

DOI: 10.7667/PSPC150630

基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测

王宁¹, 谢敏², 邓佳梁², 刘明波², 李嘉龙¹, 王一¹, 刘思捷¹

(1. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510600;

2. 华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 提出基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测方法。其中, 支持向量机模型以多种社会经济数据为输入参数, 年最大降温负荷值为输出参数。在训练过程中采用网格搜索法对支持向量机回归模型参数进行优化; 回归分析中, 综合采用线性、二次和三次多元回归的组合模型; 最后利用最优组合预测方法将二者组合。采用广东省 2008~2011 年实际负荷数据和社会经济数据为训练样本, 2012~2014 年数据为测试样本, 对支持向量机回归组合预测模型进行验证, 同时也对 2015 和 2020 年最大降温负荷进行预测。结果表明, 预测值与真实值的误差控制在 5% 以下, 验证了该中长期降温负荷预测模型的有效性。目前该预测模型已在广东电网得到实际应用。

关键词: 支持向量机; 多元线性回归; 多项式回归; 组合模型; 中长期降温负荷预测

Mid-long term temperature-lowering load forecasting based on combination of support vector machine and multiple regression

WANG Ning¹, XIE Min², DENG Jialiang², LIU Mingbo², LI Jialong¹, WANG Yi¹, LIU Sijie¹

(1. Power Dispatch and Control Center of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510600, China;

2. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: A mid-long term temperature-lowering load forecasting method based on support vector machine (SVM) and multiple regression is proposed. A variety of socio-economic data is taken as the input parameter of the SVM model and the maximum temperature-lowering load as the output parameter. Grid search algorithm is used to optimize the parameters of SVM; liner, quadratic and cubic regression are used in multiple regression; finally, the two methods are integrated using optimal combined forecasting method. The SVM and multiple regression model is tested using 2008-2011 data as training sample, and 2012-2014 data as test sample. The 2015 and 2020 annual maximum temperature-lowering load are forecasted as well. The result shows that the error between the predicted value and the real value can be kept in 5%, which shows the model is effective to do mid-long term temperature-lowering load forecasting. Currently, the prediction model has been applied in Guangdong power grid.

This work is supported by Youth Fund of National Natural Science Foundation of China (No. 50907023).

Key words: support vector machine; multiple linear regression; nonlinear regression; combined model; mid-long term temperature-lowering load forecasting

0 引言

全球气候变暖, 极端高温天气持续出现, 使电网中以空调为代表的降温负荷容量迅速增长, 降温负荷开启频率和开启时间呈逐年上升趋势。降温负

荷的急剧增长, 已成为目前夏季电网负荷屡创新高和电力紧缺的主要原因。研究表明, 不断增长的降温负荷会给电网的负荷特性带来负面影响^[1]。准确预测降温负荷的大小不仅有利于提高电网负荷预测的准确度, 还有利于电力部门制定夏季负荷高峰时段的有效调控措施, 对确保电网迎峰度夏时的有序供电具有十分重要的意义。

中长期降温负荷预测主要是对于未来 5~10 年

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目 (50907023); 中国南方电网有限责任公司科技项目 (K-GD2012-006)

