

# 基于 ADE-SVM 和模糊理论的电力系统中期负荷预测

翟永杰, 刘林, 王朋

(华北电力大学自动化系, 河北 保定 071003)

**摘要:** 在基于支持向量机(SVM)的电力系统中期负荷预测的基础上, 针对 SVM 参数难以确定的问题, 在引进微分进化(DE)算法优化 SVM 参数的基础上, 为了减少 DE 的寻优时间, 提高全局搜索能力, 用基于学习样本集噪声估计的方法确定 SVM 参数的范围作为 DE 的寻优范围, 以指导 DE 寻优。同时, 引进自适应算子, 采用参数自适应 DE(ADE)算法选择 SVM 参数。由于影响负荷的气温因素是模糊的, 利用隶属度函数对气温因素进行模糊化处理, 进一步提高了预测精度。将上述方法用于欧洲智能技术网络(EUNITE)竞赛数据的中期电力负荷预测, 结果表明, 该方法能够准确预测负荷变化, 且比其他算法具有更高的预测精度, 为电力系统负荷预测提供了重要手段。

**关键词:** 中期负荷预测; 支持向量机; 微分进化算法; 自适应; 模糊理论

## Mid-term load forecasting based on ADE-SVM and fuzzy theory

ZHAI Yong-jie, LIU Lin, WANG Peng

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** Based on mid-term load forecasting with support vector machine (SVM) for power system, since SVM parameters are hard to be determined, the differential evolution (DE) algorithm is introduced. And to reduce the optimal time of DE and improve the global search ability, the method based on noise estimation of training sample is applied to determine the scope of SVM parameters as the scope of DE optimal, to guide optimal of DE. Meanwhile, the adaptive operators are introduced, and self-adaptive DE (ADE) algorithm is applied to optimize SVM parameters. Due to the influence of the temperature to load is vague, the membership function is used to fuzz the temperature to further improve the prediction accuracy. This method is used to mid-term load forecasting of European intelligence technology network (EUNITE) data, the results show that the method can accurately predict load changes, having higher prediction precision than other algorithms, which provides an important method for the power system load forecasting.

**Key words:** mid-term load forecasting; support vector machine(SVM); differential evolution (DE); self-adaptive; fuzzy theory

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2012)08-0110-06

## 0 引言

电力负荷预测是电力系统调度、用电、计划等部门的一项重要日常工作, 是制订购电计划和安排运行方式的主要依据。为了提高电网运行的安全性和经济性, 以改善供电质量, 电力系统运行调度对负荷预测精度的要求不断提高<sup>[1]</sup>。这一领域因此相继出现了各种预测方法。支持向量机具有全局最优、结构简单、泛化能力强等优点而被广泛地应用于电力系统负荷预测领域, 并取得了比神经网络和模糊模型更好的效果<sup>[1-3]</sup>。SVM的性能很大程度上

依赖于其学习参数, 近年来, 陆续出现了相关的优化算法对这些参数进行在线优化, 例如, 遗传算法(GA)、模拟退火(SA)算法和微粒群(PSO)算法, 这些方法较传统方法虽缩短了寻优时间, 提高了寻优精度, 但是GA和SA算法本身较为复杂, 计算时间较长, PSO算法则容易陷入局部最优而导致寻优效率下降。微分进化算法<sup>[4]</sup>是一种新型的全局优化算法, 它在很多优化问题中都表现出优于SA、GA和PSO等算法的性能, 尤其对SVM参数寻优时的多峰函数优化问题, DE算法的效率要明显高于PSO算法<sup>[5]</sup>。为了进一步提高DE算法的全局搜索能力和收敛速率, 先用基于学习样本集噪声估计的方法获得SVM参数的大致范围, 以指导DE寻优, 再用自

适应算法获得DE参数实现在线寻优。

在电力负荷预测中, 影响负荷的因素很多, 包括日期、气象因素等, 这些因素如何影响负荷是不确定的或模糊的。为了提高负荷预测的精度, 近年来采用模糊理论来将各影响因素模糊化的方法越来越受到关注, 且取得了较好的效果<sup>[6-8]</sup>。基于此, 本文进一步引入了模糊理论, 用隶属度函数对气温因素进行模糊化来提高预测精度。

