

# 基于组合优化理论的用电量预测模型<sup>①</sup>

陈景柱

(东北大学 信息学院, 沈阳 110819)

**摘要:** 为了提高用电量的预测精度, 提出了一种基于组合优化理论的用电量预测模型(AFSA-LSSVM)。首先相空间重构用电量学习样本, 然后将学习样本输入到最小二乘支持向量机进行训练, 并采用人工鱼群算法优化 LSSVM 参数, 建立最优的用电量预测模型, 最后采用仿真实验对模型性能进行测试。结果表明, 相对于对比模型, AFSA-LSSVM 可以准确刻画用电量的变化趋势, 提高用电量的预测精度, 预测结果更加可靠, 可以为决策者提供有价值决策信息。

**关键词:** 用电量预测; 支持向量机; 人工鱼群算法; 参数优化

## Electricity Consumption Prediction Based on Combination Optimization Theory

CHEN Jing-Zhu

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

**Abstract:** In order to improve the prediction precision, a novel electricity consumption prediction model is proposed based on combination optimization theory. Firstly, the learning samples is obtained by phase space reconstruction. Then the learning samples are input into least square support vector machine and train, which the parameters of model are optimized by artificial fish swarm algorithm, and electricity consumption prediction model is established. Finally, the performance of model is test by simulation experiment. The results show that the proposed model can describe electricity consumption change rule, and improve the prediction precision.

**Key words:** electricity consumption prediction; support vector machine; artificial fish swarm algorithm; parameters optimizatoin

## 1 引言

智能电网以高速, 集成的通信网络为基础, 采用先进的传感设备和测量技术, 应用先进的控制方法及决策系统, 实现可靠, 安全, 经济, 高效的电网运行, 满足新形势下的用户需求和资产优化, 用电量的精确预测直接决定智能电网的电量调度能力及电力资源的利用率, 寻求高精确率的用电量预测方法成为当前研究热点<sup>[1]</sup>。

由于用电量受到经济发展状况、能源、价格、气候、民众生活习惯等多种因素的影响, 用电量呈现复杂的非线性变化特征<sup>[2]</sup>。当前电量预测方法分为传统统计学方法和现代非线性预测法。直传统统计学方法

主要以时间序列模型为主, 其根据历史统计和时间序列的规律进行外推, 该方法存在判断偏差和过度拟合等问题<sup>[3]</sup>。现代非线性预测方法包括神经网络、模糊算法、支持向量机等, 其支持向量机具有良好的非线性和自适应性特点, 适合用于对新变化信息做出精确预测的目标要求<sup>[4-6]</sup>。最小二乘支持向量机(LSSVM)是由支持向量机发展而来的机器学习算法, 能有效处理高维、有限样本、非线性等问题, 因而被广泛应用于电网负荷预测领域<sup>[7]</sup>。然而, LSSVM 预测模型中关键参数的选取会对预测精度产生较大影响, 有学者提出了粒子群算法和蚁群算法优化 LSSVM 参数, 预测精度和稳定性较 BPNN 方法有明显提高<sup>[8]</sup>。大理研究表明,

① 收稿时间:2014-12-12;收到修改稿时间:2015-02-02

LSSVM 预测参数间的关系复杂, 粒子群优化算法和蚁群算法易陷入了不同程度的局部最优, 无法快速收敛到全局最优, 因此如何对 LSSVM 进行更合理的优化, 对于提高用电量预测精度至关重要<sup>[9]</sup>. 人工鱼群 (artificial fish Swarm algorithm, AFSA) 算法是近几年兴起的一种智能优化算法, 具有并行性、收敛速度快等优点, 为了 LSSVM 参数提供了一种新研究工具<sup>[10]</sup>.

为了提高用电量的预测精度, 提出了一种基于组合优化理论的用电量预测模型 (AFSA-LSSVM). 结果表明, AFSA-LSSVM 提高用电量的预测精度, 预测结果更加可靠, 可以为决策者提供有价值决策信息.

## 2 人工鱼群算法优化最小二乘支持向量机

### 2.1 最小二乘支持向量机

设训练数据集为:  $X=\{x_i, y_i\}, i=1, 2, \dots, N$ , LSSVM 可以描述为:

$$f(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

根据结构风险最小化原则, 式(1)变为:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2 \\ & s.t. \\ & \begin{cases} y_i = \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i \geq 0 \\ i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $\gamma$  为相关参数<sup>[10]</sup>.

