

基于 ABC-LSSVM 的弃风电量预测

谢丽蓉¹, 杨欢¹, 轩武警², 包洪印³

(1. 新疆大学电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047;

2. 厦门大学航空航天学院, 福建 厦门 361005;

3. 中船重工海为(新疆)新能源有限公司, 新疆 乌鲁木齐 830002)

摘要: 将风电场理论功率和实际功率之差作为弃风电量的时间序列, 利用其混沌性对其进行相空间重构, 采用人工蜂群算法(ABC)优化的最小二乘支持向量机(LSSVM)参数, 获取弃风电量预测模型(ABC-LSSVM)。首先, 将弃风电量数据进行归一化处理, 减小数据上下限之间的差距, 提高预测模型的泛化能力; 然后, 将弃风电量时间序列进行相空间重建建立数据模型; 最后, 把数据模型带入预测模型中完成预测。本文以新疆达坂城某风电场数据为例, 对基于人工蜂群算法的最小二乘支持向量机进行了仿真, 结果表明, 此方法能很好的预测出弃风电量的变化趋势, 对弃风规划有一定的指导意义。

关键词: 弃风电量; 人工蜂群; 最小二乘支持向量机; 预测

Prediction for Abandoned Wind Power Based on ABC-LSSVM

XIE Lirong¹, YANG Huan¹, XUAN Wujing², BAO Hongyin³

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, Xinjiang, China;

2. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China;

3. China Shipbuilding Heavy Industry Haiwei (Xinjiang) New Energy Co., Ltd., Urumqi 830002, Xinjiang, China)

Abstract: The difference between the theoretical power and the actual power of wind farm is taken as the time series of wind power, and the phase space is reconstructed by its chaotic property. The least squares support vector machine (LSSVM) optimized by the artificial bee colony algorithm (ABC) is used to built the abandoned wind power prediction model (ABC-LSSVM). Firstly, the abandoned wind power data is normalized to reduce the gap between the upper and lower limits of the data and improve the generalization ability of prediction model. Then the time series of abandoned wind power is reconstructed to establish the data model. Finally, the data model is input into the prediction model to complete the forecast simulation. Taking a wind farm data in Dabancheng, Xinjiang as an example, the ABC-LSSVM model is simulated. The results show that this method can predict the change trend of abandoned wind power better, and has a certain guiding significance for abandoned wind power planning.

Key Words: abandoned wind power; artificial bee colony; least squares support vector machine; prediction

中图分类号: TK89; TM614

文献标识码: A

文章编号: 0559-9342(2019)12-0101-04

0 前言

随着经济的发展, 我国能源消耗正在逐年增加, 全国用电量从 2011 年的 40 000 亿 kW·h 增加到了 2016 年的 60 000 亿 kW·h。为了解决能源不足问题, 我国大力发展清洁能源, 其中风能由于分布广、高效安全、硬件开发成本低等特点得到广泛应用。

但是, 由于电网限电等原因导致弃风现象越来

越普遍。2014 年至 2016 年全国风能资源丰富地区的弃风率逐年增加; 2016 年全国弃风电量损失达到

收稿日期: 2019-05-12

基金项目: 新疆维吾尔自治区区域协同创新专项(科技援疆计划)(2018E02072)

作者简介: 谢丽蓉(1969—), 女, 湖南衡阳人, 教授, 博士生导师, 主要从事控制系统优化、新能源利用的研究工作。

497 亿 kW，损失量是 2014 年的 4 倍。2014 年至 2016 年全国弃风电量损失相当于天津市全年的用电量，每年弃风造成的损失达到上百亿，严重制约着风电和全国经济的发展。目前，造成弃风的原因主要有风电送出通道能力不足和系统调峰(调频)能力不足。

针对以上两个问题解决弃风的办法技术难度大，成本高很难大范围的应用。如果将弃风就地消纳，将很大程度上的缓解此问题，同时对电网节能调度，提高风能利用率，优化风电场的运行管理情况具有重要意义。

目前，国内外关于弃风的研究较少，谢国辉利用逐小时电力平衡的计算方法，以系统运行成本最低为目标，建立了弃风电量的计算模型^[1]；嵩峰提出了用风电机组监测数据的弃风电量计算方法及根据风电机组运行状态对弃风电量分类统计的方法^[2]；钟宏宇提出了测风塔法和测风塔神经网络法的弃风电量评估方法^[3]；韩建辉使用风能利用系数的基础上完成风速的修正，同时将理论电量以及实际电量计算出来，从而建立弃风电量^[4]；高磊提出了弃风电量模型和以马尔科夫链为模型的弃风电量预测模型^[5]。可见，关于弃风电量预测的研究少之又少^[6-44]，本文提出基于相空间重构和人工蜂群算法优化的最小二乘支持向量机模型参数的弃风电量预测模型，为弃风消纳和电网调度提供依据。