基于以上两点, 本文提出了基于ADE-SVM和模糊理论的电力系统中期负荷预测方法, 即用参数自适应微分进化(ADE)算法来对SVM的学习参数进行在线优化, 用模糊理论将气温因素模糊化, 从而改进和完善SVM负荷预测算法和模型, 并用该方法预测一个月中每一天的最大负荷, 降低了预测误差, 提高了预测精度, 取得了良好的预测效果。

## 1 微分进化算法

### 1.1 标准 DE 算法

DE算法是一种基于种群进化的实数编码的优化算法, 是对候选解的种群进行操作, 而不只是对单一解进行操作<sup>[9]</sup>。其他进化算法的变异主要依靠随机分布函数, 而DE算法依靠随机选取的一对目标向量的差分。目标向量的分布主要依赖目标函数的特性, 因此这种变异方式使得DE算法的搜索方式更适合于目标函数, 从而具有更强的鲁棒性和全局搜索能力。DE算法主要包括以下几个重要内容:

(1) 初始化。为建立优化搜索的初始点, 种群必须初始化, 其初始化的范围应涵盖整个解的空间。在问题的可行解空间随机初始化种群 $X^0=[x_{i,1}^0, x_{i,2}^0, \dots, x_{i,Np}^0]$ ,  $Np$ 为种群规模。 $x_i^0=[x_{i,1}^0, x_{i,2}^0, \dots, x_{i,D}^0]$ 为进化个体, 用来表征问题解,  $D$ 为优化问题的维数。

(2) 变异。利用式(1), 对第 $G$ 代的每一个个体 $x_i^G$ 实施变异操作, 得到相应的变异个体 $v_i^{G+1}$ , 即

$$v_i^{G+1} = x_{r_3}^G + F(x_{r_1}^G - x_{r_2}^G) \quad (1)$$

式中:  $r_1, r_2, r_3 \in (1, 2, \dots, Np)$ , 且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$ ; 变异率 $F$ 是一个实数, 用来对父代差分向量 $(x_{r_1}^G - x_{r_2}^G)$ 进行放大和缩小控制。

(3) 交叉。将变异得到的个体 $v_i^{G+1}$ 和当前个体 $x_i^G$ 进行二项分布交叉操作, 生成试验个体 $u_i^{G+1}$ , 如式(2)。

$$u_{i,j}^{G+1} = \begin{cases} v_{i,j}^{G+1}, & \text{若 } \text{rand}(j) \leq C_R \\ x_{i,j}^G, & \text{其他} \end{cases} \quad j = k(i) \quad (2)$$

式中:  $\text{rand}(j) \in [0, 1]$ 是一个均匀分布的随机数;  $C_R \in [0, 1]$ , 为交叉概率;  $k(i)$ 是 $\{1, 2, \dots, D\}$ 之间的随机量。

(4) 选择。根据式(3)比较当前个体 $x_i^G$ 和试验个体 $u_i^{G+1}$ 的目标函数值, 取其值小的作为新的种群个体 $x_i^{G+1}$ , 如式(3)。

$$x_i^{G+1} = \begin{cases} u_i^{G+1}, & \text{若 } f(u_i^{G+1}) < f(x_i^G) \\ x_i^G, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $f$  为目标函数。

### 1.2 参数自适应 DE 算法

DE算法的搜索性能在很大程度上取决于算法参数的选取, 包括交叉概率 $C_R$ 和变异率 $F$ 等, 而这些参数在程序具体实施过程中一般难以确定。采用自适应算法, 可根据搜索情况自适应地确定这些参数的值。一般来说, 良好的算法要求在初始阶段有较强的全局搜索能力, 尽可能多地发现全局最优解, 而在后阶段则应有较强的局部搜索能力, 以提高算法的精度和收敛速率。若变异率 $F$ 太大, DE算法近似随机搜索, 搜索效率低下, 求得全局最优解的精度低;  $F$ 太小, 则种群的多样性低, 易出现“早熟”现象<sup>[10]</sup>。对此, 采用如式(4)所示的自适应变异算子。

$$F = F_0 \cdot 2^e \frac{(1 - \frac{G_{\max}}{G_{\max} + 1 - G})}{G_{\max} + 1 - G} \quad (4)$$

式中,  $F_0$  是初始变异参数。由式(4)可知, 在算法开始时, 即 $G=1$ 时,  $F=2F_0$ , 变异率较大, 保持个体的多样性, 避免早熟; 到了后期, 变异率逐步降低接近 $F_0$ , 从而避免最优解遭到破坏。

