

文章编号: 1001-0920(2013)01-0115-05

基于近似熵测度的变权组合预测方法

徐宇亮, 陈西宏, 马 超, 王光明

(空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051)

摘 要: 提出一种基于近似熵测度的变权组合预测方法. 首先, 不同于传统的预测效果评价准则, 从衡量样本序列复杂性的角度出发, 以预测值误差序列的近似熵测度为评价效果准则, 建立变权组合预测优化模型; 然后, 在变权组合预测权值分配问题上, 为克服常规的均值估计法和回归分析法的不足, 采用在线最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 回归法, 实现预测点加权系数的准确预测; 最后, 通过实例表明了该方法的可行性和有效性.

关键词: 近似熵测度; 变权组合预测; 在线 LS-SVM; 故障预测

中图分类号: TP277

文献标志码: A

Image registration algorithm based on intuitionistic fuzzy distance

XU Yu-liang, CHEN Xi-hong, MA Chao, WANG Guang-ming

(Institute of Air Defense and Anti-missile, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China. Correspondent: XU Yu-liang, E-mail: xuyuliangbo@163.com)

Abstract: A variable weight combined forecasting method based on approximate entropy is proposed. Firstly, unlike the traditional evaluation criterion, and considering measurement complexity of sequential sample, an optimizing model of variable weight combined forecasting is established according to the approximate entropy of the prediction error sequential. Then, the weight allocation problem is considered. To avoid the insufficiency of the conventional method (e.g. mean estimation and regression analysis), online least squares support vector machine (LS-SVM) regression method is used to achieve accurate forecasting about weight. Finally, an example shows the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: approximate entropy; variable weight combined forecasting; online LS-SVM; fault prognostics

0 引 言

在预测实践中, 综合利用各种预测方法提供的信息, 以适当的加权形式将不同预测方法进行组合, 可提高预测精度, 而确定各单项预测方法的加权系数是组合预测的关键. 关于定权组合预测方法的研究一直占主导地位, 但它的预测精度较差, 变权组合预测方法的预测精度明显高于固定权系数, 所以近年来变权组合预测方法开始引起人们的重视^[1-11]. 目前, 常见的组合预测模型主要以误差的平方和或绝对值之和达到最小为预测效果的评价准则, 这样的准则只能从误差数值上反映预测方法的效果. 对于时间序列预测, 误差变化的趋势越稳定越好, 因此误差的动态变化稳定程度可以更好地反映预测方法的有效性. 另外, 由于变权系数随时间而变化, 其确定较为困难, 导致变权组合预测方面的研究进展缓慢. 文献 [3] 提出一种

模糊变权组合预测方法 (FVW), 文献 [4] 对 FVW 进行了改进, 文献 [5] 基于“序列相对贴近度”研究了组合预测的权值分配问题, 文献 [6-8] 也作了类似研究.

本文从衡量样本序列复杂性的角度出发, 以预测值误差序列的近似熵测度 (ApEn) 为效果评价准则, 建立基于近似熵测度的变权组合预测优化模型. 在研究最优变权系数确定方面, 提出一种新的权值预测法——在线 LS-SVM 回归法. 该方法不需要知道权系数函数的具体形式, 只需根据组合预测模型求出单项预测方法在各样本点的加权系数, 并将其作为样本进行训练, 得到在线 LS-SVM 回归模型以确定预测点的加权系数.

1 基于近似熵测度的变权组合预测优化模型

20 世纪 90 年代初, Pincus 为了克服混沌现象中

收稿日期: 2011-06-07; 修回日期: 2011-09-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60971118).

作者简介: 徐宇亮 (1984—), 男, 博士生, 从事电子装备故障诊断与故障预测的研究; 陈西宏 (1961—), 男, 教授, 博士, 从事防空导弹武器系统信息技术与智能故障诊断方法等研究.

求解熵的困难,从衡量非线性时间序列复杂性的角度提出了近似熵测度的概念^[12-13].此后,近似熵在衡量生物电信号、机械设备故障信号和电弧焊电流信号的复杂度时获得了良好效果^[14-16].近似熵本质上衡量的是当维数变化时时间序列中产生新模式的概率大小,产生新模式的概率越大、序列越复杂,相应的近似熵也就越大.近似熵只是希望从统计的角度来区别时间过程的复杂性,动态系统表征的是差异或变化,而不是描述奇异引子的全貌,只需要较短的数据即可估计出来.因此,对于时间序列的预测,预测误差随时间而动态变化,近似熵的大小可以很好地反映其变化的稳定程度,从而能够衡量预测的效果.

