SOC 初始值,用卡尔曼滤波器对该初始值进行数值修正,最后

使用安时积分法减少误差,使之得到更精确的预测数据.

1.2 混沌神经网络系统模型

本文基于霍普菲尔德人工神经网络,提出了一种新的混沌神经网络,并将它应用在蓄电池寿命的预测中.新的混沌神经网络模型如式(2)所示.

$$C_i \dot{x}_i = \sum_{j=1}^n S_{ij} x_j + \sum_{j=1}^n w_{ij} v_j + i_i \tag{2}$$

式中: C_i 为蓄电池的电容; x_i 为电容 C_i 上的电压; n 为模型矩阵的数量参数; S_{ij} 为外界和内部神经元的膜电阻的电导; i_i 为光伏蓄电池的输出电流; w_{ij} 为神经元之间连接强度的突触权重; v_j 为神经元 v_j 的激活函数定义为 $v_j = \tanh x_j$.

当式(2)中的参数设置为 $C_i=1, n=3$ 时, $i_i = [i_1, i_2, i_3]^T = [0.1, 0, i_3]^T, i_1 = 0.1, i_2 = 0, i_3 = 20\sin x_1, S_{ij} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -3 & -5 \end{bmatrix}, w_{ij} = \begin{bmatrix} 5 & 0 & -1 \\ -6 & 2 & 4 \\ -1 & -3 & 10 \end{bmatrix},$$

混沌神经网络模型由式(2)转变

为式(3).

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = 2x_2 + 5\tanh x_1 - \tanh x_3 + 0.1; \\ \dot{x}_2 = x_3 - 6\tanh x_1 + 2\tanh x_2 + 4\tanh x_3; \\ \dot{x}_3 = -3x_2 - 5x_3 - \tanh x_1 - 3\tanh x_2 + 10\tanh x_3 + 20\sin x_1. \end{cases} \tag{3}$$

运行 ODE45 求解式(3),得到混沌吸引子相图如图 2 所示.

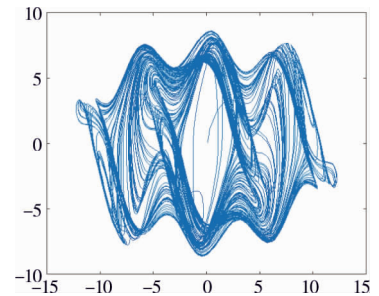
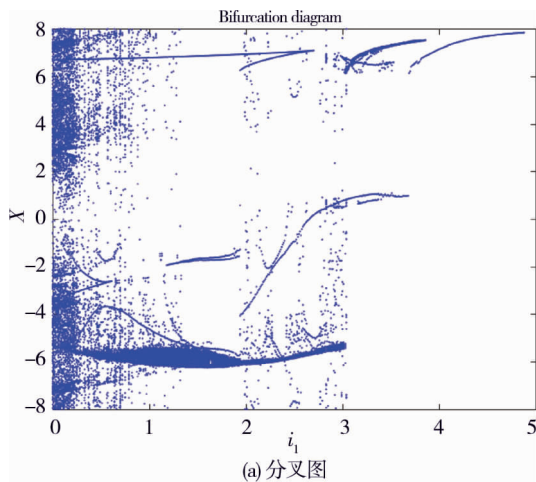


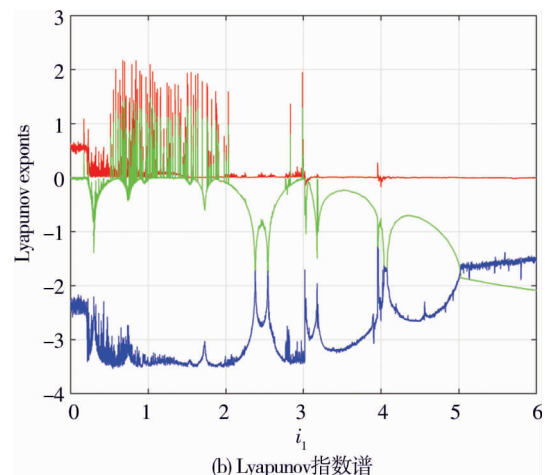
图 2 系统(3)的混沌吸引子

2 蓄电池的输出电流对混沌神经网络的影响

我们把蓄电池的输出电流作为神经网络的偏置电流,然后分析它对系统的稳定性和基本动力学的影响,因此,将重点对参数 i_1 的变化进行分析.首先取 $i_1=0.1$ mA,当 i_1 在区间 $[1, 5]$ 变化时,系统(3)的分叉图及 Lyapunov 指数谱如图 3 所示.由图 3a 的分岔图分析可知:系统(3)在 $[0, 3]$ 区间范围内处于混沌状态,在 $[3, 5]$ 区间范围内处于准周期状态.由图 3b 的 Lyapunov 指数谱分析可知:在 $[0, 3]$ 区间范围内 x 轴上方的线段数量远远大于 0,说明在 $[0, 3]$ 这个区间中系统(3)呈现超混沌状态,在 $[3, 5]$ 区间 x 轴上方的线段等于 0,说明系统已经处于准周期态,这和分叉图分析的结果基本一致.光伏蓄电池的稳定性判断说明:输出电流在 $[0, 3]$ 时,电池是混沌状态的,这说明电池是不稳定的,在这个区间范围内采用一般的线性控制方法很难控制电池的稳定性;输出电流大于 3 mA 时,电池就进入了周期态,说明电池的输出是稳定的,这正好符合蓄电池稳定性的设计指标.由以上分析可知:在一定的参数条件下,蓄电池的工作是稳定的,蓄电池寿命与电池的稳定性息息相关.



