

局域支持向量回归与误差区间估计的概率预报方法及其应用研究

张永明, 邓盛川, 齐维贵

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 针对工程应用对预报技术要求的不断提高以及现有预报方法存在的问题, 本文提出了一种局域支持向量回归(Local Support Vector Regression, LSVR)和误差区间估计相结合的概率预报方法, 该方法利用局域支持向量回归降低噪声对点预报的干扰, 提高预报的可靠性和准确性, 利用非参数核估计获取误差区间, 避免误差概率分布特性假设, 再将点预报和误差区间结合获得预报置信区间, 并进一步给出了联合预报置信区间. 最后, 给出了电网负荷预报和供热负荷预报算例, 验证了所提出方法的有效性和实用性.

关键词: 概率预报; 局域支持向量回归; 非参数核估计; 置信区间; 负荷预报

中图分类号: TM714 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 01-0190-05

Probabilistic Prediction Approach Based on Local Support Vector Regression and Interval Estimation of Its Error

ZHANG Yong-ming, DENG Sheng-chuan, QI Wei-gui

(Department of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: With the increasing requirements of the predicting technologies for engineering, in this paper, a probabilistic prediction approach based on Local Support Vector Regression (LSVR) and interval estimation of its error is proposed to cope with the shortage of existing prediction methods. By means of the proposed approach, LSVR model is used in point prediction to suppress noise interference, while the prediction reliability and accuracy could be improved, and the errors intervals, which avoid the distributional assumptions, could be gained by using nonparametric kernel estimation to the forecast errors. Then combining the point prediction results and errors intervals, the forecast confidence intervals are obtained. Furthermore, joint forecast confidence intervals are also proposed. Finally, the proposed model is performed through simulations by applying it to the data from a real power system and a district heat supply system.

Key words: probabilistic prediction; local support vector regression; nonparametric kernel estimation; confidence intervals; load forecasting

1 引言

众所周知,科学的预报是正确决策的依据和保证,预报技术已在众多领域和行业得到了广泛应用,并取得了巨大的社会效益和经济效益,人们熟悉的如经济预测、股市预测及天气预报等,在专业领域,如电力负荷预报^[1]、供热负荷预报^[2]以及DNA序列编码区预测^[3]等.由于工程技术应用对预报技术的要求不断提高,近年来出现了针对复杂时间序列预测^[4]以及概率预测^[5]等研究的热点.

传统的预报结果一般都是确定性的,即点预报,其缺点是无法确定预报结果可能的波动范围,由于预报问

题的超前性,实现概率性的预报更符合客观需求.已有的概率性预报方法可以分为传统方法和现代智能方法两大类.传统方法主要是基于各种统计理论的分析模型:如线性回归法^[6]和ARMA法^[7],但这些模型都基于预报样本独立同分布和正态分布假设,而在实际中样本往往不服从正态分布;线性规划法^[8]和二次规划法^[9]也可进行区间预报,但是这些方法容易受到噪声干扰,并且难以进行非线性回归预报.现代智能技术主要包括人工神经网络方法^[10]及支持向量机方法^[11]等,该类方法通过使用现代智能技术分别逼近区间样本的上下限来实现区间回归,虽然这类方法无需假设样本的概率分布特性,但模型的泛化能力差,并且可能出现预报区间下

限大于预报区间上限的错误情况。

针对上述问题,应用局域支持向量回归(Local Support Vector Regression, LSVR)和非参数核估计进行概率性预报,该方法无需假设样本概率分布特性,继承了LSVR 回归建模的优点,在小样本情况下具有较好的泛化性和鲁棒性,避免了预报区间下限大于预报区间上限的情况,该方法在给出点预报的同时,给出预报置信区间。

我们知道电力系统负荷预报对电力系统可靠、安全、经济地运行具有重要的作用,同样,供热负荷预报对供热调度和节能控制等具有重要的作用,尤其是近年来能源节约的需要,对负荷预报的精度和可靠性提出了更高的要求。这就是本文研究提出的应用背景。本文将概率预报方法用于电力系统负荷预报和供热负荷预报,各给出一个预报算例,预报结果表明了所提出方法的有效性和实用性,为电力系统和供热系统负荷概率预报提供了一种可行的新方法。

2 概率预报方法结构

本文提出的局域支持向量回归及其误差校正的概率预报方法结构框图,如图 1 所示。该预报方法可以分为两步:第一步,在取得样本数据的基础上建立局域支持向量回归预报模型,并进行点预报;第二步,在点预报的基础上取得预报误差,并进行预报误差的区间估计和缩放,最后结合点预报和误差区间得到概率预报模型。

