

文章编号:1671-6833(2012)06-0032-04

基于改进粒子群优化算法的短期风电功率预测

徐 敏¹, 袁建洲¹, 刘四新², 常俊甫³

(1. 南昌大学 信息工程学院, 江西 南昌 330031; 2. 江西省安福县供电公司, 江西 安福 343200; 3. 河南省禹州市电力工业公司, 河南 禹州 461670)

摘 要: 针对传统支持向量机(SVM)模型在风电功率预测中存在的参数选取问题, 提出一种新的预测模型, 采用改进的粒子群(MPSO)优化算法寻求 SVM 的最优参数模型, 经典粒子群算法是一种全局优化算法, 在此基础上提出改进的粒子群算法。算例结果表明, 经 MPSO 优化的 SVM 模型应用于短期风电功率预测是有效的, 使其预测精度有所提高。

关键词: 支持向量机; 风电功率预测; 改进粒子群优化算法; 精度

中图分类号: TM614

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2012.06.008

0 引言

风能是一种清洁的可再生能源, 资源丰富, 是现今最具开发前景的新能源之一^[1]。短期风电功率预测多用于电力系统调度、电力市场交易和制定风电场维修计划等, 可以增强系统的安全性、可靠性和可控性。根据风电场预测的功率曲线优化常规机组的出力, 达到降低运行成本的目的。

风电场的有功出力由风速决定。由于风能是一种不稳定的能源, 受气象条件的影响, 风速发生不断的、随机性的变化, 其自身具有不可调、不可控的特征, 造成了风力发电的间歇性。目前研究出了多种风电场风速及风电功率预测方法^[2-4], 其中, 基于支持向量回归机的预测方法应用较成功。但是, 支持向量机模型参数的选取有待于改善。这些参数取值缺少先验信息, 有较大的搜索空间, 寻优的过程存在难度。而传统的网格寻优法、梯度下降法、遗传算法都存在一定的局限性。笔者采用改进粒子群算法(MPSO)优化支持向量机(SVM)参数的预测方法, 对短期风电功率进行预测。算例结果表明, 经 MPSO 优化的 SVM 预测模型在预测精度上要优于其他预测模型。

1 支持向量回归机

SVM 估计回归函数, 其基本思想就是通过一

个非线性映射, 将输入空间的数据 x 映射到高维特征空间 G 中, 并在此空间进行线性回归。

给定的样本数据 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, s (x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R})$ 。其中 y_i 为期望值, s 为数据点的总数。SVM 通过引入损失函数来解决回归问题, 可采用下式来估计函数:

$$y = f(x) = (w \cdot \phi(x)) + b. \quad (1)$$

对优化目标取极值:

$$\min Q = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i^* + \xi_i); \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - (w \cdot k\phi(x_i)) - b \leq \varepsilon + \xi_i^*; \\ (w \cdot \phi(x_i)) + b - y_i = \varepsilon_i + \xi_i; \\ \xi_i^* \cdot \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, s. \end{cases} \quad (3)$$

式中: C 为惩罚因子; ξ_i^*, ξ_i 为松弛因子; ε 为损失函数。

引入拉格朗日乘子 a_i 和 a_i^* 可把凸优化问题化简成最大二次型:

$$\max W_{\text{svr}}(a_i, a_i^*) = \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (a_i + a_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) (x_i \cdot x_j); \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n a_i = \sum_{i=1}^n a_i^*; i = 1, 2, \dots, n, \\ 0 \leq a_i, a_i^* \leq C; i = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (5)$$

收稿日期: 2012-06-13; 修订日期: 2012-08-20

基金项目: 江西省自然科学基金资助项目(20114BAB206036BAB2)

作者简介: 徐敏(1963-), 女, 江西南昌人, 南昌大学副教授, 博士, 主要从事电力系统分析、电力系统运行与控制的研究, E-mail: xumin8086@126.com.

式中: C 用来控制模型复杂度与逼近误差的折中, C 越大,对数据的拟合程度就越高; ε 用来控制回归逼近误差与模型的泛化能力^[5-6].