的降温负荷进行预测,其主要特点有:(1) 预测样本量少,通常选用对样本要求较少的预测模型;(2) 预测时间跨度大,间隔至少为一年;(3) 预测影响因素多且杂,国家政策、经济形势、居民消费意识等都有可能产生影响。降温负荷预测常用方法有传统的基于参数估计的预测方法和基于非参数估计的预测方法。其中,前者主要包括时间序列分析法、多元线性回归法等,后者通常有支持向量机、灰色模型预测方法以及基于模拟退火和神经网络等多种人工智能组合预测算法等。文献[2]指出,普通的多元回归方法预测降温负荷时存在非线性局限性,并提出了一种改进的多元回归方法,其预测效果可以达到非线性方法精度。文献[3]提出基于季节性的时间序列法,该方法适合于负荷波动规律的空调负荷预测。文献[4-5]采用 BP 神经网络法进行降温负荷预测,且文献[5]采用果蝇算法(FOA)对 BP 神经网络存在的过拟合、收敛慢、易陷入局部最优等进行优化改进,预测结果总体优于传统 BP 神经网络,预测误差大多在 2.5%~4%之间。文献[6]采用最小二乘支持向量机(LS-SVM)进行建筑物降温负荷预测,该方法学习速度快,其预测值的平均绝对相对误差相对于 BP 神经网络法的预测结果能够减少 2.53%。可见,对于中长期降温负荷预测这一典型的小样本预测对象而言,支持向量机以其优良的学习速度,在降温负荷预测领域具有广阔的发展前景。这也是本文将支持向量机方法应用到中长期降温负荷预测领域的主要动因之一。

为了进一步增强支持向量机方法的适应性,通常应在预测模型中加入对支持向量机参数的优化过程,本文采用网格搜索法对支持向量机参数进行了优化;同时,为进一步提高预测精度和增强预测模型的鲁棒性,我们将支持向量机与回归分析法相结合,提出了一种组合预测模型进行中长期降温负荷预测。其中,回归分析方法结果清晰明了,对于线性特性明显的的数据拟合较好,但对高维变量计算十分复杂,且拟合效果一般,对于非线性数据拟合效果较差;支持向量机方法则是一种基于非线性的拟合方法,其非线性拟合效果较好,而线性拟合效果一般,且无法显示地表达因变量与自变量的关系。将二者结合起来,就能够发挥二者“取长补短”之功效。

本文提出的基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测方法,以社会经济数据为自变量,

最大降温负荷为因变量,进行年最大降温负荷的预测。支持向量机方法采用网格搜索法对参数进行优化后利用历史数据进行训练;多元回归组合模型根据拟合数据的特性综合选择线性、二次、三次多项式中拟合程度最优的模型;最终,运用最优组合预测方法将二者结合得到支持向量机回归组合模型^[7-8]。最后,基于广东省和广州市 2008~2014 年实际历史数据的算例验证了本文所提预测方法的合理性和有效性,在此基础上,利用 2015 年和 2020 年社会经济数据对该年的最大降温负荷做出预测。

1 支持向量机回归组合模型原理

1.1 支持向量机及其参数优化

支持向量机(SVM, Support Vector Machine)由贝尔实验室的 Vapnik 等人于 1995 年提出,是一种基于统计学习理论的学习方法。支持向量机基于结构风险最小化原则,即,经验风险最小化的同时置信区间亦较小,从而对未来样本有较好的推广性^[9]。支持向量机的基本原理是寻找一个既能将样本无误分开,又能使分类间隔(Margin)最大的最优分类线,如图 1 中 H 所示。对于样本非线性可分的情况,可先通过非线性变换将输入变量 x 映射到一个高维空间(Hilbert 空间)中,在高维空间中进行分类运算,得到最优分类面,从而将样本无错误分开。支持向量机根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能

