

DOI: 10.7667/PSPC160564

# 基于回声状态网络的电力市场电价预测

任远

(国网山西省电力公司, 山西 太原 030002)

**摘要:** 传统的神经网络算法在电价变化剧烈的情况下, 精度较低并且所耗费的时间较长, 难以满足电力市场发展的需求。为解决该问题, 提出了一种基于回声状态网络(ESN)的短期电价预测方法。所提方法介绍了基于回声状态网络的预测原理, 提出了电力市场短期电价的预测机制, 包括参数选取、采样数据预处理和 ESN 训练及预测过程; 并分别采用回声状态网络和反向传播算法(BP)神经网络进行短期电价预测。经过仿真验证, 所提出的基于回声状态网络的电价预测具有较好的准确率和可行性。

**关键词:** 电力市场; 电价预测; 回声状态网络; 储备池运算

## Echo-state-network based electricity price forecasting in electric power market

REN Yuan

(State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030002, China)

**Abstract:** Traditional neural network based electricity price forecasting algorithm fails to meet current demands by future electric power market, with low accuracy and long computation time when the electric power price changes greatly. Using the method based on Echo-State-Network (ESN), an electricity power price short-term forecasting approach is proposed. Firstly, the principle of ESN is introduced and discussed. On this basis, the electricity power price short-term forecasting approach is proposed, including parameter selection, sampling data pre-processing and ESN training and forecast process. Then, the short-term electricity price forecasting is performed by ESN and BP neural network. The simulation results show that using ESN the short-term electricity price can be forecasted more quickly and steadily.

This work is supported by National High-tech R & D Program of China (No. 2012AA050804).

**Key words:** electricity market; electricity price forecasting; echo state network; reservoir computation

## 0 引言

电价是电力市场运作的决定性要素, 在电力市场各参与方的分析、运营、决策中, 如何正确地建立电价预测模型, 是电力市场竞争中各参与方所深为关心的问题<sup>[1-4]</sup>。由于电力市场的复杂性、分布性、时变性以及随机性等因素, 决定了其数学模型建立的困难。国内外研究人员在电价预测研究方面做了大量的工作, 目前取得了大量的研究成果<sup>[5-7]</sup>。随着智能电网的建设和能源互联网的发展, 电力市场的价格机制也发生深刻变化。电价机制的合理性对电价预测的准确性提出了更高的要求。

为满足能源互联网条件下电力市场运作的要求, 电价的计算与分析要求所采用的预测算法提出

了高度准确性的要求, 尤其是电价实际特性的动态参数。作为电力市场有序高效运作的关键基础之一, 电价预测一方面存在着某种程度的周期规律性, 另一方面也存在着随机时变性、复杂性等特点, 故建立电价变化预测的数学模型面临着巨大的挑战。因此, 电力市场中电价预测的准确性直接影响了电力资源优化配置的高效性和合理性。因此, 如果能够准确地对电价的变化进行预测, 将有利于提高电力供给与需求之间的匹配度, 有效地保障电力市场稳定运行。

当前电价预测方法方面的研究已经取得了相当的成果<sup>[8-11]</sup>。其中, 国内外应用人工神经网络反向传播算法(BP)进行预测的研究已取得了较好的效果。但是在预测对象的数值变化剧烈的情况下, BP模型在一定程度上难以避免预测精度不稳定的问题, 且所需的训练次数繁多且耗时较长, 对于短期

电价预测难以获得令人满意的效果。

为了解决上述问题,本文基于回声状态网络(ESN)的预测理论和方法,对电力市场价格模型进行预测。利用短期最高、最低电价时刻的一系列关键数据,通过 ESN 算法进行电价的预测,力求为电力市场的价格制定提供更加有效的参考依据,为电力市场决策与运行提供理论依据。

## 1 回声状态网络原理

回声状态网络是近年来新兴的一种递归神经网络,独特而简单的训练方式以及高精度的训练结果已使其成为当前研究的热点之一。在该网络中,引入了储备池计算模式这种新型的神经网络的建设方案,克服了之前神经网络模型中训练算法所存在的收敛速度慢和局部极小等问题<sup>[12]</sup>。

回声状态网络的核心思想是:使用具有大规模处理单元的随机稀疏网络作为储备池,将输入信号从低维的输入空间映射到高维的状态空间,在高维的状态空间采用线性回归方法对网络的部分连接权进行训练,而其他连接权随机产生,并在网络训练过程中保持不变。回声状态网络的典型结构如图 1 所示,由输入层、储备池和输出层组成<sup>[13-14]</sup>。