对于线性问题,可以用核函数来替代内积计算.引入核函数后,优化目标表现为如下形式:

$$\max W_{\varepsilon a_i^*}(a_i, a_i^*) = \sum_{i=1}^n y_i(a_i - a_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (a_i + a_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*)k(x_i, x_j); \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n a_i = \sum_{i=1}^n a_i^*; i = 1, 2, \dots, n. \\ 0 \leq a_i, a_i^* \leq C; i = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (7)$$

根据支持向量机理论,只有不为0的拉格朗日乘子 a_i 和 a_i^* 才可能用来进行预测与回归.则回归函数表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*)k(x_i, x) + b. \quad (8)$$

笔者采用的是高斯径向基函数,如式(9):

$$k(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\right\}. \quad (9)$$

2 粒子群算法

粒子群算法^[7-8](Particle Swarm Optimization, PSO)最早是由 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出,它的基本概念源于对鸟群觅食行为的研究.

2.1 经典粒子群优化算法(PSO)

由 n 个粒子组成的群体对 Q 维(就是每个粒子的维数)空间进行搜索.每个粒子表示为: $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iQ})$,每个粒子对应的速度可以表示为: $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iQ})$,每个粒子在搜索时要考虑两个因素:

(1) 自己搜索到的历史最优值 $P_i, P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iQ}), i = 1, 2, 3, \dots, n$.

(2) 全部粒子搜索到的最优值 $P_g, P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gQ})$,注意这里的 P_g 只有一个.

追随这两个最优值,粒子根据公式(10)、(11)分别对自己的速度和位置进行更新,直至满足迭代终止条件.

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1\xi(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2\eta(p_{gd}^k - x_{id}^k); \quad (10)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + rv_{id}^{k+1}. \quad (11)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n; d = 1, 2, \dots, Q; w$ 是保持原来速度的系数,叫做惯性权重; c_1 和 c_2 是加速因子,通常设置为2; ξ, η 是 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数; r 是对位置更新的时候,在速度前面加的一个系数,叫做约束因子,通常设置为1.

2.2 改进的粒子群优化算法(MPSO)

针对经典 PSO 存在的问题,笔者提出改进的粒子群优化算法.改进方法如下:

(1) 粒子的迭代寻优^[9-10]过程中,在初始阶段,搜索进程较快,步长较大,要求有较大惯性权重 w ,同时各粒子平均适应值和群体最小适应值之差比较小;当粒子接近最优解所在区域时,粒子又将进行精细搜索,此时要求惯性权重 w 较小,同时平均适应值和群体最小适应值之差比较大.因此笔者提出, w 可以随着适应度值的变化而动态改变,如式(12)示:

$$w = w_{\min} + (f_v(j) - f_{\min}) \cdot (w_{\max} - w_{\min}) / (f_{\text{vag}} - f_{\min}). \quad (12)$$

式中: w_{\max}, w_{\min} 分别为最大,最小惯性权重; $f_v(j), f_{\text{vag}}, f_{\min}$ 分别为粒子当前适应度值、平均适应度值、群体最小适应度值.

由式(12)可以得出,在初始阶段粒子会出现“聚集”现象,算法陷入局部最小,这时粒子平均适应值和群体最小适应值之差比较小,而 $(f_v(j) - f_{\min}) / (f_{\text{vag}} - f_{\min})$ 的值较大,所以惯性权重较大,算法从局部极值区域中跳出,扩大粒子搜索范围,找到全局最优解.在晚期粒子会比较发散,平均适应值和群体最小适应值之差比较大, $(f_v(j) - f_{\min}) / (f_{\text{vag}} - f_{\min})$ 的值较小,所以惯性权重 w 较小,加强粒子局部搜索.这样, w 可以随着适应度值的变化而动态改变,能够适应粒子动态搜索的性能^[11].

(2) 引入变异因子.即如果当前适应度值 $f_v(j) > f_{\text{vag}}$,就对粒子进行变异操作,重生粒子.再进行迭代寻优.否则,则按式(10)、(11)进行更新.因此,粒子可以根据自己的适应度值来决定是否进行变异从而调整自己的位置,进而提高粒子探索新空间的能力,可以有效地避免陷入局部极小.