1.1 近似熵测度的指标计算

设样本序列为 $x(i), i = 0, 1, \dots, N$, 其中 N 表示采样序列的长度. 预先设定所需的两个参数的值, 即模式维数和相似容限, 则该被分析序列的近似熵测度的计算步骤如下^[12].

Step 1: 将采样序列 $x(i) (i = 0, 1, \dots, n)$ 按照连续顺序构造出一组 m 维的向量 $X(i), i = 0, 1, \dots, N - m + 1$, 即

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]. \quad (1)$$

Step 2: 对 Step 1 中所构造的每一个 i 值计算向量 $X(i)$ 与其余向量 $X(j)$ 之间的距离, 该距离定义为这两个向量间的对应元素中差值绝对值最大的值, 即

$$d(X(i), X(j)) = \max_{k=0,1,\dots,m-1} [x(i+k) - x(j+k)]. \quad (2)$$

Step 3: 对于给定的向量 $X(i)$, 根据设定的容限阈值 $r (r \geq 0)$, 对于每一个 i 值统计满足条件 $d(X(i), X(j)) \leq r$ 的向量 $X(j) (j = 1, 2, \dots, N - m + 1, j \neq i)$ 的数目, 并将统计得出的数值表示为 $N^m(i)$, 对每一个 $i (i = 1, 2, \dots, N - m + 1)$ 值均统计出 $N^m(i)$ 的数值, 然后计算 $N^m(i)$ 与向量距离总数目 $(N - m + 1)$ 之间的比值, 记为

$$C_i^m(r) = \frac{N^m(i)}{N - m + 1}. \quad (3)$$

Step 4: 首先对于所有的 $C_i^m(r)$ 取自然对数, 然后计算其和对于所有 i 的个数的平均值

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r). \quad (4)$$

Step 5: 将维数 m 变为 $m + 1$, 重复 Step 1~Step 4, 得到 $\phi^{m+1}(r)$.

Step 6: 理论上, 该样本序列的近似熵测度定义为

$$\text{ApEn}[x(i), m, r] = \lim_{N \rightarrow \infty} [\phi^m(r) - \phi^{m+1}(r)]. \quad (5)$$

一般而言, 式 (5) 中的极限值以概率 1 存在, 但在实际应用中, N 值不可能是无穷的, 而是有限的, 因此按照上述步骤得出的是序列的近似熵测度估计值, 记

为

$$\text{ApEn}[x(i), m, r, N] = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r). \quad (6)$$

近似熵测度估计值与 m 和 r 的取值有关, Pincus^[13]认为, 当取 $m = 2, r = 0.1 \text{SD}_x \sim 0.2 \text{SD}_x$ (SD_x 表示样本序列 $\{x(i), i = 0, 1, \dots, N\}$ 的标准差) 时, 近似熵测度估计值具有较合理的统计特性, 因此本文研究均取 $m = 2, r = 0.2 \text{SD}_x$.

1.2 变权组合预测模型的建立

设对某一预测问题, 有 k 种单项预测方法对其进行预测, 并定义 $x_t (t = 1, 2, \dots, N)$ 为 t 时刻的实际观测值; $x_{it} (i = 1, 2, \dots, k, t = 1, 2, \dots, N)$ 为第 i 种单项预测方法在 t 时刻的预测值; $e_{it} = x_t - x_{it}$ 为第 i 种单项预测方法在 t 时刻的绝对误差; l_{it} 为第 i 种单项预测方法在 t 时刻的加权系数, 且满足 $\sum_{i=1}^k l_{it} = 1,$

$$l_{it} \geq 0, t = 1, 2, \dots, N; \hat{x}_t = \sum_{i=1}^k l_{it} x_{it} \text{ 为变权组合预$$

测在 t 时刻的预测值; $e_t = x_t - \hat{x}_t = \sum_{i=1}^k l_{it} e_{it}$ 为变权组合预测在 t 时刻的绝对误差; e_t^2 为 t 时刻的绝对误差平方; $y(j) (j = 0, 1, \dots, N - 1)$ 为所有时刻绝对误差平方组成的样本序列; F 为样本序列 $y(j)$ 的近似熵测度.