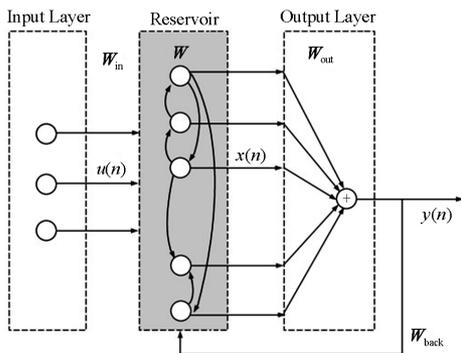


图 1 回声状态网络结构图

Fig. 1 Structure of the echo-state-network

假设回声状态网络由  $K$  个输入单元、 $N$  个储备池处理单元、和  $L$  个输出单元构成。则回声状态网络的基本方程为式(1)和式(2)。

$$x(n+1) = f(W_{in}u(n+1) + Wx(n) + W_{back}y(n)) \quad (1)$$

$$y(n+1) = f_{out}(W_{out}u(n+1) + Wx(n+1) + W_{back}y(n)) \quad (2)$$

式中:  $u(n)$ 、 $x(n)$ 和  $y(n)$ 分别为 ESN 的输入变量、状态变量和输出变量;  $f()$ 和  $f_{out}()$ 分别为储备池处理单元和输出单元的激活函数向量。输入单元通过  $W_{in}$  与储备池的处理单元连接,  $W$  表示储备池内部处理单元之间的连接权值,  $W_{back}$  表示输出层与储备

池的连接权值,  $W_{out}$  为储备池与输出单元的连接权值。此外,  $W_{in}$ 、 $W$ 和  $W_{back}$  经初始化后保持不变,所以无须通过训练获得;而  $W_{out}$  需要通过训练获得。

在 ESN 的训练中,样本数据通过随机生成的权值矩阵  $W_{in}$  和  $W_{back}$  激励储备池的处理单元,采用线性回归使训练均方误差最小化的方法即得到  $W_{out}$ 。而 ESN 的时间序列预测性能,很大程度上取决于由储备池的四个重要参数:储备池内部连接权谱半径、储备池中神经元数量、输入单元尺度和储备池稀疏程度。另外,ESN 的性能跟样本数据特性也有着很大关系。

总之,ESN 的基本思想主要是采用储备池原理,经过计算获得动态的状态空间。在足够复杂的条件下,ESN 的状态空间利用线性计算方法对这些内部状态值进行处理,以获得所对应的输出结果<sup>[12]</sup>。相对于传统的神经网络算法而言,回声状态网络的训练复杂度较低。回声状态网络完成初始化之后,只有输出连接矩阵的权值会在训练过程中发生变化。通常可采用最小均方误差的方法调整输出权值并独立地形成输出节点<sup>[13]</sup>。

## 2 基于 ESN 的电价预测

### 2.1 电价分析

在竞争性的电力市场中,决定电价的因素主要来自两个方面:电力供给与电力需求。影响电力供给的因素主要为发电商的发电功率和定价政策;影响电力需求的因素主要有负荷需求和用电时段。其中,短期电价变化规律有别于长期的电价,有其自身明显特点:(1)短期电价具有明显的周期性,一般以 24 h 为一个周期;(2)短期电价具有较强的时间规律性,与用电负荷需求有着紧密的正相关性;(3)短期电价可能受到各种环境因素的影响较大,呈现出某种程度的非平稳随机性。

通常情况下,根据不同时段的电价所存在着规律性和随机性共存的特性,有必要对每个时段分别采用不同的回声状态网络训练建模。短期电价预测是对短时期内电价特性的变化及趋势预先进行测算。电价特性主要体现电力市场运行中主要参数(比如电力供给、负荷需求、用电时段等)对电价的影响及变化规律,故电价特征参数的选取直接决定了电价预测模型的准确性和可信度。因此,本文选择有代表性的供给值和负荷值作为输入参数,通过回声状态网络对短期电价进行预测。