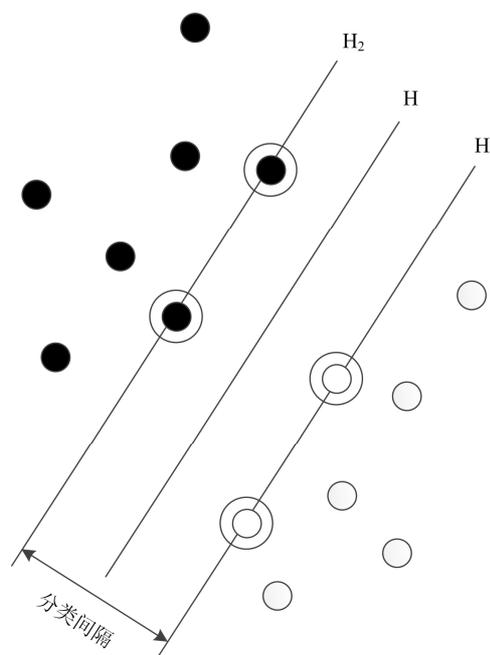


图 1 最优分类面示意图

Fig. 1 Optimal classification face sketch

力之间寻找最佳折衷,使得结构风险最小化,以获得最好的学习泛化能力。因此,该方法能够较好地解决小样本、非线性、高维数问题,常被用于识别^[10-11]和预测^[12]。

通过构造损失函数,并基于结构风险最小化思想,支持向量机通常采用以下极小化优化模型来确定回归函数^[13-15],即

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i^* + \xi_i) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - \omega \cdot \phi(\mathbf{x}) - b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ (\omega \cdot \phi(\mathbf{x})) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (2)$$

式中: ω 为权值向量; $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ 为模型复杂性的表达式; C 为平衡系数; ξ_i^* 、 ξ_i 为松弛因子; $\phi(\mathbf{x})$ 是将数据映射到高维空间的非线性变换; b 为偏置; ε 为误差上限。

引入 Lagrange 乘子 α_i 和 α_i^* , 式(1)、式(2)所示的优化模型可转化为以下对偶优化问题予以求解:

$$\max -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) k(X_i, X_j) + \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i^* (y_i - \varepsilon) - \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i - \varepsilon)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^m \alpha_i = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C (i=1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (4)$$

求解上述问题可得到支持向量机回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(X_i, \mathbf{x}) + b \quad (5)$$

$k(X_i, X)$ 称为核函数,需满足 Mercer 条件,本文选取高斯 RBF 核函数^[16-18],为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2), g > 0 \quad (6)$$

可见,在支持向量机计算过程中涉及到两个参数,即,权重系数 C 和核函数参数 g 。本文采用网格搜索法进行优化^[19]。

1.2 多元回归分析法

多元回归分析法是建立在相关性原理基础上的处理变量之间相关关系的数理统计方法,通常包括多元线性回归,多项式回归,指数、对数回归等^[20-21]。

以多元线性回归和多项式回归模型为例,其一般形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{x}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (7)$$

其中: \mathbf{x} 为 $n \times (m+1)$ 维的自变量向量,多元回归模型中,各列之间有 $\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_2^{i-1}$ ($i=1, \dots, m+1$) 的关系; \mathbf{y} 为 $n \times 1$ 维因变量向量; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为残差,是去除自变量对 \mathbf{y} 的影响后的随机误差; $(m+1)$ 维列向量 $\boldsymbol{\beta}$ 为偏回归系数向量,通常可采用最小二乘法求取,即, $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}^T \mathbf{y}$ 。

在求得多元回归模型的各个回归系数后,还需要根据统计原理从拟合程度 R^2 和回归系数显著性 F-检验法^[22]两个方面对回归结果进行必要的检验和评价,以验证模型的合理性和可用性。

1.3 支持向量机回归组合模型

(1) 最优组合预测方法

设已有年最大降温负荷数据序列 x_1, x_2, \dots, x_n , 两种方法对其拟合的预测值为 $\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}, \dots, \hat{x}_{in}$, $i=1, 2$, 则各点的拟合残差为

$$e_{it} = \hat{x}_{it} - x_t \quad (i=1, 2; t=1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

各方法拟合方差(残差平方和)为

$$h_{ii} = \sum_{t=1}^n e_{it}^2, i=1, 2 \quad (9)$$

设两种预测方法拟合残差分别为 e_{1t} 和 e_{2t} , 则二者的拟合协方差为

$$h_{12} = h_{21} = \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t} \quad (10)$$

设多元回归模型和支持向量机模型的组合权系数分别为 w_1 和 w_2 , 则组合模型的拟合结果为

$$\hat{x}_t = w_1 \hat{x}_{t1} + w_2 \hat{x}_{t2}, (t=1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