1 研究方法

1.1 相空间重构

单步空间重构和多步空间重构是时间序列重构的两种方法。单步空间重构具有数据结构简单，容易训练等优点，但单步空间重构往往意味着数据的丢失，并不能包含数据的信息，造成训练模型不能够很好的映射输出和输入之间的关系，所以本文采用多步空间重构的方法。

设有时间序列数据

$$x_1, x_2, x_3, \dots, x_l \quad (1)$$

对时间序列进行多步空间重构

$$x_{i+n} = f(x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+n-1}) \quad (2)$$

式中， n 表示步距，即样本的维数，在将数据进行空间重构，经算法训练，建立预测模型后，训练样本最后一个样本的输出参与第一步预测，即第一个预测样本为

$$\{x_{i+1}, x_{i+2}, x_{i+3}, \dots, x_{i+n-1}, x_{i+n}\} \quad (3)$$

将第一个预测样本带入预测模型中得到第一个预测弃风电量 x_{i+n+1} 。进行第二步预测时，要将上一步预测值(即第一步预测值)当作预测样本的最后一个数据，即

$$\{x_{i+2}, x_{i+3}, \dots, x_{i+n}, x_{i+n+1}\} \quad (4)$$

依次进行迭代最终的到预测的时间序列:

$$\{x_{i+n+1}, \dots, x_{i+n+l-1}, x_{i+n+l}\} \quad (5)$$

式中， l 为预测的次数。

1.2 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机(LSSVM)是在 SVM 的基础上优化的，解决了收敛速度慢等问题。

对于非线性样本数据

$$(x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l) \quad x_i, y_i \in R \quad (6)$$

采用最小二乘支持向量机回归进行函数估计，优化问题就变成

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (7)$$

约束条件为

$$y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad (8)$$

相应的拉格朗日形式为

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2 + \sum_{i=1}^l \alpha_i \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i \quad (9)$$

由 KKT 条件，则有

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \alpha_i = \gamma e_i \\ \omega \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

在式(8)中消去 e_i 和 ω 后，得求解最小二乘支持向量机的实现形式

$$\begin{bmatrix} 0 & I^T \\ I & \Omega + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ ， $a = [a_1, a_2, \dots, a_n]$ ， I 为单位矩阵。

$$\Omega_{ij} = k(x_i, x_j) \varphi(x_j) k(x_i, x_j) \quad (12)$$

即为支持向量机的核函数，求解即得

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x_i \cdot x) + b \quad (13)$$

1.3 人工蜂群算法

人工蜂群(ABC)算法基于群体智能，利用蜂群的觅食行为，由于其在优化参数时收敛速度快得到了广泛的使用。在自然界中，单个蜜蜂并没有比较完善的行动准则，但从整个群体来说，每只蜜蜂都有明确的分工，各司其职，维持整个种群的生存。按分工来说，蜂群系统可以分为 3 部分：食物源，是整个蜂群赖以生存的原料；雇佣蜂通过某种寻找机制探寻食物源的准确位置，并带回蜂群。非雇佣蜂：蜜蜂得知食物源位置，从而获取食物源并带回蜂群，放弃食物源后成为非雇佣蜂^[15]。跟随员和侦察蜂是根据非雇佣蜂的工作性质分成的两个蜂群组。

具体流程如下:

(1) 将雇佣蜂与蜂源一一对应, 根据式(14)更新蜂源位置, 同时确定蜂源的量

$$x_{id}' = x_{id} + |\varphi_i d(x_{id} - x_{kd})| \quad (14)$$

(2) 观察蜂依靠雇佣蜂提供的信息采用一定的选择策略选择蜂源, 根据更新后的蜂源信息, 同时确定蜂源的量。

(3) 确定侦察蜂, 并根据式(15)寻找新的蜂源

$$x_{id} = x_d^{\min} + r(x_d^{\max} - x_d^{\min}) \quad (15)$$

(4) 记忆目前为止寻找的最好的蜂源。

2 弃风电量预测模型建立过程

首先将弃风电量数据的时间序列归一化, 通过相空间重构重新建立数据模型, 然后将数据带入 LSSVM 预测模型中进行学习和预测, 其具体步骤如下:

(1) 将弃风电量数据进行归一化处理

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min})(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} + y_{\min} \quad (16)$$

(2) 采用多步空间重构的方法对弃风电量时间序列进行相空间重构

$$y_{t+n} = f(y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+n-1}) \quad (17)$$

(3) 设置人工蜂群算法(ABC)的参数: 蜂群数量 NP , 最大搜索次数 n , 最大迭代次数 T , 蜂源的维度及所有参数的取值范围^[16]