### 2.2 基于 ESN 的短期电价预测

#### 2.2.1 参数选取

从用电需求的角度,负荷参数在很大程度上影

响电价。将短期最大负荷、短期最小负荷及短期平均负荷等重要参数引入到电价预测模型中,以获取用电负荷变化的规律。根据可获得的负荷参数,本文选取以下负荷参数作为电价预测的输入值:短期最高电价时的负荷值,短期最低电价时负荷值,短期负荷平均值,时段类型等,如式(3)所示。

$$L = (l_{MAX}, l_{MIN}, l_{AVR}, t) \quad (3)$$

从电力供给的角度,发电商的输出功率也是电价预测重要决定因素之一。将短期最大功率、短期最小功率及短期平均功率等重要参数也要引入到电价预测算法中。根据可获得的电力供给参数,本文选取以下参数作为电价预测模型中电力供给侧的输入值:短期最高电价时的供电值,短期最低电价时供电值,短期平均供电值,如式(4)所示。

$$P = (p_{MAX}, p_{MIN}, p_{AVR}) \quad (4)$$

为此,本文将以上历史采样数据作为原始数据,经过规范化预处理后,用以对回声状态网络进行训练;训练完备之后对短期内的电价进行预测。

### 2.2.2 采样数据预处理

采样数据预处理的目的是保证输入的参数值在合理的范围内变化,以避免回声状态网络出现饱和的现象。则规范化后的电力负荷需求  $L'$  如式(5)所示。

$$\begin{cases} L' = (l'_{MAX}, l'_{MIN}, l'_{AVR}, t) \\ l'_{MAX} = \frac{l_{MAX}}{l_{sun}} \\ l'_{MIN} = \frac{l_{MIN}}{l_{sun}} \\ l'_{AVR} = \frac{l_{AVR}}{l_{sun}} \end{cases} \quad (5)$$

从电力市场的供给角度,电力供给能力  $P'$  的输入向量为

$$\begin{cases} P' = (p'_{MAX}, p'_{MIN}, p'_{AVR}, t) \\ p'_{MAX} = \frac{p_{MAX}}{p_{sun}} \\ p'_{MIN} = \frac{p_{MIN}}{p_{sun}} \\ p'_{AVR} = \frac{p_{AVR}}{p_{sun}} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $l_{sun}$  为最大负荷需求值;  $p_{sun}$  为最大发电功率值,则 ESN 的输入向量  $u(n)$  为

$$u(n) = (P', L') \quad (7)$$

### 2.2.3 ESN 训练与预测

结合 ESN 模型的训练过程,则基于 ESN 的短

期负荷预测步骤如下:

步骤一: ESN 的初始化。设定储备池规模,内部连接权矩阵的稀疏度及其谱半径等参数;根据这些参数,对  $W_{in}$ 、 $W$  和  $W_{back}$  也必须进行初始化。

步骤二: 选取训练样本集。由于负荷数据采集过程中难免存在系统故障或随机事件,不可避免地导致异常数据的存在,因此需要辨识出异常数据,选取正常数据形成训练样本集。

步骤三: 形成网络状态。从初始化状态对回声状态网络进行状态更新;每一轮更新后需要保存的回声状态网络当前状态的相关数值。

步骤四: ESN 训练。回声状态网络的输入权重、内部连接权重和反馈权重都为随机确定; ESN 的训练过程就是根据输入、输出训练样本对;每一次训练均需根据式(8)更新内部权值矩阵  $W$ ,从而获得输出权值矩阵  $W_{out}$ 。

$$W = \frac{1}{\lambda_{MAX}} W_{old} \quad (8)$$

式中:  $W_{old}$  为上一次训练所得到的内部权值矩阵;  $\lambda_{MAX}$  为内部权值矩阵的最大特征值。

步骤五: 回声状态网络训练完毕后,输入预测原点之前足够长的时段的数据,按照之前所述的采样数据预处理方法形成新的规范化数据,并将其输入到训练好的回声状态网络;通过式(1)计算得出最新的网络状态,再根据式(2)计算预测值,即可得到预测结果。

## 3 算例分析

为了验证本文所提出的基于 ESN 的电价预测方法,本文通过国内外两种典型电力市场的数据进行预测。其中,国外以美国加州电力市场为例,采用 2003 年 1 月份到 4 月份共计 2 880 个时段的用电负荷需求、电力供给以及电价等历史数据作为训练和测试数据集;国内则采用山西某市 2014 年 1 月份至 4 月份的 2 880 个时段的相应历史数据。将 ESN 和传统 BP 网络进行对比,以验证本文所提出方法的合理性和有效性。

本文所提出的方法进行首先对电价进行短期预测之前,首先要对 ESN 进行初始化,之后从实验数据中选取一定数量的样本数据,接着根据前文所述的方法进行采样数据的预处理,以形成 ESN 训练的样本集;输入样本集对 ESN 进行训练,最后训练完备的 ESN 以每小时为单位进行电价预测。设定 ESN 中储备池单元数量为 200,储备池稀疏连接度为 5%,谱半径为 0.8。