引入拉格朗日函数进行求解

$$L = \frac{1}{2} \omega^2 + \frac{c}{2} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2 - \sum_{i=1}^N a_i \left\{ \omega^T \varphi(x_i) + b + \varepsilon_i - y_i \right\} \quad (3)$$

式中,  $a_i$  是拉格朗日乘子.

依据 KTT 条件, 由

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^N a_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \varepsilon_i} = 0 \rightarrow a_i = c \varepsilon_i \\ \frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_i) + b + \varepsilon_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去  $\omega$ 、 $\varepsilon_i$  可以得到如下的方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & Q^T \\ Q & \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) + E/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (10)$$

由 Mercer 条件可得:  $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ ,  $K(x_i, x_j)$  为核函数, 采用最小二乘法求解  $a$  和  $b$ , 得

$$f(x) = \sum_{i=1}^N a_i K(x_i, x) + b \quad (5)$$

采用径向基核函数作为 LSSVM 的核函数, 其定义为

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中,  $\sigma$  是核宽度参数.

### 2.2 人工鱼群算法优化 LSSVM 参数

由 LSSVM 的参数  $\gamma$  太小会使得对不满足约束条件的点的惩罚力度不够, 使得训练误差变大, 模型的拟合度不高. 而  $\gamma$  取值太大, 会使模型接近实际经验风险最小化形式, 会出现模型的拟合度过高, 但预测精度却不高的问题. 相应的, 模型参数  $\sigma^2$  太小会导致过拟合, 太大会使得回归函数过于平坦. 因此, 参数  $\gamma$  和  $\sigma^2$  的选取就显得至关重要, 通常使用的是网格搜索或者交叉验证法, 费时费力而且很难取得最优的效果. 鉴于人工鱼群算法 (AFSA) 具有较强全局搜索能力, 而且具有简单和容易实现等优点, 本文采用 AFSA 来对 LSSVM 参数进行寻优, 减少了人为设定参数的不足, 寻找到较理想的 LSSVM 参数, 以提高用电量预测精度.

对于用电量预测问题, LSSVM 参数优化的目标就是找到最合理的  $\gamma$  及  $\sigma$ , 建立最优的电量预测模型, 因此电量预测的 LSSVM 参数优化数学模型为:

$$\begin{aligned} & \max f(\gamma, \sigma) \\ & s.t. \\ & \begin{cases} C \in [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}] \\ \sigma \in [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}] \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

AFSA 优化 LSSVM 参数的步骤具体如下

- 1) 参数初始化, 如拥挤度因子  $\delta$ , 最大迭代次数  $Gen_{max}$  等参数. 令当前迭代次数  $Gen=0$ ;
- 2) 计算初始鱼群当前状态的函数值, 将最优鱼的状态及其函数值赋值给公告板.
- 3) 循环执行以下步骤, 直到满足鱼群算法的终止

条件;

while (Gen<=Genmax)

{

for (i=1;i<=N;i++)

{

对第 i 条人工鱼进行行为选择, 执行较优行为;  
更新公告板的最优解;

}

Gen++;

}

4) 输出最优解(即公告板中人工鱼的状态和函数值)得到 LSSVM 最优参数( $\gamma, \sigma$ ).

5) 利用最优参数建立最优用电量预测模型.

### 2.3 AFSA-LSSVM 的用电量建模流程

综合上述可知, 基于 AFSA-LSSVM 的用电量预测模型工作流程如图 1 所示.