(4) 计算适应度值

$$\text{mins}(c, \sigma) = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{n=1}^n [y_i - g(x_i, c, \sigma)]} \quad (18)$$

(5) 利用 ABC 算法优化 LSSVM 模型参数得到最优参数。

(6) 得出预测值。

预测模型建流程图如图 1 所示。

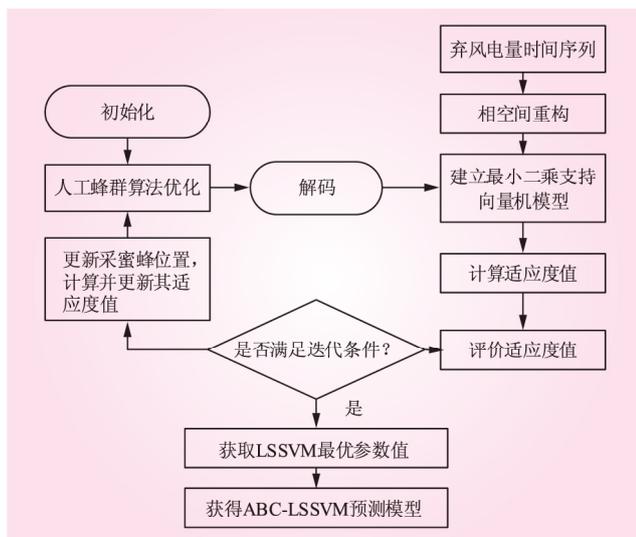


图 1 ABC-LSSVM 预测模型

3 算例分析

3.1 算例仿真

本文所用数据为新疆达坂城风电场 2017 年 1 月的数据, 原始数据采样时间为 15 min, 由于数据量巨大, 将弃风电量数据进行 1 h 平均处理, 即采样时间变为 1 h。

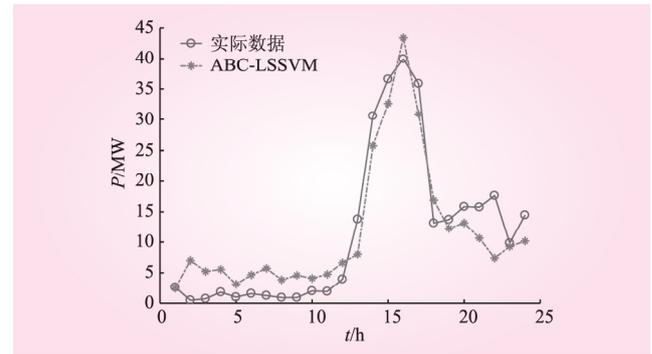


图 2 ABC-LSSVM 弃风电量预测曲线

从图 2 中可以看出, 预测结果反应除了弃风电量随时间变化的趋势, 可以为电网调度提供参考。

为了比较不同模型的差异, 用 LSSVM, 和网络搜索(grid search)法优化的 LSSVM 预测模型对弃风电量进行预测, 预测结果如图 3 所示。

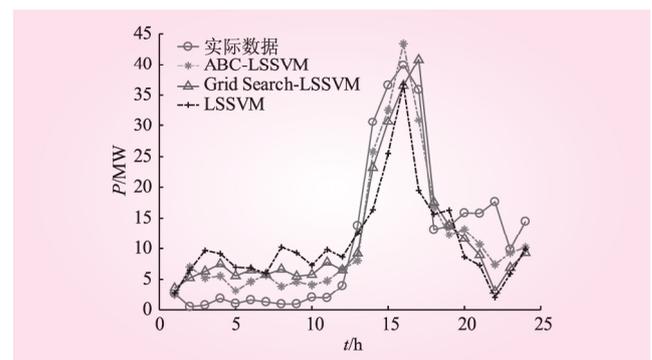


图 3 预测结果比较曲线

从图 3 中可以看出, 3 种预测模型都能预测出弃风电量的变化趋势, 但 ABC-LSSVM 预测模型有更高的预测精度。

3.2 结果分析

为了更为客观的表达 3 种预测模型的预测精度的好坏, 用平均绝对误差 e_{MAE} 和均方根误差 e_{RMSE} 来比较泛化能力

$$e_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y(i) - y(i)| \quad (19)$$

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y(i) - y(i)|^2} \quad (20)$$

3 种预测模型预测结果误差如表 1 所示。

表1 预测模型误差统计

预测模型	e_{MAE}	e_{RMSE}
LSSVM	6.845182565	7.992796106
Grid search-LSSVM	4.902947	5.535163
ABC-LSSVM	3.742573	4.246586