3 算法实现

3.1 算法步骤

(1) 数据的采集.采集历史风速数据 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$;

(2) 数据平稳化处理.对原始数据进行相应的预处理有利于加快模型的样本训练速度和收敛速度,提高预测精度.笔者采用归一化处理方法:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}};$$

(3) 确定 SVM 模型所需的运行参数,确定 MPSO 优化算法的各运行参数,建立 SVM 回归

模型;

(4) 预测模型参数的选择. 用笔者提出的 MPSO 优化算法对惩罚因子 C 和核函数宽度系数 σ 进行寻优. C 的寻优范围为 $[0.01, 100]$, σ 的寻优范围为 $[0.01, 256]$;

(5) 训练支持向量机;

(6) 对风速进行回归预测;

(7) 对功率进行拟合. 由预测出来的风速对功率进行拟合.

3.2 风电场功率预测

笔者以江西省某风电场为例,该风力发电场单台机组的额定功率为 1.5 MW,且切入风速 v_i 、额定风速 v_r 、切出风速 v_o 分别为 4, 15, 22 m/s. 其变桨距风电机组功率特性曲线如图 1 所示.

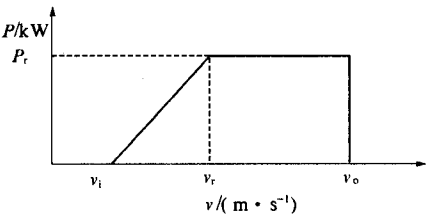


图 1 功率特性曲线
Fig.1 The curve of power feature

则可通过经验公式(13) 得到预测功率

$$P = \begin{cases} 0, & v < v_i \text{ 或 } v \geq v_o; \\ \frac{v - v_i}{v_r - v_i} P_r, & v_i \leq v < v_r; \\ P_r, & v_r \leq v < v_o. \end{cases} \quad (13)$$

4 算例分析

基于历史数据的短期风电功率预测一般都小于 4 h,这是因为:基于历史数据的风电功率预测的依据是大气在短时间内具有连续性和稳定性,因此可以根据过去近几个小时的数据来外推得到未来几个小时的可能取值;但如果时间再长,则必须要根据气象预报来获得大气的变化情况. 本文以江西某风电场的风速和功率数据作为算例验证,用 MATLAB7.8 编程仿真,并用网格寻优方法优化支持向量机^[12]对风速和功率进行建模预测,本文的输入都是预测点前 50 个数据. 通过 500 组的训练,最后用 50 个点作为测试,用这 50 个点预测未来 24 点即提前 4 h 预测,仿真结果如图 2、表 1 所示.

由预测得到的风速及公式(13) 用 MATLAB7.8 编程对功率进行拟合,结果如图 3、表 2

所示.

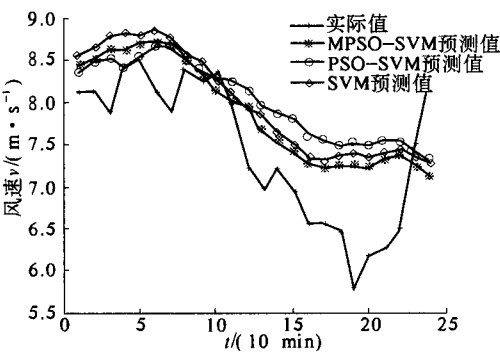


图 2 风速曲线
Fig.2 Wind speed curve

表 1 不同模型的风速误差对比

| 风速误差 | MPSO-SVM | PSO-SVM | SVM |
|--------|----------|---------|---------|
| 均方根误差 | 0.102 8 | 0.124 3 | 0.114 3 |
| 平均相对误差 | 0.082 6 | 0.097 1 | 0.094 8 |
| 最大相对误差 | 0.256 1 | 0.299 2 | 0.276 6 |