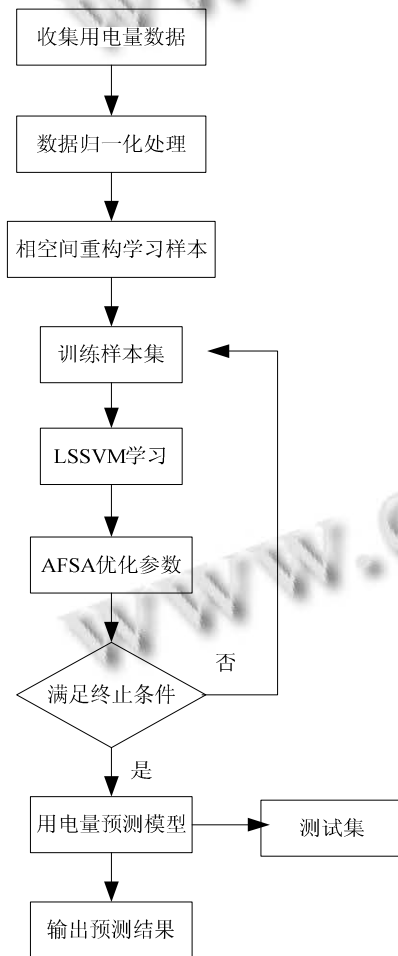


图 1 用电量预测模型的工作流程

## 3 仿真实验

### 3.1 数据来源

月用电量易受气温, 节假日以及消费指数等影响, 包含复杂的不确定因素, 是非线性的研究对象的典型代表, 本文以月平均温度(°C)、社会消费品零售额(亿元)、工业增加值(亿元)、居民消费价格指数(CPI)和进出口总额(亿元), 上月用电量(亿千瓦时)为作为用电的影响因素, 选取某地区 2004 年 1 月到 2013 年 10 月用电量数据作为仿真数据, 具体数据如图 1 所示. 其中 2004 年 2 月到 2013 年 7 月用电量数据作为训练集, 把 2013 年 8 月到 10 月的数据作为测试集, 构建 AFSA-LSSVM 的用电量预测模型, 并对 2013 年 8 月到 10 月的用电量进行预测和分析.

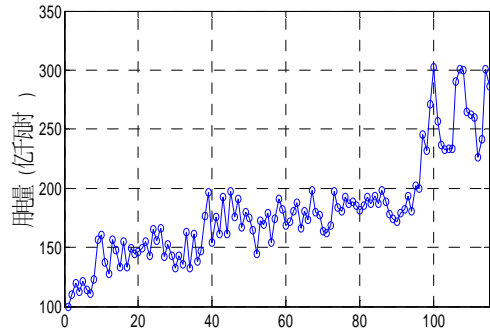


图 2 用电量原始数据

### 3.2 数据预处理

不同的影响因素和用电量数据的量纲不同, 为了消除量纲不同带来的不利影响, 在建模之前, 对不同数据进行预见处理:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{7}$$

### 3.3 学习样本的构造

由于用电量数据具有混沌性, 首先需要采用相空间重构用电量预测模型的学习样本, 本文采用自相关函数变化曲线如图 3 所示, 从图 3 可知, 最佳延迟时间  $\tau=4$ . 虚假近邻数和嵌入维数间的变化曲线如图 4 所示, 从图 4 可知, 最优嵌入维数  $m=6$ , 采用  $\tau=4, m=6$  对用电量数据重构, 得到 AFSA-LSSVM 的学习样本.

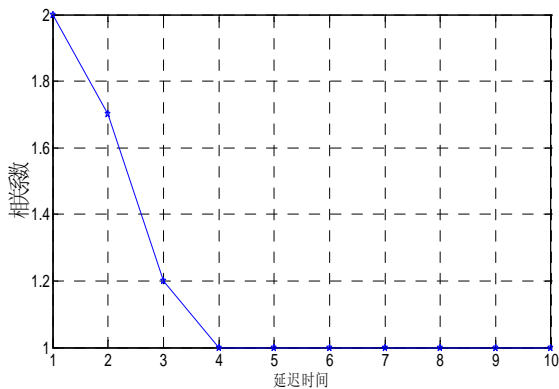


图 3 计算延迟时间

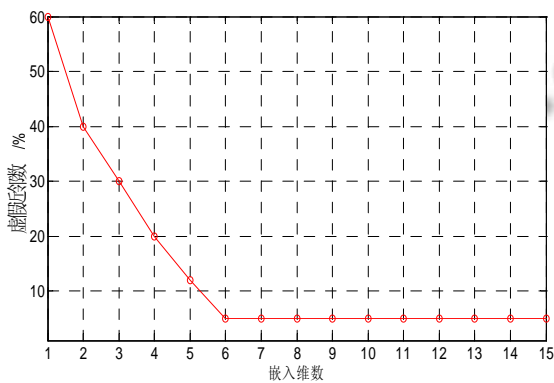


图 4 计算嵌入维数

### 3.4 对比模型及评价标准

为了测试 AFSA-LSSVM 的优越性, 选择 PSO-LSSVM、BPNN 进行对比实验. 为了评价模型的预测精度, 选取均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为预测结果的优劣评价依据, 它们定义如下:

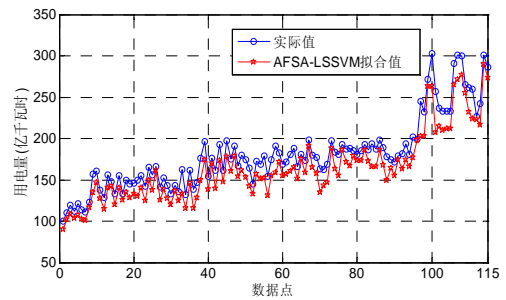
$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_{real} - Y_{pre})^2} \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{|Y_{real} - Y_{pre}|}{Y_{real}} \right) \times 100\% \quad (9)$$

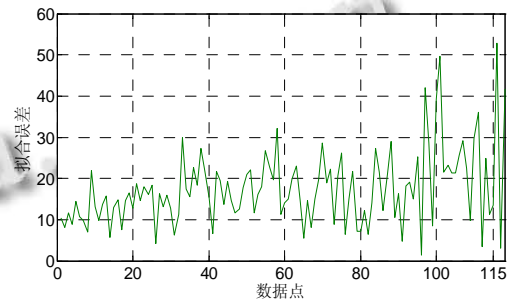
### 3.5 结果与分析

#### 3.5.1 AFSA-LSSVM 的预测结果

通过 AFSA-LSSVM 构建的用电量模型对训练集进行预测拟合, 得到的拟合预测结果如图 2 所示, 并且从 2013 年 8 月到 10 月的预测结果相对误差表(表 2)的结果看出, 对于 2013 年 8 月到 10 月的用电量预测值的精度是比较高的, 均在 5% 以内, 实验结果表明 AFSA-LSSVM 对于用电量的预测是可行的.



(a) 拟合值与实际值之间的变化曲线



(b) AFSA-LSSVM 的拟合误差

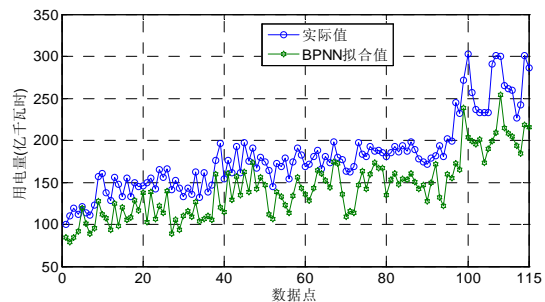
图 5 AFSA-LSSVM 的拟合性能

表 1 2013.08~2013.10 预测相对误差

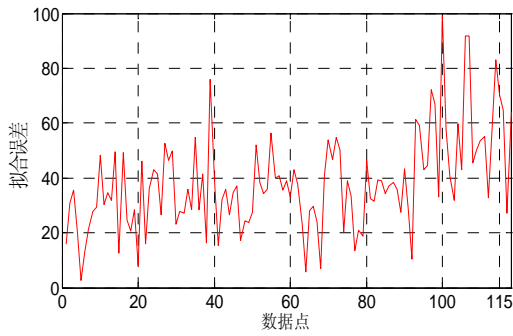
时间	真实值	预测值	相对误差(%)
2013.08	317.62	302.1665	-4.865
2013.09	282.95	290.9342	2.822
2013.10	273.14	262.1874	-4.010

#### 3.5.2 AFSA-LSSVM 与其它模型的预测性能对比果

PSO-LSSVM 以及 BPNN 的拟合结果及拟合误差如图 6 和图 7 所示, 它们预测结果的 RMSE 见表 2. 从图 6、7 以及 2 的结果可以看出, AFSA-LSSVM 和 PSO-LSSVM 无论预测性能均优于 BP-神经网络模型. 另外, AFSA-LSSVM 比 PSO-LSSVM 的预测性能效果更优, 这是主要由于 AFSA-LSSVM 采用人工鱼群算法对 LSSVM 参数进行优化, 找到更优的 LSVM 参数, 建立的用电量模型预测性能更优.