由式(2)可知, 交叉概率 $C_R$ 越大,  $v_i^{G+1}$ 对 $u_i^{G+1}$ 的贡献越多, 局部搜索能力和收敛速率越高; 反之, 则 $x_i^G$ 对 $u_i^{G+1}$ 的贡献越多, 有利于保持种群的多样性和全局搜索能力<sup>[11]</sup>。因此, 根据粒子群算法的惯性权重思想, 可采用式(5)所示的自适应交叉概率因子, 即

$$C_R = C_{R\min} + G(C_{R\max} - C_{R\min})/G_{\max} \quad (5)$$

式中:  $C_{R\min}$  为最小交叉概率;  $C_{R\max}$  为最大交叉概

率。这样,  $C_R$  随着迭代次数  $G$  的增加而由小变大, 使得在初始阶段  $x_i^G$  对  $u_i^{G+1}$  贡献大, 全局搜索能力增强, 而在后期, 则  $v_i^{G+1}$  对  $u_i^{G+1}$  贡献大, 提高局部搜索能力和收敛速度, 从而使全局搜索和局部搜索能力达到平衡, 算法性能得到提高。

## 2 SVM 及 SVM 参数选择方法

### 2.1 SVM 预测原理

SVM 先用一个非线性映射  $\varphi(x)$ , 将线性不可分的输入空间映射到线性可分的高维特征空间, 映射后的预测模型如式 (6)。

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (6)$$

式中:  $x \in R^d$  是模型的输入, 即影响负荷的相关因素;  $d$  为输入变量的维数;  $f(x) \in R$  是预测量;  $\varphi(x)$  是从输入空间到高维特征空间的非线性映射;  $w$ 、 $b$  为模型参数。

按结构最小化原理, SVM 优化目标可表示为

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \quad & w^T x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, i=1, 2, \dots, N \\ & -w^T x_i - b + y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, i=1, 2, \dots, N \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (7)$$

式中:  $N$  为支持向量个数;  $C$  和  $\varepsilon$  是学习参数, 分别为惩罚参数和不敏感损失参数。以上是有约束的规划问题, SVM 的优点在于利用拉格朗日乘子法将这个有约束的非线性规划问题转化为 Wolfe 对偶问题, 并进行求解得出相应 Lagrange 参数, 最终得到非线性预测模型的表达式为

$$f(x, \alpha) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x) + b \quad (8)$$

式中:  $\alpha_i$ ,  $\alpha_i^*$  为 Lagrange 乘子;  $K(x_i, x_j) = \phi^T(x_i) \phi(x_j)$  为一个满足 Mercer 条件的核函数。这里核函数取径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2) \quad (9)$$

式中,  $\sigma$  是核函数参数。

从上述原理可知, SVM 需要求解一个二次规划的优化问题, 而传统的标准二次型优化技术方法导致训练速度慢。Platt 提出的 SMO 算法是支持向量机的一种有效训练方法, 采用解析的方式避免了复杂的数值求解, 不仅求解速度快, 而且当样本数量较大时仍然有效。因此本文采用了 SMO 算法训练

SVM。

### 2.2 SVM 参数选择方法

SVM 建模时需确定惩罚参数  $C$ , 不敏感损失参数  $\varepsilon$  及核参数  $\sigma$ , 它们的选取直接影响 SVM 算法的精度和推广能力<sup>[1]</sup>。本文利用上节介绍的参数自适应 DE(ADE) 算法来选择这些参数, 选取平均绝对百分误差 (MAPE) 和最大相对误差 (MRE) 作为 SVM 模型评判指标, 其定义为

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{L_i - \hat{L}_i}{L_i} \right| \times 100\% \quad (10)$$

$$MRE = \max |L_i - \hat{L}_i|, i=1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中:  $L_i$  和  $\hat{L}_i$  分别是负荷的真实值和预测值;  $n$  为预测天数。同时将评判指标 MAPE 作为 ADE 的目标函数。