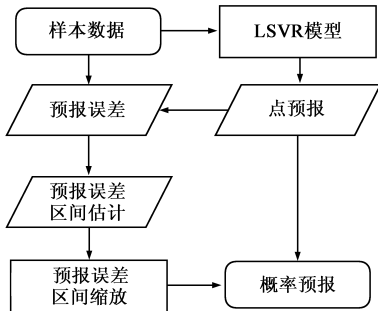


图1 局域支持向量回归及其误差区间估计的概率预报方法结构框图

3 局域支持向量回归

3.1 LSVR 模型定义

局域支持向量回归^[12](Local Support Vector Regression, LSVR)模型定义如下:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \zeta_i, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}} + C \left(\sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad ((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) - y_i \leq \epsilon \sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}} + \xi_i \quad (2)$$

$$y_i - ((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) \leq \epsilon \sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}} + \xi_i^* \quad (3)$$

$$\xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0; i = 1, \dots, N; \epsilon \geq 0 \quad (4)$$

其中, ξ_i 和 ξ_i^* 为松弛因子, ϵ 为惩罚系数, Σ_i 为由第 i 点和其近邻点样本形成的协方差矩阵。设 $y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b$

和 $\hat{y}_i = \mathbf{w}^T \hat{\mathbf{x}}_i + b$, $\hat{\mathbf{x}}_i$ 为 \mathbf{x}_i 及其近邻点的均值,则第 i 点近邻区域的方差可以表示为:

$$\begin{aligned} \Delta_i &= \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k (y_{i+j} - \hat{y}_i)^2 \\ &= \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_{i+j} - \mathbf{w}^T \hat{\mathbf{x}}_i)^2 \\ &= \mathbf{w}^T \sum_i \mathbf{w} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $2k$ 为第 i 点的邻近点数。

在 LSVR 模型中, $\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}$ 具有明确物理意义,即 $\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}$ 可以有效表征第 i 点近邻区域的噪声情况以及平滑情况:当噪声较大时, $\epsilon \mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}$ 项就大;当噪声较小时, $\epsilon \mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}$ 项就小。通过 $\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}$ 即可跟踪噪声水平自适应调节 ϵ 不敏感区域。因此,与标准 SVR 相比较,LSVR 可降低噪声对回归建模的干扰,提高回归的可靠性和准确性^[12]。

3.2 LSVR 算法实现

LSVR 模型中,为求解式(1)~(4)中的优化问题,引入参数 ζ_i ,其中, $i = 1, 2, \dots, N$ 。由于约束条件式(2)和式(3)为非凸优化问题,在 LSVR 中难以求解,因此考虑放松此优化问题将其转化为二阶锥规划问题(Second Order Conic Programming problem, SOCP),因此,局域支持向量线性回归模型转化为:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \zeta_i, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \zeta_i + C \left(\sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \quad ((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) - y_i \leq \epsilon \zeta_i + \xi_i \quad (7)$$

$$y_i - ((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) \leq \epsilon \zeta_i + \xi_i^* \quad (8)$$

$$\sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_i \mathbf{w}} \leq \zeta_i \quad (9)$$

$$\zeta_i \geq 0, \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0; i = 1, \dots, N; \epsilon \geq 0 \quad (10)$$

对于局域支持向量非线性回归问题,即通过非线性映射 $\varphi: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m$ ($m \geq n$),将输入空间的样本 \mathbf{x}_i 映射到一个高维特征空间,即实现 $\mathbf{x}_i \rightarrow \varphi(\mathbf{x}_i)$ (其中, $i = 1, \dots, N$),然后在该空间中做线性回归,局域支持向量非线性回归模型为:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \zeta_i, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \zeta_i + C \left(\sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \quad ((\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i)) + b) - y_i \leq \epsilon \zeta_i + \xi_i \quad (12)$$

$$y_i - ((\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i)) + b) \leq \epsilon \zeta_i + \xi_i^* \quad (13)$$

$$\sqrt{\mathbf{w}^T \Sigma_i^{\varphi} \mathbf{w}} \leq \zeta_i \quad (14)$$

$$\zeta_i \geq 0, \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0; i = 1, \dots, N; \epsilon \geq 0 \quad (15)$$