本文首先从算法的训练复杂度方面进行 ESN

算法和 BP 算法对比, 主要体现在训练次数与准确率的关系(如图 2 所示)。从图 2 中可以看出, 本文所提出的基于 ESN 的电价预测方法达到较为稳定的高准确率所需的训练次数只需要 1 500 次, 而 BP 算法则需要 3 000 次训练才能逼近稳定的准确率。可见, ESN 算法与 BP 算法相比, 所需的训练样本和训练次数大为减少, 算法收敛速度较快。

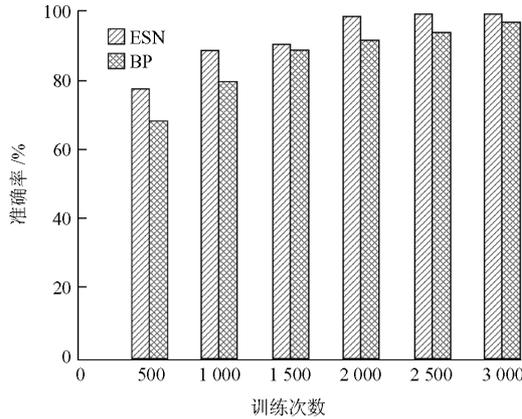


图 2 训练次数与准确率的关系

Fig. 2 Relation between training times and accuracy

从两种方法的训练所耗费的时间方面进行比较, 表 1 给出了 ESN 和 BP 的训练耗时对比结果。可见 ESN 算法所需要的训练耗时远远优于传统 BP 算法。这是由于 BP 算法在训练过程中需要不断通过反馈来调整权重值, 并且需要计算梯度信息反复迭代直到其误差最小。而 ESN 则是采用较为简单的储备池计算和线性回归过程, 且迭代次数只是取决于样本数目。训练上的优势使得 ESN 算法比 BP 算法具有更高的效率。

表 1 训练耗费的时间对比

Table 1 Comparison of training time

样本规模	BP	ESN
1 500 次	10.86 s	1.64 s
2 000 次	22.59 s	2.14 s

在 ESN 经过完备训练之后, 即可进行短期电价预测, 则基于 ESN 的电价预测仿真验证结果如图 3 和图 4 所示。其中, 图 3 为美国加州电力市场的电价预测结果, 图 4 为国内电力市场的电价预测结果。通过预测电价曲线和实际电价曲线的对比可以看出本文所提出的方法对实际电价曲线的逼近效果良好。

为了进一步验证本文所提出方法的准确性, 本文选取相对均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和平均绝对百分误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)作为各种方法预测效果判断的根据, 对预测效果进行评价。

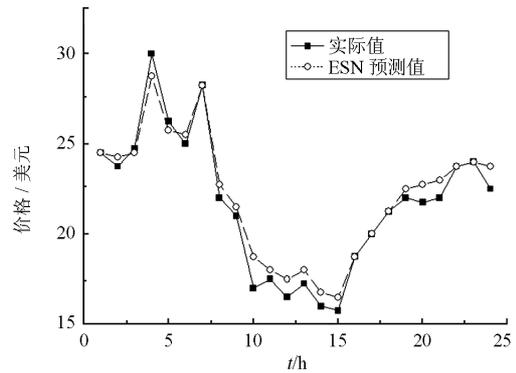


图 3 电价预测结果比较(a)

Fig. 3 Comparison of electricity price forecasting (a)

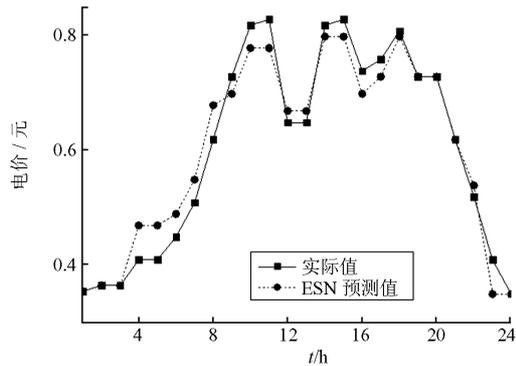


图 4 电价预测结果比较(b)

Fig. 4 Comparison of electricity price forecasting (b)

$$\begin{cases} R_{\text{RMSE}} = \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{y}_n - y_n)^2 \right)^{1/2} \\ M_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{\hat{y}_n - y_n}{y_n} \right| \end{cases} \quad (9)$$