在预测过程中,若预测方法的拟合方差较小,则说明方法的拟合程度较高,可信度也更高,故通过最小化拟合方差的方法来求 w_1 和 w_2

$$\min z = \sum_{t=1}^n (\hat{x}_t - x_t)^2$$

$$\text{s.t.} \quad w_1 + w_2 = 1 \quad (12)$$

$$w_1, w_2 \geq 0$$

结合式(8)~式(11),上式可写为矩阵形式为

$$\min z = \mathbf{W}^T \mathbf{H} \mathbf{W}$$

$$\text{s.t.} \quad \mathbf{e}^T \mathbf{W} = 1 \quad (13)$$

$$\mathbf{W} \geq 0$$

其中: $H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}$; $W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$; $e = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ 。上式

是以 W 决策变量的非线性规划问题, 求解该问题即可得到各预测方法对应的权系数。

(2) 支持向量机回归组合模型预测步骤

将支持向量机与回归组合模型组合, 得到支持向量机回归组合模型, 主要步骤如下:

Step 1. 利用网格法搜索最优支持向量机训练参数, 并利用样本集对支持向量机进行训练, 用训练过的模型进行预测得到预测值 y_1 ;

Step 2. 根据样本数据特性选择多元回归方法, 采用线性或二次、三次多项式回归, 利用 F-检验法检验变量拟合显著性, 选择显著性达到要求的变量建立回归方程, 检验拟合程度 R^2 , 根据得到的回归方程求得预测值 y_2 ;

Step 3. 根据最优组合预测方法, 求得两种预测方法对应的权系数 w_1 和 w_2 , 并形成支持向量机回归组合模型输出:

$$y = w_1 y_1 + w_2 y_2 \quad (14)$$

式中, y 是组合模型的输出变量。

2 实例验证

以广东省和广州市 2008~2014 年的逐年最大降温负荷数据和社会经济数据为实例, 分别对广东省和广州市的降温负荷进行预测, 验证模型可靠性, 并对未来的 2015 和 2020 年最大降温负荷进行预测。其中, 社会经济数据考虑第一产业产值、第二产业产值、第三产业产值、国内生产总值、固定资产投资、消费品零售总额、城市/农村居民的收入支出、人口数量以及人均用电量等, 数据详见本文附录中表 1 与表 2。

根据 1.3 节步骤, 分别以广东省和广州市社会经济数据为自变量, 广东省和广州市的最大降温负荷分别为因变量; 并分别以二者 2008~2011 年的社会经济数据和年最大降温负荷数据作为训练集, 2012~2014 年以及 2015 和 2020 年的相应数据作为测试集进行预测, 预测结果及误差如表 1、表 2 所示。

表 1 3 种方法预测广东省降温负荷结果对比

Table 1 Results of 3 methods forecasting Guangdong temperature-lowering load

单位: MW

方法	2012 年 真实值	2012 年 预测值	相对误差 百分比	2013 年 真实值	2013 年 预测值	相对误差 百分比	2014 年 真实值	2014 年 预测值	相对误差 百分比	2015 年 预测值	2020 年 预测值
支持向量机		20 979	1.45%		22 181	5.69%		22 688	8.99%	24 420	27 747
多元回归法	21 289	21 328	0.19%	23 519	22 701	3.48%	24 930	24 756	0.70%	25 406	32 450
本文方法		209 84	1.43%		22 543	4.15%		24 176	3.02%	25 106	31 019