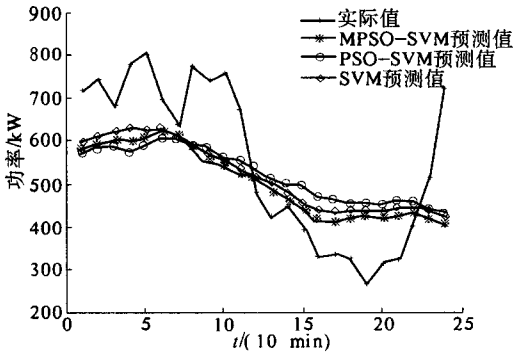


图 3 功率拟合曲线
Fig.3 Power fitting curve

表 2 不同模型的功率误差对比

| 功率误差 | MPSO-SVM | PSO-SVM | SVM |
|--------|----------|---------|---------|
| 均方根误差 | 0.246 6 | 0.293 0 | 0.257 2 |
| 平均相对误差 | 0.214 3 | 0.257 4 | 0.220 5 |
| 最大相对误差 | 0.581 7 | 0.702 2 | 0.639 0 |

由表 1 可知, MPSO-SVM 预测模型对风速提前 4 h 的预测,其均方根值、平均相对误差都要小于 PSO-SVM 和 SVM 模型的误差,最大相对误差也要小于 PSO-SVM 和 SVM 模型的误差,预测效果比其它模型好. 从图 2 可以看出,预测曲线逼近真实值,同时在对样本进行训练时, MPSO-SVM 模型较其它模型训练速度快,能较快地收敛,从而验证了 MPSO-SVM 模型的高效性. 从表 2 可看出,在对功率拟合时效果欠佳,直接的线性拟合可能

会出现个别点的误差特别大,这在很大程度上是由于风速的随机性很强,这是风电功率预测时现有方法都难以解决的问题,有待进一步的研究。

5 结束语

通过改进的粒子群算法克服了经典粒子群算法存在的问题,同时也要优于一些其他的优化方法.算例分析表明:经 MPSO 优化的 SVM 模型应用于短期风电功率预测是有效的,其预测精度有所提高。

参考文献:

- [1] 戴慧珠,陈默子,王伟胜,等.中国风电发展现状及有关技术服务[J].中国电力,2005,38(1):80-84.
- [2] 杨秀媛,肖洋,陈输勇.风电场风速和发电功率预测研究[J].中国电机工程学报,2005,25(11):1-5.
- [3] 李俊芳,张步涵,谢光龙,等.基于灰色模型的风速-风电功率预测研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(19):151-159.
- [4] 武小梅,白银明,文福拴.基于RBF神经网络的风电功率短期预测[J].电力系统保护与控制,2011,39(15):80-83.
- [5] 李国正,王猛,曾华军.支持向量机导论[M].北京:电子工业出版社,2004.
- [6] CORTES C,VAPNIK V. Support vector networks[J]. Machine Learning,1995,20(2):273-297.
- [7] 纪震,廖惠连,吴青华.粒子群算法及应用[M].北京:科学出版社,2009.
- [8] 龚松建,袁宇浩,王莉,等.基于PSO优化LS-SVM的短期风速预测[J].可再生能源,2011,29(2):22-27.
- [9] KENNEDY J,EBERHART R. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceeding Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE Service Center, 1995:39-43.
- [10] KENNEDY J,EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE Press,1995:1942-1948.
- [11] 陆宁,武本令,刘颖.基于自适应粒子群优化的SVM模型在负荷预测中的应用[J].电力系统保护与控制,2011,39(15):43-46.
- [12] 戚双斌,王维庆,张新燕.基于支持向量机的风速与风功率预测方法研究[J].华东电力,2009,37(9):1600-1603.

Short-term Wind Power Prediction Based on Modified Particle Swarm Optimization Algorithm

XU Min¹, YUAN Jian-zhou¹, LIU Si-xin², CHANG Jun-fu

(1. Information Engineering School, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. Jiangxi An'fu Power Supply Company, An'fu 343200, China; 3. Henan Power Supply Company, Yuzhou 461670, China)

Abstract: In view of the parameter selection problems existing in the traditional support vector machine (SVM) model in wind power prediction, this paper puts forward a new forecasting model: with modified particle swarm optimization algorithm (MPSO) for the optimal parameters of the SVM model, the classical PSO is a global optimization algorithm. Based on it, the modified PSO (MPSO) is proposed. Results show that the SVM model optimized by the MPSO is effective in short-term wind power prediction, and the prediction precision is improved.

Key words: SVM; wind power prediction; MPSO; precision