基于近似熵测度的样本点组合预测模型为

$$\min F = \text{ApEn}[y(j), m, r, N - 1].$$

$$\text{s.t. } e_{it} = x_t - x_{it};$$

$$\sum_{i=1}^k l_{it} = 1, t = 1, 2, \dots, N;$$

$$l_{it} \geq 0, i = 1, 2, \dots, k, t = 1, 2, \dots, N;$$

$$m = 2, r = 0.2 \text{SD}_y. \quad (7)$$

2 预测点加权系数的确定

求解式 (7) 可确定样本点单项预测方法的加权系数, 对于预测点的加权系数确定, 目前常用的方法有均值估计法和回归分析法, 而这两种方法主观性太大、精度较低. 针对其不足, 提出一种新的权值预测法——在线 LS-SVM 回归法.

对于在线学习而言, 样本是窗式移动的, 即样本 $(x_i, y_t) (i = k, \dots, k + l - 1, x_i \in R^n, y_i \in R)$ 随着时刻 k 的递进而翻滚, 每进来一个新样本的同时丢掉一个旧样本, 样本个数不变. 学习的样本集可以表示为 $\{X(k), Y(k)\}$, 其中 $X(k) = [x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+l-1}]$, $Y(k) = [y_k, y_{k+1}, \dots, y_{k+l-1}]^T$, $x_k \in R^n, y_k \in R$. 因此核函数矩阵 Q 、待求的 Lagrange 乘子 α 和常值偏差 b 都是 k 的函数^[17-18]. 在 k 时刻, 它们可分别表示为

$$Q_{ij} = K(x_{i+k-1}, x_{j+k-1}), i, j = 1, 2, \dots, l;$$

$$\alpha(k) = [\alpha_k, \alpha_{k+1}, \dots, \alpha_{k+l-1}]^T, b(k) = b_k.$$

LS-SVM 的输出式表示为

$$y(k) = \sum_{i=k}^{k+l-1} \alpha_i(k) K(x, x_i) + b(k). \quad (8)$$

设 $U(k) = Q(k) + I/\gamma$, 根据 KKT 最优条件, 可得到如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & U(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b(k) \\ \alpha(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y(k) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

令 $P(k) = U(k)^{-1}$, 则由式 (9) 可得

$$b(k) = \frac{\mathbf{1}^T P(k) y(k)}{\mathbf{1}^T P(k) \mathbf{1}}, \quad (10)$$

$$\alpha(k) = P(k) \left[y(k) - \frac{\mathbf{1}^T P(k) y(k)}{\mathbf{1}^T P(k) \mathbf{1}} \right] = P(k) y(k) - \mathbf{1} b(k), \quad (11)$$

$$P(k) = U(k)^{-1} = \left[Q(k) + \frac{I}{\gamma} \right]^{-1} = \begin{bmatrix} h(k) & H(k)^T \\ H(k) & D(k) \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & D(k)^{-1} \end{bmatrix} + s_h(k) s_h(k)^T c_h(k). \quad (12)$$

其中

$$\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T, h(k) = K(x_k, x_k) + \frac{1}{\gamma},$$

$$H(k) = \left[K(x_{k+1}, x_k) + \frac{1}{\gamma}, \dots, K(x_{k+l-1}, x_k) \right]^T,$$

$$D(k) =$$

$$\begin{bmatrix} K(x_{k+1}, x_{k+1}) + \frac{1}{\gamma} & \dots & K(x_{k+l-1}, x_{k+1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ K(x_{k+1}, x_{k+l-1}) & \dots & K(x_{k+l-1}, x_{k+l-1}) + \frac{1}{\gamma} \end{bmatrix},$$

$$S_h(k) = [-1, H(k)^T D(k)^{-1}]^T,$$

$$C_h(k) = \frac{1}{(h(k) - H(k)^T D(k)^{-1} H(k))}.$$

在 $k+1$ 时刻, 新样本 (x_{k+l}, y_{k+l}) 加进来, 旧样本 $(x_k, y(k))$ 被抛弃, 核函数矩阵变为 $Q_{ij}(k+1)$, $i, j = 1, 2, \dots, l$, 则

$$P(k+1) = U(k+1)^{-1} = \left[Q(k+1) + \frac{I}{\gamma} \right]^{-1}. \quad (13)$$

综上所述, 在线学习 LS-SVM 回归的变权系数预测是一个随时间滚动的优化过程, 其确定步骤如下.