(a) 分叉图



(b) Lyapunov 指数谱

图 3 系统(3)的分叉图和 Lyapunov 指数谱

3 蓄电池的多稳态分析

运用混沌系统的吸引域来分析系统(3)的多稳态,由 Lyapunov 指数得出混沌系统的吸引域.根据系统动力学的极限集,将所有可能的初始点构成的相空间划分为若干个相同维数的不相交子集,则这些子集就称为吸引域.当一个动力学行为复杂的系统具有多个吸引子时,其吸引域边界或许存在分形的特性.

系统(3)的吸引域如图4所示,图4中黑色区域为系统(3)的发散状态,黑白相交区域为过渡状态,白色部分为稳定的状态.由图4可知:白色部分是在一定的区域内才出现的,这和蓄电池的稳定性是在一定参数条件下才达到稳定性是吻合的,同时,蓄电池能在多个条件下达到稳定状态.蓄电池越稳定,状态范围越大,代表该蓄电池的寿命越长.

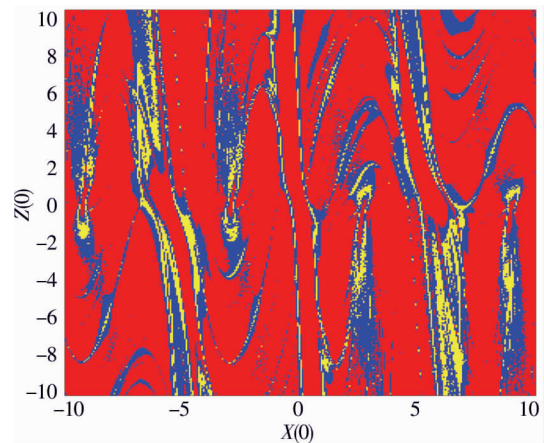


图4 系统(3)的吸引域 $x(0)-z(0)$ 平面

4 结论

1)通过混沌系统的吸引域平面图判断出蓄电池的多稳态呈现周期性变化,可以预测出蓄电池整体的稳定性,通过稳定性区域的多少来预测蓄电池寿命,从而了解整个蓄电池组的运行效率.

2)现代硬件设备的精度、计算能力和可靠性高速地更新迭代,在硬件方面也需要同步实现高精度的仪器设备作为匹配,并应该尽快地把最新研究成果运用到实际产品,实现对蓄电池或者能源装置稳定性的实时监控上来.

参考文献:

- [1] González-Castaño C, Lorente-Leyva L L, Muñoz J, et al. An MPPT Strategy Based on a Surface-Based Polynomial Fitting for Solar Photovoltaic Systems Using Real-Time Hardware[J]. Electronics, 2021, 10(2):206.
- [2] 宛国刚.一种铅酸蓄电池之间连接电阻测量方法的创新与实践[J].电子测试,2019(4):115-116.
- [3] 刘斌,毕小熊,党军朋,等.基于支持向量回归的变电站蓄电池退化趋势预测[J].电源学报,2020,18(6):207-214.
- [4] 蔡飞,王顺利.基于卡尔曼滤波的锂离子蓄电池组 SOC 估算方法研究[J].电源世界,2015(6):39-41.
- [5] 周杰,南东亮,耿保华,等.基于改进飞蛾扑火算法的 BP 神经网络蓄电池寿命预测[J].电工技术,2020(17):21-23.
- [6] 付晓光.基于模糊双卡尔曼滤波算法的 VRLA 蓄电池 SOC 估算研究[D].武汉:湖北工业大学,2020.
- [7] Tian X, Diao H, Fan B. Research on estimation of lithium-ion battery SOC for electric vehicle[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2010,34(1):51-54.
- [8] Shi P, Zhao Y W. Application of Unscented Kalman Filter in the SOC Estimation of Li-ion Battery for Autonomous Mobile Robot[C]// IEEE International Conference on Information Acquisition. IEEE, 2006.
- [9] 胡若云,金良峰,沈然,等.光伏-蓄电池系统的多模式控制方案研究[J].电气传动,2020,50(12):33-40.
- [10] 胡静文.基于电导增量法的单相光伏发电系统研究[J].工业控制计算机,2020,33(11):140-141.
- [11] Hansen T, Wang C J. Support vector based battery state of charge estimator[J]. Journal of Power Sources, 2005, 141(2): 351-358.
- [12] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs[J]. Journal of Power Sources,2004,134(2):277-292.
- [13] 邵庆祝,谢民,王同文,等.基于 CPSO 优化的 RBF 神经网络的电网故障诊断[J].电气自动化,2020,42(5):48-50.
- [14] 孙悦.基于混沌理论的蓄电池内阻检测的研究[D].保定:华北电力大学(保定),2009.
- [15] 魏少攀.基于李雅普诺夫指数的电力系统暂态稳定分析[D].济南:山东大学,2018.