表 2 3 种方法预测广州市降温负荷结果对比

Table 2 Results of 3 methods forecasting Guangzhou temperature-lowering load

单位: MW

方法	2012 年 真实值	2012 年 预测值	相对误差 百分比	2013 年 真实值	2013 年 预测值	相对误差 百分比	2014 年 真实值	2014 年 预测值	相对误差 百分比	2015 年 预测值	2020 年 预测值
支持向量机		4 266	0.84%		4 434	0.59%		4 757	0.66%	4 978	5 927
多元回归法	4 230	4 441	4.91%	4 460	4 645	4.14%	4 726	4 898	3.64%	5 151	6 416
本文方法		4 274	1.02%		4 452	0.18%		4 785	1.24%	5 012	6 022

综合表 1 和表 2 可以看到, 表 1 中多元回归法的误差最小, 表 2 中, 支持向量机方法的预测误差较小, 而本文方法预测误差居中或最小。可见, 在对广东省和广州市降温负荷预测中, 本文提出的支持向量机回归组合方法具备良好的预测效果稳定性, 且误差均保持在工程可以接受范围内。

3 结语

本文提出了一种基于支持向量机回归组合模型

的中长期降温负荷预测方法。该方法将支持向量机方法和多元回归方法通过最优组合预测方法加权组合, 其中支持向量机参数采用网格搜索法进行优化, 多元回归方法不再局限在线性回归, 而是根据数据特性选择线性回归或二次、三次多项式回归。此方法综合了支持向量机的非线性优势和多元回归的线性优势。运用在广东省和广州市最大降温负荷预测的实例验证中发现, 本文所提方法预测效果良好, 预测误差均在工程范围内, 符合实际需要。

附录

表 1 广东省社会经济及年最大降温负荷数据

Table 1 Guangdong socio-economic and annual maximum temperature-lowing load data

年份	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
第一产业总产值/亿元	1 973.05	2 010.27	2 286.98	2 665.2	2 847.26	3 047.51	3 166.67
第二产业总产值/亿元	18 502.2	19 419.7	23 014.53	26 447.38	27 700.97	29 427.49	31 345.77
第三产业总产值/亿元	16 321.46	18 052.59	20 711.55	24 097.7	26 519.69	29 688.97	33 279.8
国内生产总值 GDP/亿元	36 796.71	39 482.56	46 013.06	53 210.28	57 067.92	62 163.97	67 792.24
人均国民生产总值/元	37 638	39 436	44 736	50 807	54 095	58 540	62 997.8
固定资产年投资总值/亿元	11 165.06	13 353.15	16 113.19	16 843.83	19 307.53	22 828.65	25 928.09
消费品年零售总额/亿元	12 986.6	14 891.78	17 414.66	20 246.72	22 677.11	25 453.93	28 471.15
城市居民人均年可支配收入/元	19 732.86	21 574.72	23 897.8	26 897.48	30 226.71	33 090.05	35 477.43
农村居民人均年纯收入/元	6 399.77	6 906.93	7 890.25	9 371.73	10 542.84	11 669.31	12 670.496
城市居民年平均消费支出/元	15 527.97	16 857.51	18 489.53	20 251.82	22 396.35	24 133.26	25 749.933
农村居民年平均消费支出/元	4 872.96	5 019.81	5 515.58	6 725.55	7 458.56	8 343.45	8 910.518 7
非农人口/万人	4 297.78	4 358.05	4 443.96	4 505.68	4 504.96	4 727.49	4 738.086 7
农业人口/万人	3 950.53	3 990.01	4 054.37	4 111.72	4 090.05	4 031.97	4 114.575 3
居民人均生活用电量/kWh	484.38	680.97	536.6	594.74	653.89	669.9	693.863 33
年最大降温负荷/MW	15 355	18 819	18 800	19 121	21 289	23 519	24 930