Step 1: 由式 (7) 计算第 i 种单项预测方法在前 N 时刻的加权系数 $l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{iN}$;

Step 2: 从预测点 $N+1$ 时刻开始, 初始化 $k = N+1$, 取新的数据, 丢弃离当前时刻最远的数据, 得到 $(X(k), Y(k))$;

Step 3: 计算核函数矩阵 $Q(k)$ 和 $P(k)$;

Step 4: 计算 $b(k), a(k)$, 并预测 $y(k)$;

Step 5: 令 $k \leftarrow k+1$, 返回 Step 2;

Step 6: 当 $t = N+j$ 时, 得到 m 种单项预测方法的权系数函数值 $y_i(N+j)$, 将其归一化, 得到 $N+j$ 时刻 m 种单项预测方法的权系数

$$l_{i(N+j)} = |y_i(N+j)| / \sum_{i=1}^m |y_i(N+j)|. \quad (14)$$

3 实例分析

为验证提出的变权组合预测方法的有效性, 本文以某型地空导弹电子设备指令接收机中的典型选频放大电路为研究背景, 其电路如图 1 所示.

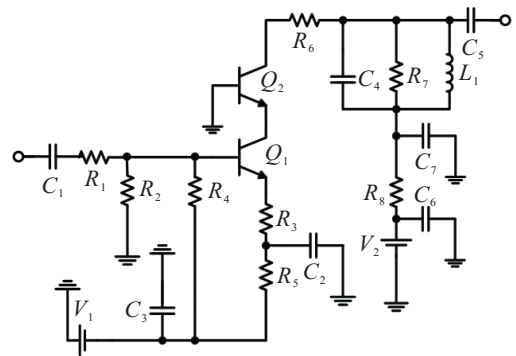


图 1 选频放大器电路图

不同元件参数的变化会导致电路的频率特性发生变化, 通过分析图 1 所示电路的典型失效模式, 参数 R_3, C_4, L_1 发生变化时对电路的频率响应影响最大. 以 $R_3(15.0\Omega)$ 元件为例模拟其老化过程, 在 Multsim10 仿真平台进行电路仿真, 注入元件的参数变化(变化范围 0~40%). 实验中设定其参数变化的幅度递增, 以模拟电子元件老化速率随时间的推移而加快, 参数的递增幅度依次为 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 每个幅度递增 10 次, 对电路进行 0~60 MHz 的交流分析, 采集 10 MHz 的输出电压(单位为 mV), 随着参数的不断变化, 得到 40 个时间点的电压值, 前 20 个数据作为训练样本, 分别建立灰色预测、BP 神经网络、SVM 三种预测模型, 详细方法见文献 [19], 对后 20 个时间点的数据进行预测.

时间点 21~30 各单项预测方法的预测结果见表 1. 将表 1 中的数据作为样本, 由式 (7) 建立组合预测模型, 并计算时刻 21~30 样本点各单项预测方法的权系数. 以其为样本, 分别采用均值估计法、回归分析法以及在线最小二乘支持向量回归法, 对时间点 31~40 各单项预测方法的加权系数进行预测, 预测结果如表 2 所示, 其中 A 代表均值估计法, B 代表回归分析法, C 代表在线 LS-SVM 法.

表 1 时间点 21~30 各单项预测方法的预测数据

时间点	实际值	灰色预测		神经网络预测		SVM预测	
		预测值	相对误差	预测值	相对误差	预测值	相对误差
21	72.183 2	72.302 9	0.119 7	72.365 1	0.127 9	72.093 1	-0.090 1
22	71.682 2	71.930 6	0.248 4	71.597 8	-0.084 4	71.768 9	0.087 6
23	71.188 1	71.296 5	0.108 4	71.252 1	0.064 0	71.062 1	-0.126 0
24	70.700 6	70.569 4	-0.131 2	70.858 4	0.157 8	70.630 2	-0.070 4
25	70.219 7	70.132 1	-0.087 6	70.391 7	0.172 0	70.095 1	-0.124 6
26	69.745 2	69.853 9	0.108 7	69.907 6	0.162 4	69.753 6	0.008 4
27	69.277 0	69.432 8	0.155 8	69.375 9	0.098 9	69.221 4	-0.055 6
28	68.814 9	69.163 6	0.348 7	68.710 9	-0.104 0	68.921 3	0.106 4
29	68.359 0	68.712 1	0.353 1	68.207 8	-0.151 2	68.132 8	-0.226 2
30	67.908 9	68.365 9	0.457 0	67.812 9	-0.096 0	67.785 4	-0.123 5