应用 DE 算法来寻找 SVM 算法的参数, 需要设定 SVM 参数的初始范围, 且算法的精度和寻优速度受初始解的影响较大。如果知道 SVM 参数的大致范围, 就可以指导 DE 优化参数的选取, 提高寻优的效果、减少收敛时间。Cherkassky 和 Ma<sup>[12]</sup> 提出了基于学习样本集噪声估计 (noise estimation, NE) 的 SVM 参数选择方法, 该方法通过几个简单的计算式即可得到 SVM 参数, 如式 (12)~式 (15)。这种方法得到的 SVM 参数不是非常精确, 但能代表参数的大致范围, 因此, 本文利用该方法得到 SVM 参数的范围作为 ADE 的寻优范围, 再用 ADE 算法在此参数范围内对参数进行微调, 搜索最佳参数值。

$$C = \max(|\bar{y} + 3\delta_y|, |\bar{y} - 3\delta_y|) \quad (12)$$

其中,  $\bar{y}$  和  $y$  分别是训练数据中输出  $y$  值的均值和标准差。

$$\varepsilon = 3\delta_{\text{noise}} \times [\ln n \times n^{-1}]^{1/2} \quad (13)$$

其中:  $n$  是训练样本的个数;  $\delta_{\text{noise}}$  是训练样本集噪声的标准差, 可运用基于  $k$ -邻域思想进行估计, 其表达式为

$$\delta_{\text{noise}} = \sqrt{\frac{n^{1/5} k}{n^{1/5} k - 1} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2} \quad (14)$$

其中:  $k$  是表征偏差低/高的方差估计值, 是取值为 2~6 间的常数;  $\hat{y}$  是  $y$  的估计值, 可采用低偏差模型得到。

RBF 核函数的宽度  $\sigma$  可根据学习样本输入  $x$  的取值范围  $R(x)$  来确定。对于多维度问题,

$$\sigma^d \sim (0.1-0.5) \quad (15)$$

其中,  $d$  为输入  $x$  的维数, 且要求所有  $d$  维变量的取值均归一化到  $[0,1]$  区间。因此, SVM 参数选择的流程图如图 1 所示。

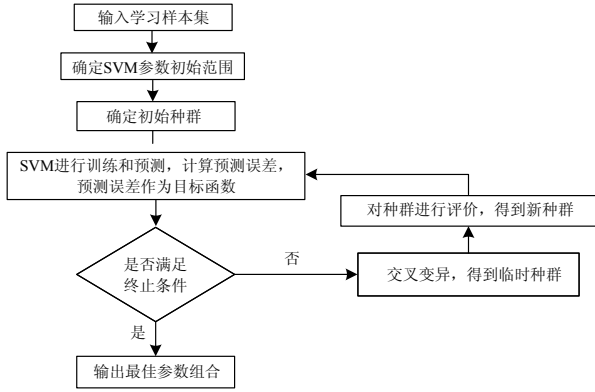


图1 SVM参数优化的流程图

Fig. 1 Flow chart of SVM parameter optimization

### 3 基于 ADE-SVM 的中期负荷预测应用

EUNITE network于2001年8月1日举行了一次全球性的网上中期负荷预测竞赛, 要求竞赛者预测一个月中每天的最大负荷。本文所用的数据来源于这次竞赛组织者提供的资料<sup>[13]</sup>, 从1997年1月1日到1999年1月1日, 包括每30 min一次的电力负荷数据记录、节假日类型和每日平均气温。

#### 3.1 数据的归一化与模糊化处理

影响电力系统负荷的因素较多, 通过主成分分析法剔除了一些对负荷影响较小的因素, 保留影响较大的因素: 历史负荷、气温、星期属性, 将其作为模型输入值, 预测日的最大负荷作为模型输出值。

为避免出现计算饱和现象, 先对负荷数据进行归一化处理, 使负荷数据在  $[0, 1]$  之间。文献<sup>[14]</sup>表明气温对负荷的影响最为显著, 实际生活中的温度是不确定的或者模糊的, 但不是以模糊集合的形式给出的。为提高预测精度, 对于这种输入为非模糊集合的推理过程, 构造特有的隶属度函数, 并引入模糊化的处理过程, 把准确的数值转换成模糊集合。本文将每日的平均气温  $t$  作为输入模糊变量, 其输入变量的模糊划分为低温、中温、高温, 隶属度函数分别如式(16)~式(18), 根据隶属度最大原则, 即可知  $t$  所属的模糊集。

低温的隶属度函数为

$$u_1 = \begin{cases} 0, & t > 5 \\ \frac{5-t}{5+10}, & -10 \leq t \leq 5 \\ 1, & t < -10 \end{cases} \quad (16)$$

中温的隶属度函数为

$$u_1 = \begin{cases} 0, & t < 0 \text{ 或 } t > 20 \\ \frac{t-0}{10-0}, & 0 \leq t \leq 10 \\ \frac{20-t}{20-10}, & 10 < t \leq 20 \end{cases} \quad (17)$$