为求解式(11)~(15)中的优化问题,需将其表示为核函数形式 $\mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j)$ 。此外,局部协方差 Σ_i^{φ} 可由训练数据 $\hat{\varphi}_i$ 表示得出:

$$\Sigma_i^{\varphi} = \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k (\varphi(\mathbf{x}_{i+j}) - \hat{\varphi}_i)(\varphi(\mathbf{x}_{i+j}) - \hat{\varphi}_i)^T \quad (16)$$

$$\hat{\varphi}_i = \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k \varphi(\mathbf{x}_{i+j}) \quad (17)$$

局域支持向量非线性回归模型的优化问题,最终转化为二阶锥规划问题(SOCP),并可以通过软件包 SeDuMi^[13](如 SeDuMi 1.1)得到求解。

4 概率预报

4.1 LSVR 点预报模型

首先对时间序列归一化和平滑化处理,然后通过相空间重构理论,构造 LSVR 预报训练样本。时间序列第 i 时刻的值可由其之前 q 个时刻的历史数据预报,基于 LSVR 的时间序列预报模型可表述为:

$$L(i) = \varphi\{L(i-1), L(i-2), \dots, L(i-q)\} \quad (18)$$

其中, $L(i)$ 为时间序列第 i 时刻的值, φ 为非线性映射, q 为模型阶数。

输入向量 \mathbf{x}_i 和输出向量 \mathbf{y}_i 按式(18)来构造,令 $\mathbf{x}_i = [L(i-1), L(i-2), \dots, L(i-q)]^T$, $\mathbf{y}_i = L(i)$, 形成训练样本 $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}$, 利用上述回归算法给定一个输入量 \mathbf{x}_{i+1} 即可得到输出向量 \mathbf{y}_{i+1} 。

4.2 误差密度的非参数核估计

核密度估计理论由 Rosenblatt 首次提出,然后 Parzen 和 Cacoullos 进行了详细论证^[14~16]。本文采用核密度估计理论对 LSVR 预报的相对误差进行区间估计获取误差区间。LSVR 预报的相对误差可由下式表示:

$$e = \frac{(y_d - y_t)}{y_t} \quad (19)$$

其中, y_d 为预报值, y_t 为真实值。误差点 e 的核密度估计为 $\hat{f}_n(e)$, 其一般形式为:

$$\hat{f}_n(e) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K' \left(\frac{e_i - e}{h} \right) \quad (20)$$

其中, $K'(\cdot)$ 为核函数,其满足对称性及 $\int K'(e) de = 1$, 常用的核函数有 Parzen 窗、高斯、三角等几种; n 为误差样本数; h 为带宽,通常采用交叉验证法确定。据此就可估计出预报误差密度,根据核密度估计的性质,可进一步得到置信水平为 α 的 $f(e)$ 的置信区间:

$$\hat{f}_n(e) \pm z_{\alpha/2} \cdot (nh)^{-1/2} \cdot [R(K') \cdot \hat{f}_n(e)]^{1/2} \quad (21)$$

其中, $R(K') = \int K'^2(u) du$ 。

4.3 误差区间的加权缩放

由 LSVR 点预报法获得预报值 y_d , 以及由误差密度的非参数核估计获得相对误差的置信区间 $e = [\hat{e}_{\min}, \hat{e}_{\max}]$ 后,据式(19)即可求得真实值 y_t 的置信区间,但这种由误差区间直接给出的预报区间往往比较窄,其后验概率小,无法满足应用需要,而预报区间的准确性对工程应用具有重要意义,因此有必要将误差区间放大,本文提出误差区间的加权缩放法。下面将误差区间上

限和下限的绝对值 ($|\hat{e}_{\max}|$ 和 $|\hat{e}_{\min}|$) 视为权系数给出加权缩放因子的一种构造方法:

$$\kappa_1 = \zeta(1 + \eta |\hat{e}_{\min}|), \kappa_2 = \zeta(1 + \eta |\hat{e}_{\max}|) \quad (22)$$

其中, $\kappa = [\kappa_1 \kappa_2]$ 为加权缩放因子, κ_1 和 κ_2 分别为预报区间下限和预报区间上限的缩放因子; ζ 和 η 为正实数,一般有 $1 < \zeta < 5$ 和 $0 < \eta < 50$, 其具体值可由预报区间宽度和预报区间包含真实样本的后验概率交叉验证确定。