从表1中可以看出ABC-LSSVM预测模型的泛化能力明显优于另外两种预测模型。

4 结论

本文根据风电场的数据获得弃风电量的时间序列,对时间序列重新建模,提出了基于相空间重构和人工蜂群算法优化最小二乘支持向量机模型参数的ABC-LSSVM预测模型,该模型能够较为准确的预测出弃风电量的变化趋势,同时有较为准确的预测精度。

本文提出的ABC-LSSVM预测模型的预测精度达到相应的要求,能够为弃风消纳和电网调度提供依据。

参考文献:

[1] 谢国辉,李琼慧,高长征. 风电弃风电量的计算方法与模型[J]. 电网与清洁能源,2013,29(2):95-100.
 [2] 蒿峰,朱长胜,王小海,等. 风电场弃风电量分类统计方法研究[J]. 电网与清洁能源,2016,32(9):135-140.
 [3] 钟宏宇. 风电场弃风电量评估方法的研究[D]. 沈阳:沈阳工程学院,2016.

[4] 韩建辉. 以修正风速为基准分析风电并网运行弃风电量评估[J]. 科技创新导报,2015,12(30):52-53.
 [5] 高磊,谢丽蓉,晁勤,等. 基于经验模态分解和马尔科夫链的弃风电量预测[J]. 可再生能源,2017,35(7):1081-1087.
 [6] 许梦田,王洪哲,赵成萍,等. 基于短期风功率预测的数据预处理算法研究[J]. 可再生能源,2019,37(1):119-125.
 [7] 刘畅,郎劲. 基于混核LSSVM的批特征风功率预测方法[J/OL]. 自动化学报:1-10[2019-05-10]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180103>.
 [8] 程启明,陈路,程尹曼,等. 基于EEMD和LS-SVM模型的风电功率短期预测方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):27-35.
 [9] 杨秀媛,裘微江,金鑫城,等. 改进K近邻算法在风功率预测及风水协同运行中的应用[J]. 电网技术,2018,42(3):772-778.
 [10] 崔杨,陈正洪,刘丽珺. 弃风限电条件下复杂地形风电场短期风功率预测对比分析[J]. 太阳能学报,2017,38(12):3376-3384.
 [11] 董朕,殷豪,孟安波. 基于混合算法优化的短期风功率预测[J]. 智慧电力,2017,45(11):24-30.
 [12] 乔颖,鲁宗相,闵勇. 提高风电功率预测精度的方法[J]. 电网技术,2017,41(10):3261-3269.
 [13] 苏展,张志霞,朴在林,等. 基于小波变换和时间序列的风功率超短期预测模型研究[J]. 可再生能源,2017,35(9):1381-1386.
 [14] 刘武周,刘友波. 基于改进粒子群优化算法风力发电功率预测研究[J]. 可再生能源,2017,35(9):1331-1335.
 [15] 高卫峰. 人工蜂群算法及其应用的研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2013.
 [16] 张伟. 人工蜂群混合优化算法及应用研究[D]. 杭州:浙江大学,2014.

(责任编辑 高瑜)

(上接第74页)

(2) 本次应急提门过程中,由于对水库内泥石流淤积、门叶卡阻情况不够了解,以及对应急操作设备性能不熟悉,在3号闸门提升过程中出现2台操作机构压力不均衡,2台设备间的压力差达到4MPa,

导致3号孔右侧固定卷扬机卷筒发生串动,提门未成功.建议在今后双吊点启闭机应急操作中,采用一套动力单元控制两台应急操作机构,保证应急操作机构压力均衡,以实现同步提门。

(责任编辑 焦雪梅)

(上接第79页)

[11] 张粒子,刘方,许通,等. 多主体梯级水电参与日前市场下游电站自调度投标策略[J]. 电力系统自动化,2018,42(19):27-33.
 [12] MOHSENIANRAD H. Optimal bidding, scheduling, and deployment of battery systems in California day-ahead energy market[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2015,31(1):442-453.
 [13] 蒋程,王硕,王宝庆,等. 基于拉丁超立方采样的含风电电力系统的概率可靠性评估[J]. 电工技术学报,2016,31(10):193-206.
 [14] ZHAO Tongtiegang, ZHAO Jianshi, YANG Dawen. Improved dy-

amic programming for hydropower reservoir operation[J]. Journal of Water Resources Planning and Management,2012,140:365-374.
 [15] 周建中,李英海,肖舸,等. 基于混合粒子群算法的梯级水电站多目标优化调度[J]. 水利学报,2010,41(10):1212-1219.
 [16] CATALÃO J, MARIANO S, MENDES V, et al. Scheduling of head-sensitive cascaded hydro systems: A nonlinear approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2009,24(1):337-346.
 [17] 苏承国,王沛霖,武新宇,等. 考虑机组组合的梯级水电站短期调峰MILP模型[J]. 电网技术,2018,42(6):1883-1891.

(责任编辑 高瑜)