高温的隶属度函数为

$$u_1 = \begin{cases} 0, & t < 15 \\ \frac{t-15}{25-15}, & 15 \leq t \leq 25 \\ 1, & t > 25 \end{cases} \quad (18)$$

#### 3.2 支持向量机的负荷预测

本文取1997年及1998年1月和2月的数据作为预测1999年1月负荷的训练集<sup>[15]</sup>, 在数据预处理之后, 对输入特征向量进行编码:  $[历史负荷L \text{ 气温}T \text{ 星期属性}W]$ 。

历史负荷  $L$  表示预测日之前  $N$  天的日最大负荷数据, 考虑到所取负荷数据呈星期性周期变化趋势, 可以取  $N=7$ ,  $L=[L_1, L_2, L_3, L_4, L_5, L_6, L_7]$ 。气温  $T$  取模糊后的数据,  $T=[0, 0.5, 1]$ , 这三个元素依次表示低温、中温、高温。星期属性  $W$  用3位0/1编码来实现,  $W=[001, 010, 011, 100, 101, 110, 111]$ , 其7个元素分别表示星期一至星期日。

确定好输入输出数据后, 用支持向量机进行建模预测, 参数寻优用本文的ADE参数寻优法, 使用滚动预测方式, 例如, 先利用1998年12月25日至31日的日期预测得到1999年1月1日的日期, 接着, 使用12月26日至31日的日期和预测得到的1999年1月1日的日期, 预测得到1999年1月2日的日期, 连续进行这种滚动预测直到得到1999年1月31日的日期, 其预测模型的结构如图2所示。通过基于学习样本集 NE 的 SVM 参数选择方法计算得到:  $C=10.32$ ,  $\varepsilon=0.1254$ ,  $\sigma=0.9389$ , 因此, 将其扩大10倍, 得到其初始范围:  $C=[0, 103]$ ,  $\varepsilon=[0, 1.3]$ ,  $\sigma=[0, 9.4]$ 。取种群规模  $N_p=30$ , 最大进化代数  $G_{\max}=50$ , 初始变异参数  $F_0=1.2$ , 最小交叉概率  $C_{R\min}=0.3$ , 最大交叉概率  $C_{R\max}=0.9$ 。

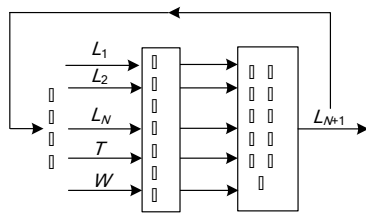


图2 基于支持向量机的负荷预测模型结构

Fig. 2 Structure of load forecasting model based on SVM

3.3 负荷预测结果

经过 Matlab 仿真得到, 当 SVM 参数  $C=15.868\ 3$ ,  $\varepsilon=0.400\ 1$ ,  $\sigma=3.991\ 2$  时取得最小目标函数值  $MAPE=1.77\%$ ,  $MRE=4.62\%$ , 负荷预测结果如表 1 所示。由表 1 可知, 预测值能够跟踪实际值的变化, 误差也符合工程应用的范围。

3.4 与其他方法的预测结果比较

为便于和其他方法比较, 图 3 给出了用 ADE 和 PSO 优化 SVM 模型参数的预测结果比较。PSO 的参数与 ADE 设置一致, 由图可知, ADE 优化后的拟合效果要优于 PSO, 尤其是前半阶段, 预测准确度高而且相对平稳。图 4 给出了采用 ADE 优化时, 气温因素模糊化前后的预测结果比较, 可看出, 气温模糊化后预测精度提高了, 主要体现在后半阶段, 拟合效果比没有模糊化好很多。表 2 给出了这几种方法的平均绝对百分误差(MAPE)、平均百分误差(MPE)以及最大误差(ME)的比较, 可知, 与 PSO 算法相比, ADE 算法优化 SVM 参数时模型预测精度更高; 在 ADE 算法优化的基础上, 将气温模糊化后精度进一步得到了提高, 且比 EUNITE 竞赛优胜者的误差<sup>[15]</sup>要小。