将加权缩放因子 κ 引入误差区间 $[\hat{e}_{\min}, \hat{e}_{\max}]$ 后得到误差缩放区间:

$$\hat{e}_A = [(1/\kappa_1)^{\text{sgn}(\hat{e}_{\min})} \hat{e}_{\min}, \kappa_2^{\text{sgn}(\hat{e}_{\max})} \hat{e}_{\max}] \quad (23)$$

其中, $\text{sgn}(\hat{e}_{\min})$ 和 $\text{sgn}(\hat{e}_{\max})$ 分别为 \hat{e}_{\min} 和 \hat{e}_{\max} 的符号。误差区间加权缩放法将区间缩放与噪声水平联系起来:当噪声大时,区间缩放程度就大;当噪声较小时,区间缩放程度就小。

4.4 联合预报置信区间

由 LSVR 预报的相对误差式(19),并引入误差缩放区间式(23),可得到真实值 y_t 的置信区间 \hat{y}_t , 这里记为 $[\hat{L}_{\min}, \hat{L}_{\max}]$:

$$\hat{y}_t = y_d / (1 + \hat{e}_A) \quad (24)$$

其中, \hat{e}_A 表示误差缩放区间。

当 $y_d < \hat{L}_{\min}$ 或 $y_d > \hat{L}_{\max}$ 时,预报估计区间放大为由置信区间上下包络线和点预报曲线组成的最大包络区间,本文称之为联合预报置信区间,借用置信区间置信度的概念,可得置信水平为 α 的联合预报置信区间,联合预报置信区间可以表示为以下形式:

$$[\hat{J}_{\min}, \hat{J}_{\max}] = [y_d, \hat{L}_{\min}] \cup [\hat{L}_{\min}, \hat{L}_{\max}] \cup [\hat{L}_{\max}, y_{du}] \quad (25)$$

式中, y_{du} 为位于置信区间 $[\hat{L}_{\min}, \hat{L}_{\max}]$ 下方的点, y_{du} 为位于置信区间 $[\hat{L}_{\min}, \hat{L}_{\max}]$ 上方的点, \hat{L}_{\max} 和 \hat{L}_{\min} 分别为预报置信区间的上下限。

此外,本文的预报置信区间及联合预报置信区间均具有直观意义:在一定缩放因子和置信水平下,若置信区间某区域较窄,则该区域的预报精度高;若置信区间某区域较宽,则该区域预报精度低。

5 电力负荷预报算例

本文使用斯洛伐克东部电力公司 1997 年及 1998 年采样周期为半小时的数据作为负荷预报的原始数据。将数据分为三部分:第一部分用于构造训练样本,建立 LSVR 预报模型;第二部分作为测试样本取得预报误差,用于估计误差区间;最后一部分数据亦作为测试样本,用于测试预报置信区间及联合预报置信区间。

5.1 点负荷预报

根据某一时刻的负荷可由其前 q 个时刻的负荷进

行预报,即样本中输入量维数为 q ,本文采用 C-C 算法^[17]确定样本维数为 3. LSVR 核函数选择径向基函数,通过交叉验证确定模型各参数 $\sigma^2 = 5$ 、 $C = 100$ 、 $\epsilon = 0.2$. 待模型建立后,通过测试样本取得预报误差,用于误差的区间估计.

5.2 误差的区间估计及负荷区间预报

取得预报的相对误差后,首先采用 Matlab 统计工具箱中 `lillietest(·)` 检验,检验获知其不服从正态分布,因此采用误差密度的非参数核估计取得预报误差区间,本文以 Parzen 窗为核函数,采用交叉验证法确定带宽,给定一个置信度 α ,利用式(23)遍历一天的 48 点可得到 48 对误差缩放区间,再由式(24)可得 $[\hat{L}_{\min}, \hat{L}_{\max}]$,这里缩放因子中参数通过交叉验证确定为 $\zeta = 2.3$ 、 $\eta = 10$,将各点 \hat{L}_{\min} 和 \hat{L}_{\max} 首尾分别相连可得到置信度为 α 的负荷预报置信区间.