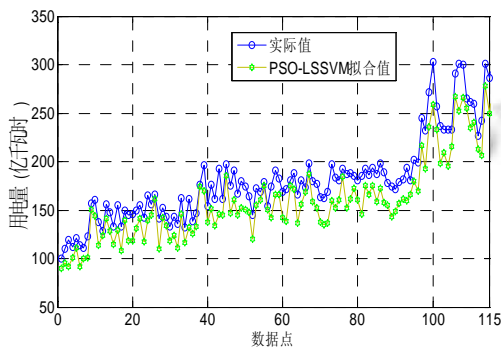


(a) 拟合值与实际值之间的变化曲线

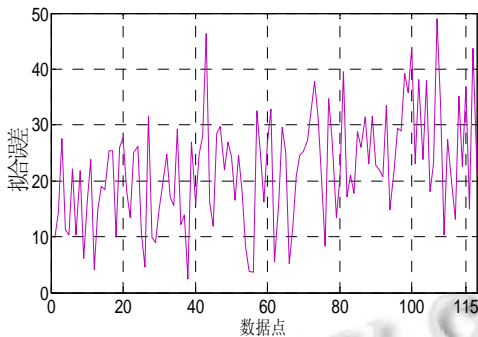


(b) BPNN 的拟合误差

图 6 BPNN 的拟合性能



(a) 拟合值与实际值之间的变化曲线



(b) PSO-LSSVM 的拟合误差

图 7 PSO-LSSVM 的拟合性能

表 2 AFSA-LSSVM 与其它模型的预测性能对比

预测模型	RMSE	MAPE
AFSA-LSSVM	0.0396	1.237%
PSO-LSSVM	0.0489	1.783%
BPNN	0.1390	7.255%

## 4 结语

针对用电量复杂的变化特点, 提出一种 AFSA-LSSVM 的用电量预测模型, 预测结果表明, AFSA-LSSVM 可以较好的拟合用电量的变化趋势, 相对于其它用电量预测模型, 预测精度得以提高, 预测结果有助于决策者掌握用电量变化情况, 便于制定最优的电网规划方案.

### 参考文献:

- 1 Hong WC. Electric load forecasting by support vector model. Applied Mathematical Modeling, 2013, 33: 2444-2454.
- 2 Niu DX, Wang YL, et al. Power load forecasting using support vector machine and ant colony optimization. Expert Systems with Applications, 2010, 37: 2531-2539.
- 3 王晓佳, 沈建新, 杨善林. 基于 Gauss 插值的正交化预测方法在智能电网用电量预测中的应用研究. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21): 141-145.
- 4 刘小聪, 王蓓蓓, 李扬, 等. 智能电网下计及用户侧互动的发电日前调度计划模型. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 30-38.
- 5 王义民, 方卫民, 席秋义, 等. 基于 LS-SVM 和 PSO 相结合的电力负荷预测研究. 水力发电学报, 2010, 29(4): 245-250.
- 6 龙文, 梁昔明, 龙祖强, 等. 基于改进蚁群算法优化参数的 LSSVM 短期负荷预测. 中南大学学报(自然科学版), 2011, 42(11): 3408-3414.
- 7 李文江, 陈阳. 基于改进 ABC 与 LS-SVM 算法的电力负荷预测的研究. 传感器与微系统, 2013, 32(5): 57-59, 63.
- 8 沈建新, 杨善林. 智能电网视角下粒子群优化支持向量机的用电量预测. 科技管理研究, 2013, 33(11): 235-238.
- 9 李浩峰, 马婷婷, 李芳琼, 等. 智能优化 LS\_SVM 在电力负荷预测中的应用. 计算机仿真, 2012, 29(5): 310-314.
- 10 Gao YF, Chen YD. The optimization of water utilization based on artificial fish-swarm algorithm. Sixth International Conference on Natural Computation, 2010, 10: 4415-4419.
- 11 Sulaiman MH, Mustafa MW, Shareef H, et al. An application of artificial bee colony algorithm with least squares vector machine for real and reactive power teaching in deregulated power system. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 37(1): 67-77.