表 2 广州市社会经济及年最大降温负荷数据

Table 2 Guangzhou socio-economic and annual maximum temperature-lowing load data

年份	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
第一产业总产值/亿元	167.72	172.71	188.56	204.54	213.76	228.46	185.27
第二产业总产值/亿元	3 198.96	3 403.9	4 002.27	4 576.98	4 720.65	5 227.34	5 606.41
第三产业总产值/亿元	4 890.33	5 560.77	6 557.45	7 641.92	8 616.79	9 964.34	10 851.17
国内生产总值 GDP/亿元	8 287.38	9 138.21	10 748.28	12 423.43	13 551.21	15 420.14	16 706.87
地区人均生产总值/元	81 233	88 834	87 458	97 588	105 909	119 695	121 951.7
固定资产年投资总值/亿元	2 101.45	2 659.85	3 263.57	3 412.2	3 758.39	4 454.55	4 889.5
消费品年零售总额/亿元	3 187.39	3 615.77	4 500.28	5 243.02	5 988.27	6 882.85	7 697.85
城市居民人均年可支配收入/元	25 326.72	27 609.6	30 658.49	34 438.08	38 053.52	42 049.14	42 954.6
农村居民人均年纯收入/元	9 828.12	11 066.69	12 675.55	14 817.72	16 788.48	18 887.04	20 167.26
城市居民年平均消费支出/元	20 835.95	22 820.9	25 011.61	28 209.74	30 490.44	33 157	33 384.74
农村居民年平均消费支出/元	6 837.67	7 742.2	8 985.81	9 903	10 964.52	11 688	12 702.38
非农人口/万人	704.17	714	724.05	732.28	744.03	753.358	763.266
农业人口/万人	78.72	79.23	81.19	81.59	77.42	79.872	79.982 57
居民人均生活用电量/kWh	1 393.55	1 555.98	1 630.44	1 734.66	1 902.44	1 997.604	2 115.215
全社会用电量总计/万 kWh	5 459 185	5 670 810	6 258 983	6 635 544	6 941 253	7 106 900	7 658 542
年最大降温负荷/MW	3 109	3 835	4 052	4 190	4 230	4 460	4 726

参考文献

[1] 赖敏, 洪斌. 降温采暖负荷对华中电网日负荷特性的影响[J]. 电力技术经济, 2007, 19(3): 30-33.
LAI Min, HONG Bin. The influences of the air conditioning load on the daily load characteristics of Central China Power Grid[J]. Electric Power Technology Economics, 2007, 19(3): 30-33.

[2] 赵波峰, 文远高, 侯志坚. 一种改进的多元线性回归空调负荷预测模型[J]. 制冷空调与电力机械, 2011, 32(4): 49-51.

ZHAO Bofeng, WEN Yuangao, HOU Zhijian. An improved multiple linear regression model of air conditioning load prediction[J]. Refrigeration Air Conditioning & Electric Power Machinery, 2011, 32(4): 49-51.

[3] 孙靖, 程大章. 基于季节性时间序列模型的空调负荷预测[J]. 电工技术学报, 2004, 19(3): 88-93.
SUN Jing, CHENG Dazhang. Air-conditioning load prediction based on seasonal time series methods[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2004, 19(3): 88-93.