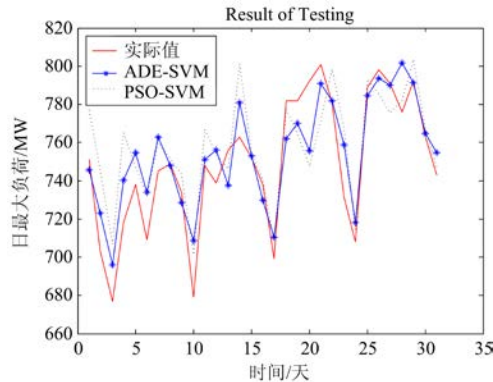


图3 ADE-SVM与PSO-SVM预测结果比较

Fig. 3 Forecast result comparison between ADE-SVM and PSO-SVM algorithm

表 1 1999 年 1 月的负荷预测结果

Table 1 Forecast results of January, 1999			
日期	实际负荷/MW	预测值/MW	相对误差/%
1	751	745.514 2	0.73
2	703	723.208 1	-2.87
3	677	695.987 6	-2.80
4	718	740.113 3	-3.08
5	738	754.574 4	-2.25
6	709	733.952 8	-3.52
7	745	762.762 6	-2.38
8	749	747.933 3	0.14
9	734	728.254 9	0.78
10	679	708.581 1	-4.36
11	748	751.017 6	-0.40
12	739	756.076 9	-2.31
13	756	737.545 3	2.44
14	763	780.881 3	-2.34
15	752	752.704 7	-0.09
16	738	729.696 4	1.13
17	699	710.599 9	1.66
18	782	762.002 8	2.56
19	782	770.042 0	1.53
20	792	755.398 4	4.62
21	801	790.627 4	1.29
22	781	781.767 1	0.10
23	731	758.800 9	-3.80
24	708	717.982 8	-1.41
25	789	784.416 3	0.58
26	798	793.741 1	0.53
27	791	789.844 5	0.15
28	776	801.814 8	-3.30
29	792	791.393 4	0.08
30	763	764.490 8	-0.20
31	743	754.511 1	-1.55

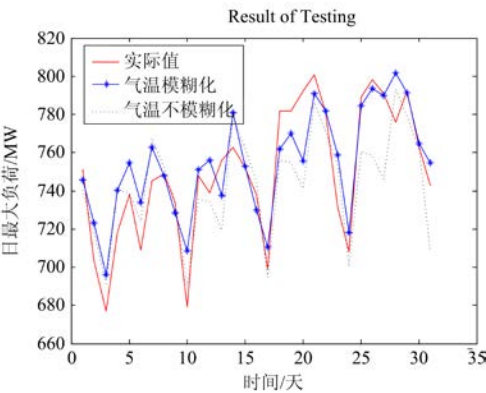


图4 ADE-SVM气温模糊化前后预测结果比较

Fig. 4 Result comparison before and after using temperature fuzzy

表 2 ADE-SVM 与其他算法的比较

Table 2 Comparison between ADE-SVM and other algorithms

算法	预测误差		
	MAPE/%	MPE/%	ME/MW
PSO-SVM	2.33	-1.24	47.170 6
ADE-SVM(气温模糊化前)	2.01	-0.74	48.720 0
ADE-SVM(气温模糊化后)	1.77	-0.70	36.601 6
EUNITE 竞赛优胜者	1.95	N/A	50~60

## 4 结论

在建立中期负荷 SVM 预测模型时, 为了提高预测精度, 本文提出的用 ADE 算法选择 SVM 参数与气温因素模糊化理论相结合的建模方法具有以下特点:

(1) 先用基于学习样本 NE 的参数选择方法确定 SVM 参数的大致范围, 再用 ADE 选择最优 SVM 参数, 不仅避免了参数选择的盲目性, 还提高了预测精度, 预测误差比常用的 PSO 算法优化的, 且相对平稳。可更好解决 SVM 对负荷进行预测时参数难以确定的问题;

(2) 通过将影响负荷的重要因素气温值模糊化, 更好解决了 SVM 模型输入变量的处理对模型的性能的影响, 预测精度进一步得到了提高;

(3) 将 ADE-SVM 算法和模糊理论结合起来, 预测一个月的负荷, 结果表明, 该算法能有效预测负荷的变化, 比其他算法具有更高的精度, 为电力系统的负荷预测提供了重要手段。

## 参考文献

- [1] 魏俊, 周步祥, 林楠, 等. 基于蚁群支持向量机的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37 (4): 36-40.  
WEI Jun, ZHOU Bu-xiang, LIN Nan, et al. Short-term load forecasting based on MG-CACO and SVM method[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37 (4): 36-40.
- [2] 吉训生. 基于偏最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (23): 55-59.  
JI Xun-sheng. Short-term power load forecasting on partial least square support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38 (23): 55-59.
- [3] 李伟, 闫宁, 张振刚. 基于粗糙集的混合支持向量机长期电力负荷预测研究[J]. 电力系统保护与控制,

2010, 38 (13): 31-34.