本文方法预测结果的均方根误差最小, 为 2.97, 而 BP 方法为 2.44。ESN 和 BP 方法下的平均绝对百分误差分别为 1.75%和 2.12%。如表 2 所示。误差评价结果表明了回声状态网络比 BP 网络的预测精度有所提高。

表 2 预测准确率对比

Table 2 Comparison of forecasting accuracy

参数	BP	ESN
RMSE	2.44	2.97
MAPE/%	1.75	2.12

根据上述电价预测结果的比较, 基于回声状态网络算法进行电价预测, 具有所需训练样本少和预测精度较高的优点, 比较适用于短期电价预测, 应用效果较好。

尽管如此, 本文主要从电力市场中电力供给与

负荷需求两个方面相结合进行短期电价预测, 后续研究可考虑引入更多影响电力市场价格波动的原因, 比如电价的制定政策、自然环境的影响等诸多方面的因素。此外, 回声状态网络仍有很大的改进优化空间, 更有针对性地研究 ESN 应用于短期电价预测的储备池计算参数选择问题, 从而进一步提高 ESN 预测的精度。

#### 4 结论

本文基于回声状态网络算法, 研究电力市场中电价的短期预测方法。采用回声状态网络预测的方法, 进行参数选取、参数处理以及短期电价预测。通过对影响电价的各参数进行采样和预处理, 采用回声状态网络进行预测。在已知历史电价相关参数的历史数据基础上, 对待测的短期电价进行预测。验证表明, 基于回声状态网络的短期电价预测的算法复杂度误差较低, 取得了较为可信的结果, 为电力市场中电价预测的研究提供了重要的参考。

#### 参考文献

- [1] 白杨, 谢乐, 夏清, 等. 中国推进售电侧市场化的制度设计与建议[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(14): 1-7.  
BAI Yang, XIE Le, XIA Qing, et al. Institutional design of Chinese retail electricity market reform and related suggestions[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(14): 1-7.
- [2] 周逢权, 张萌, 甄立敬, 等. 基于价值最优的区域能源管控中心价值模型研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 29-34.  
ZHOU Fengquan, ZHANG Meng, ZHEN Lijing, et al. Value model study of regional energy management and control center based on value optimization[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 29-34.
- [3] 朱文昊, 谢品杰. 基于 CVaR 的峰谷分时电价对供电公司购电组合策略影响分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 16-21.  
ZHU Wenhao, XIE Pinjie. Influence analysis of CVaR model based TOU electricity price on portfolio strategy[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 16-21.
- [4] 王澄, 徐延才, 魏庆来, 等. 智能小区商业模式及运营策略分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 147-152.  
WANG Cheng, XU Yancai, WEI Qinglai, et al. Analysis of intelligent community business model and operation mode[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 147-152.
- [5] SHAHIDEHPOUR M, YAMIN H, LI Z. Market operations in electric power systems[M]. John Wiley & Sons, Inc., 2002.
- [6] FRANCISCO J N, JAVIER C, ANTONIO J C. Forecasting next-day electricity prices by time series models[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(2): 342-348.
- [7] RAQUEL G, LUIS M R, ANTONIA G. Forecasting of electricity prices with neural networks[J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47(13-14): 1770-1778.
- [8] RAÚL P, JOSÉ P, ALBERTO G, et al. Forecasting next-day price of electricity in the Spanish energy market using artificial neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(1): 53-62.
- [9] LIN W M, GOW H J, TSAI M T. Electricity price forecasting using enhanced probability neural network[J]. Energy Conversion and Management, 2010, 51(12): 2707-2714.
- [10] GAO C W, BOMPARD E, NAPOLI R. Price forecast in the competitive electricity market by support vector machine[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2007, 382(1): 98-113.
- [11] AMJADY N, DARAEPOUR A. Design of input vector for day-ahead price forecasting of electricity markets[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(10): 12281-12294.
- [12] DEIHIMI A, SHOWKATI H. Application of echo state networks in short term electric load forecasting[J]. Energy, 2012, 39(1): 327-340.
- [13] DEIHIMI A, ORANG O, SHOWKATI H. Short-term electric load and temperature forecasting using wavelet echo state networks with neural reconstruction[J]. Energy, 2013, 57(1): 382-401.
- [14] SHI Z, HAN M. Support vector echo-state machine for chaotic time-series prediction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(2): 359-372.

收稿日期: 2016-04-20

作者简介:

任远(1963-), 男, 通信作者, 本科, 高工, 研究方向为电力市场分析等。E-mail: pwgd2013@163.com

(编辑 张爱琴)