- [4] 糜作维. 基于 BP 人工神经网络的空调降温负荷预测[J]. 电力需求侧管理, 2010, 12(4): 27-30.
MI Zuowei. Forecast the air conditioners load based on BP neural network[J]. Power Demand Side Management, 2010, 12(4): 27-30.
- [5] 秦砺寒, 李顺昕, 韩江磊, 等. 基于 FOA 优化的 BP 神经网络在夏季空调降温负荷预测中的应用[J]. 华东电力, 2014, 42(12): 2708-2712.
QIN Lihan, LI Shunxin, HAN Jianglei, et al. Application of BP neural network optimized by FOA in the forecasting of summer air-conditioning cooling load[J]. East China Electric Power, 2014, 42(12): 2708-2712.
- [6] LI Xuemei, LU Jinhui, DING Lixing, et al. Building cooling load forecasting model based on LS-SVM[C] // Asia-Pacific Conference on Information Processing, Shenzhen, 2009: 55-58.
- [7] 唐小我, 马永开, 曾勇, 等. 现代组合预测和组合投资决策方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 56-77.
- [8] 康重庆, 夏清, 刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007: 112-130.
- [9] 关颖. 支持向量机在电力系统短期负荷预测中的应用[D]. 天津: 天津大学, 2006.
- [10] 边莉, 边晨源. 电网故障诊断的智能方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(3): 146-153.
BIAN Li, BIAN Chenyuan. Review on intelligence fault diagnosis in power networks[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(3): 146-153.
- [11] 肖剑, 周建中, 李超顺, 等. 基于混合蜂群算法特征参数同步优化支持向量机的水电机组轴心轨迹识别方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(21): 26-32.
XIAO Jian, ZHOU Jianzhong, LI Chaoshun, et al. Identification of shaft orbit of hydropower unit by simultaneous optimization of feature parameters and support vector machine based on hybrid artificial bee colony[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(21): 26-32.
- [12] 刘爱国, 薛云涛, 胡江鹭, 等. 基于 GA 优化 SVM 的风电功率的超短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(2): 90-95.
LIU Aiguo, XUE Yuntao, HU Jianglu, et al. Ultra-short-term wind power forecasting based on SVM optimized by GA[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(2): 90-95.
- [13] 李海生. 支持向量机回归算法与应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2005.
- [14] 李霄, 王昕, 郑益慧, 等. 基于改进最小二乘支持向量机和预测误差校正的短期风电负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(11): 63-69.
LI Xiao, WANG Xin, ZHENG Yihui, et al. Short-term wind load forecasting based on improved LSSVM and error forecasting correction[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(11): 63-69.
- [15] 王贺, 胡志坚, 张翌晖, 等. 基于聚类经验模态分解和最小二乘支持向量机的短期风速组合预测[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4): 237-245.
WANG He, HU Zhijian, ZHANG Yihui, et al. A hybrid model for short-term wind speed forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and least squares support vector machines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 237-245.
- [16] 陈伟根, 滕黎, 刘军, 等. 基于遗传优化支持向量机的变压器绕组热点温度预测模型[J]. 电工技术学报, 2014, 29(1): 44-51.
CHEN Weigen, TENG Li, LIU Jun, et al. Transformer winding hot-spot temperature prediction model of support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(1): 44-51.
- [17] 刘祥楼, 贾东旭, 李辉, 等. 说话人识别中支持向量机核函数参数优化研究[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(7): 1669-1673.
LIU Xianglou, JIA Dongxu, LI Hui, et al. Research on kernel parameter optimization of support vector machine in speaker recognition[J]. Science Technology and Engineer, 2010, 10(7): 1669-1673.
- [18] 王东, 史晓霞, 尹交英. 不同核函数的支持向量机用于空调负荷预测的对比研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(增刊 1): 531-535.
WANG Dong, SHI Xiaoxia, YIN Jiaoying. Prediction on hourly load of air conditioning by RBF support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(S1): 531-535.
- [19] 庄楚强, 何春雄. 应用数理统计基础[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2013.
- [20] 曲俊华, 倪家明. 多元回归模型分析与设计实现[J]. 中国电力教育, 2007(Z2): 140-142.
- [21] 汪洋. 基于多元回归算法的电量分析系统的设计与实现[D]. 长沙: 湖南大学, 2012.
WANG Yang. The design and implementation of power analysis system based-on multiple regression algorithm[D]. Changsha: Hunan University, 2012.
- [22] 甘霖. 组合预测模型在中长期电力负荷预测中的应用[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2012.

收稿日期: 2015-04-15; 修回日期: 2015-07-09

作者简介:

王宁(1984-), 男, 工学硕士, 工程师, 研究方向为电网调度运行策划;

谢敏(1978-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统优化运行与控制;

邓佳梁(1992-), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统负荷预测和优化运行. E-mail: jl.deng@foxmail.com

(编辑 葛艳娜)