- LI Wei, YAN Ning, ZHANG Zhen-gang. Study on long-term load forecasting of MIX-SVM based on rough set theory[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38 (13): 31-34.
- [4] Storn R, Price K. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11 (4): 341-359.
- [5] 赵光权, 彭喜元, 孙宁. 带局部增强算子的微分进化改进算法[J]. 电子学报, 2007, 35 (5): 849-853.  
ZHAO Guang-quan, PENG Xi-yuan, SUN Ning. A modified differential evolution algorithm with local enhanced operator[J]. Acta Eletronica Sinica, 2007, 35 (5): 849-853.
- [6] Chenthur Pandian S, Duraiswamy K, Christoher Asir Rajan C. Fuzzy approach for short term load forecasting[J]. Electric Power Systems Research, 2006, 76 (6-7): 541-548.
- [7] Bansal R.C. Bibliography on the fuzzy set theory applications in power systems (1994-2001)[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18 (4): 1291-1299.
- [8] Senjyu T, Higa S, Uezato K. Future load curve shaping based on similarity using fuzzy logic approach[J]. IEEE Proceedings Generation, Transmission & Distribution, 2006, 153 (6): 375-380.
- [9] 许建潮, 张玉石. 基于微分进化算法的支持向量机预测模型及其在制造业发展预测中的应用[J]. 科技进步与对策, 2008, 25 (1): 63-66.  
XU Jian-chao, ZHANG Yu-shi. Support vector machine forecasting model and its application in manufacturing development forecast Based on differential evolution algorithm[J]. Science & Technology Progress and Policy, 2008, 25 (1): 63-66.
- [10] 王琰, 毛志忠, 田慧欣, 等. 基于自适应变异差分进化算法的电弧时域模型[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30 (3): 554-558.  
WANG Yan, MAO Zhi-zhong, TIAN Hui-xin, et al. Time domain electric arc model based on ADE[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30 (3): 554-558.
- [11] 周清清, 刘勇. 多目标优化微分进化改进算法的实现[J]. 自动化仪表, 2009, 30 (12): 6-8.  
ZHOU Qing-qing, LIU Yong. Application of improved differential evolution algorithm for implementing multi-objective optimization[J]. Process Automation Instrumentation, 2009, 30 (12): 6-8.
- [12] Cherkasske V, Ma Y. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression[J]. Neural Networks, 2004, 17(1): 113-126.

(下转第 120 页 continued on page 120)

- 策模型及其模糊优化算法[J]. 华东电力, 2008, 36(11): 103-107.
- SHANG Jin-cheng, WANG Mian-bin, TAN Zhong-fu, et al. Purchasing strategy models of provincial grid companies and relevant fuzzy optimization algorithms[J]. East China Electric Power, 2008, 36(11): 103-107.
- [3] 张少敏, 栗军, 王保义. 竞争电力市场下的电网公司经营风险分析[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(8): 70-74.
- ZHANG Shao-min, LI Jun, WANG Bao-yi. Comprehensive evaluation model of grid corporation of business risk under the competitive electricity market[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(8): 70-74.
- [3] 周浩, 康建伟, 陈建华, 等. 蒙特卡罗方法在电力市场短期金融风险评估中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(12): 74-77.
- ZHOU Hao, KANG Jian-wei, CHEN Jian-hua, et al. Evaluating short-term financial risk in the electricity market by applying monte-carlo method[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(12): 74-77.
- [4] 汪力, 程剑兵, 王显强. 基于多目标粒子群算法的无源电力滤波器优化设计[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(8): 51-55.
- WANG Li, CHENG Jian-bing, WANG Xian-qiang. Passive power filter optimal design based on multi-objective PSO optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(8): 51-55.
- [5] 颜楠楠, 傅正财. 基于多目标粒子群优化算法的UPFC协调控制[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(8): 43-48.
- YAN Nan-nan, FU Zheng-cai. Coordinated design of UPFC based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(8): 43-48.
- [6] Tan K C, Lee T H, Khor E F. Evolutionary algorithms with dynamic population size and local exploration for multi-objective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5(6): 565-588.
- [7] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA2II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [8] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2002, 8(2): 173-195.
- [9] Tripathi P K, Bandyopadhyay S. Adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm[C] // Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Singapore, 2007: 2281-2288.
- [10] 王瑞庆, 李渝曾, 张少华. 考虑分布式发电和可中断负荷的配电公司购电组合策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(22): 17-21.
- WANG Rui-qing, LI Yu-zeng, ZHANG Shao-hua. Research on purchasing portfolio strategies of distribution companies with distributed generation and interruptible load[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(22): 17-21.
- [11] Rockafeller T, Uryasev S. Optimization of conditional value-at-risk[J]. Journal of Risk, 2000, 2(3): 21-24.