5.3 预报结果分析

本文以下列指标对电力负荷预报结果进行分析:

- (1) 预报置信区间包含负荷真实值的后验概率 P_{2Int} ;
- (2) 联合预报置信区间包含负荷真实值的后验概率 P_{3Int} ;
- (3) 均方根相对误差 e_{RMSE} .

$$P_{2Int} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{\hat{L}_{\min}(i) \leq y_t(i) \leq \hat{L}_{\max}(i)\} \quad (26)$$

$$P_{3Int} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{\hat{L}_{\min}(i) \leq y_t(i) \leq \hat{L}_{\max}(i)\} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{\hat{L}_{\max}(i) \leq y_t(i) \leq y_d(i)\} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{y_d(i) \leq y_t(i) \leq \hat{L}_{\min}(i)\} \quad (27)$$

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_d(i) - y_t(i)]^2} \quad (28)$$

其中, $I\{A\} = \begin{cases} 1 & \text{若 } A \text{ 为真} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, $y_d(i)$ 为负荷预报值, $y_t(i)$ 为负荷真实值, $\hat{L}_{\max}(i)$ 和 $\hat{L}_{\min}(i)$ 分别为预报区间的上限和下限.

利用上述指标对电力负荷预报结果进行分析,给出预报置信区间的后验概率,联合预报置信区间的后验概率,见表 1,以及均方根相对误差,见表 2.

从表 1 可以看出,在相同置信水平下,联合预报置信区间后验概率较预报置信区间后验概率大;当置信水平较低时,联合预报置信区间较预报置信区间更有效性.由此可以看出联合预报置信区间较预报置信区间的预报准确性高,并且当置信水平较高时,预报区间比较可靠,可以满足工程应用需要.

从表 2 可以看出,在相同置信水平下,预报上下限均值的均方根相对误差较小,说明预报上下限均值最接近真实值;并且置信度越低,预报上下限均值的均方

根相对误差越小.因此,可将低置信水平的预报上下限均值作为点预报的修正.

表 1 预报区间后验概率比较

置信水平	99%	95%	80%
P_{2Int}	94.05%	83.81%	36.67%
P_{3Int}	96.67%	89.81%	39.76%

表 2 均方根相对误差比较

置信水平	99%	95%	80%
$e_{RMSE}(y_d)$	19.4385	19.4385	19.4385
$e_{RMSE}((\hat{L}_{\min} + \hat{L}_{\max})/2)$	13.5717	13.4637	13.3299

综合表 1 和表 2:在缩放因子一定的情况下,当置信水平高时,进行区间预报,获得预报置信区间;当置信水平低时,取得点预报修正值,由此获得的预报置信区间和点预报均可满足工程应用的需要.

6 供热负荷预报算例

本文采用黑龙江省哈尔滨市某热力站 2007 年冬季采暖期采样周期为 1 小时的负荷相关数据,作为供热系统负荷预报的原始数据,同样将样本数据分为三部分,对本文提出的概率预报方法进行仿真研究.

6.1 点负荷预报

为便于比较,与 5.1 节类似,同样采用 C-C 算法^[17]确定预报样本输入维数为 3, LSVR 核函数仍然选择径向基函数,通过交叉验证得到点预报模型各参数 $\sigma^2 = 80$ 、 $C = 1000$ 、 $\epsilon = 0.1$.

6.2 误差的区间估计及负荷区间预报

点预报模型建立后,通过测试样本取得预报误差,并通过检验获知其不服从正态分布,采用误差密度的非参数核估计取得预报误差区间,同样以 Parzen 窗为核函数,采用交叉验证法确定带宽,给定一个置信度 α ,利用式(23)和式(24)可得 $[\hat{L}_{\min}, \hat{L}_{\max}]$,缩放因子参数通过交叉验证确定为 $\zeta = 2.5$ 、 $\eta = 12$,将各点 \hat{L}_{\min} 和 \hat{L}_{\max} 首尾分别相连可得到置信度为 α 的负荷预报置信区间.

6.3 预报结果分析

利用 5.3 节中的指标对供热负荷预报结果进行分析,给出预报置信区间的后验概率 P_{2Int} ,联合预报置信区间的后验概率 P_{3Int} ,见表 3,以及均方根相对误差 e_{RMSE} ,见表 4.

通过比较可以看出,表 3 和表 4 与表 1 和表 2 的趋势一致,因此,我们同样可以得到以下结论:在缩放因子一定的情况下,当置信水平高时,进行区间预报,获得预报置信区间;当置信水平低时,取得点预报修正值,由此获得的预报置信区间和点预报均可满足供热工程热力调度及节能控制的需要.