收稿日期: 2011-05-30; 修回日期: 2011-10-17

作者简介:

张少敏(1965-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为电力信息化及信息安全; E-mail: zhangshaomin@126.com

栗军(1983-), 男, 硕士, 主要研究方向为电力信息化及信息安全;

王保义(1964-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力信息网络及信息安全。

(上接第 115 页 continued from page 115)

- [13] <http://neuron.tuke.sk/competition/index.php> <http://neuron.tuke.sk/competition/index.php> [DB/OL].
- [14] 康重庆, 周安石, 王鹏, 等. 短期负荷预测中实时气象因素的影响分析及其处理策略[J]. 电网技术, 2006, 30(7): 5-10.
- KANG Chong-qing, ZHOU An-shi, WANG Peng, et al. Impact analysis of hourly weather factors in short-term load forecasting and its processing strategy[J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 5-10.
- [15] Chen B J, Chang M W, Lin C J. Load forecasting using support vector machines: a study on EUNITE competition 2001[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(4): 1821-1830.
- 收稿日期: 2011-06-14; 修回日期: 2011-07-27
- 作者简介:
- 翟永杰(1972-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为模式识别与智能系统, 计算机控制与系统;
- 刘林(1986-), 女, 硕士研究生, 研究方向为模式识别与智能系统; E-mail: llsp2005@163.com
- 王朋(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向为工程过程建模与优化, 智能优化控制理论及应用。

作者: 张少敏, 栗军, 王保义, ZHANG Shao-min, LI Jun, WANG Bao-yi

作者单位: 张少敏, 王保义, ZHANG Shao-min, WANG Bao-yi (华北电力大学计算机系, 河北保定, 071003), 栗军, LI Jun (石家庄供电公司, 河北石家庄, 050051)

刊名: 电力系统保护与控制 

英文刊名: Power System Protection and Control

年, 卷(期): 2012, 40(8)

## 参考文献(12条)

1. 周明; 聂艳丽; 李庚银 电力市场下长期购电方案及风险评估[期刊论文]-中国电机工程学报 2006(06)
2. 尚金成; 王绵斌; 谭忠富 省级电力公司的购电决策模型及其模糊优化算法[期刊论文]-华东电力 2008(11)
3. 张少敏; 栗军; 王保义 竞争电力市场下的电网公司经营风险综合评价模型[期刊论文]-电力系统保护与控制 2011(08)
4. 周浩; 康建伟; 陈建华 蒙特卡罗方法在电力市场短期金融风险评估中的应用[期刊论文]-中国电机工程学报 2004(12)
5. 汪力; 程剑兵; 王显强 基于多目标粒子群算法的无源电力滤波器优化设计[期刊论文]-电力系统保护与控制 2011(08)
6. 颜楠楠; 傅正财 基于多目标粒子群优化算法的UPFC 协调控制[期刊论文]-电力系统保护与控制 2010(08)
7. Tan K C; Lee T H; Khor E F Evolutionary algorithms with dynamic population size and local exploration for multi-objective optimization[外文期刊] 2001(06)
8. Deb K; Pratap A; Agarwal S A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA2 II 2002(02)
9. Zitzler E; Deb K; Thiele L Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results 2002(02)
10. Tripathi P K; Bandyopadhyay S Adaptive multiobjective particle swarm optimization algorithm 2007
11. 王瑞庆; 李渝曾; 张少华 考虑分布式发电和可中断负荷的配电公司购电组合策略研究[期刊论文]-电力系统保护与控制 2009(22)
12. Rockafeller T; Uryasev S Optimization of conditional value-at-risk 2000(03)

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_jdq201208021.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_jdq201208021.aspx)