表 3 预报区间后验概率比较

置信水平	99%	95%	80%
P_{2Int}	89.36%	82.93%	43.77%
P_{3Int}	91.02%	84.65%	48.43%

表 4 均方根相对误差比较

置信水平	99%	95%	80%
$e_{RMSE}(y_d)$	0.1835	0.1835	0.1835
$e_{RMSE}((\hat{L}_{min} + \hat{L}_{max})/2)$	0.1732	0.1677	0.1596

7 结论

针对现有概率预报方法存在的问题,提出基于局域支持向量回归和误差区间估计的概率预报法.本文主要结论如下:

(1)提出了一种概率预报法,该方法利用局域支持向量回归降低噪声对点预报的干扰,提高预报的可靠性和准确性,利用非参数核估计避免需要假设样本服从正态分布的缺点.

(2)本文的概率预报思路具有一般性,并给出了概率预报的结构框图.

(3)给出电力负荷预报和供热负荷预报算例,验证了所提方法的通用性和有效性,为工程应用提供参考.

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 齐维贵,朱学莉.时间序列预报法在供热控制中的应用研究[J].电子学报,2003,31(2):268-270.
QI Weigui, ZHU Xueli. A study of time series prediction method in heat supply control [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(2):268-270. (in Chinese)
- [3] 王玉,饶妮妮,匡斌,袁祚涌.基于小波变换技术预测DNA序列的编码区[J].电子学报,2007,35(1):141-144.
Wang Yu, Rao Ni-ni, Kuang Bin, Yuan Zuo-yong. Predicting protein coding regions of DNA sequences based on wavelet translation technique[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1):141-144. (in Chinese)
- [4] 王军,彭喜元,彭宇.一种新型复杂时间序列实时预测模型研究[J].电子学报,2006,34(12):2291-2294.
Wang Jun, Peng Xi-yuan, Peng Yu. A novel real time predictor for complex time series [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12):2291-2294. (in Chinese)
- [5] 杨文佳,康重庆,夏清,刘润生等.基于预测误差分布特性统计分析的概率性短期负荷预测[J].电力系统自动化,2006,30(19):47-52.
Yang Wenjia, Kang Chongqing, Xia Qing, Liu Runsheng, et al.

- Short term probabilistic load forecasting based on statistics of probability distribution of forecasting errors[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(19):47-52. (in Chinese)
- [6] Tanaka H, Uejima S, Asia K. Linear regression analysis with fuzzy model [J]. IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 1982, 6(12):903-907.
- [7] Box G E, Jenkins G M. Time Series Analysis, Forecasting and Control[M]. Oakland, CA: Holden-Day, 1976.
- [8] Lee H, Tanaka H. Upper and lower approximation models in interval regression using regression quantile techniques[J]. European J of Operational Research, 1999, 116(3):652-666.
- [9] Tanaka H, Lee H. Interval regression analysis by quadratic programming approach[J]. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1998, 6:473-481.
- [10] Huang L, Zhang B L, Huang Q, et al. Robust interval regression analysis using neural networks[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 97(2):337-347.
- [11] Jin-tsong Jeng, Chen-chia Chuang, Shun-feng Su. Support vector interval regression networks for interval regression analysis [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2003, 138(2):283-300.
- [12] Kaizhu Huang, Haiqin Yang, Irwin King, et al. Local support vector regression for financial time series prediction[A]. 2006 International Joint Conference on Neural Networks [C]. Vancouver, Canada, 2006. 1622-1627.
- [13] J F Sturm. Using SeDuMi 1.02, a matlab toolbox for optimization over symmetric cones[J]. Optimization Methods and Software, 1999, 11:625-653.
- [14] Rosenblatt, M. Remarks on some nonparametric estimates of a density function[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1956, 27(3):832-837.
- [15] Parzen E. On estimation of a probability density function and mode[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1962, 33(3):1065-1076.
- [16] Cacoullos T. Estimation of a multivariate density[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1966, 18(2):179-189.
- [17] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times and embedding windows [D]. Physica D (S0167-2789), 1999, 127:48-60.

作者简介:

张永明 男,1980年10月出生于黑龙江嫩江,哈尔滨工业大学电力电子与电力传动专业博士研究生,目前主要研究方向为负荷预报、智能控制及机器学习等. E-mail: zhangyongming@hit.edu.cn

邓盛川 男,1982年2月出生于四川绵阳,哈尔滨工业大学电力电子与电力传动专业博士研究生,目前主要研究方向为负荷预报、预测控制等. E-mail: dskiler@163.com

齐维贵 男,1944年12月出生于辽宁黑山,教授,博士生导师,目前主要研究方向为先进控制策略、现代信号处理技术及节能控制技术. E-mail: qwg1944@sina.com