表 2 时间点 31~40 各单项预测方法的权系数

时间点	灰色预测权系数			神经网络预测权系数			SVM预测权系数		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C
31	0.148 6	0	0	0.401 7	0.304 7	0.172 2	0.449 7	0.695 3	0.827 8
32	0.146 3	0.126 4	0.085 5	0.430 5	0.463 0	0.416 3	0.425 9	0.410 6	0.498 2
33	0.158 0	0	0.094 7	0.400 6	0.475 3	0.217 9	0.441 4	0.524 7	0.687 4
34	0.161 1	0.502 4	0.392 4	0.359 6	0.301 1	0.331 5	0.479 3	0.196 5	0.276 1
35	0.150 8	0.543 9	0.423 9	0.395 7	0.187 7	0.189 4	0.453 5	0.276 4	0.386 7
36	0.106 1	0.312 7	0.139 6	0.433 0	0.368 4	0.452 5	0.461 9	0.318 9	0.407 9
37	0.106 5	0	0.088 9	0.474 6	0.431 6	0.297 3	0.418 9	0.568 4	0.613 8
38	0.114 5	0.423 1	0.124 9	0.492 4	0	0.198 8	0.393 1	0.576 9	0.676 3
39	0.126 0	0	0.050 8	0.480 5	0.661 3	0.672 9	0.393 5	0.378 7	0.276 3
40	0.131 5	0	0	0.373 6	0.587 4	0.538 2	0.494 9	0.412 6	0.461 8

由表 2 各单项预测方法的加权系数,求得时间点 31~40 的组合预测结果,各单项方法和在线 LS-SVM 变权组合方法的预测结果如图 2 所示,单项预测法和组合预测法误差分析如图 3 所示。

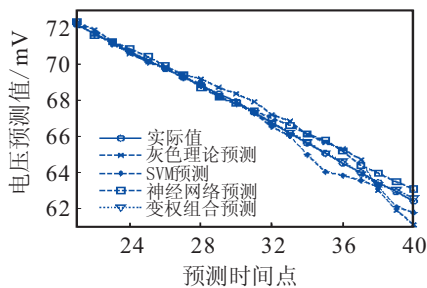


图 2 单项预测方法和变权组合预测方法的预测结果

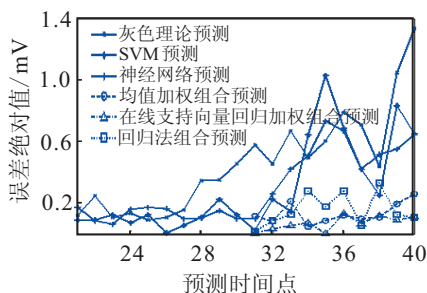


图 3 单项预测和变权组合预测的误差趋势

由图 3 可见,随着电子元件的老化速度加快,单项预测各时间点的误差波动幅度较大,基于近似熵测度的组合预测误差相对较平稳;另外,在线 LS-SVM

加权组合预测法的误差明显小于传统的加权组合预测误差。

4 结 论

目前,针对变权组合预测方法的研究较少,不同于基于传统预测效果评价准则的组合预测方法,本文提出了一种基于近似熵测度变权组合预测方法.从预测值与实际值误差序列的变化趋势出发,以误差序列的近似熵测度为评价效果准则建立组合预测模型,并在变权系数确定的关键问题上,采用在线 LS-SVM 回归法,使学习机具有自适应能力,能够随时间而进化,实现预测点加权系数的滚动预测.实验结果表明了该方法可行、合理、有效。

参考文献(References)

- [1] 陈华友. 熵值法及其在确定组合预测权系数中的应用[J]. 安徽大学学报: 自然科学版, 2003, 27(4): 1-6. (Chen H Y. Entropy method and application to determine weights of combination forecasting[J]. J of Anhui University: Natural Science Edition, 2003, 27(4): 1-6.)
- [2] Box G P E, Jenkins G M, Reinsel G C. Time series analysis forecasting and control[M]. The 3rd ed. San Francisco: New Jersey Prentice Hall/Pearson Education Asia Ltd, 2005.
- [3] 曹长修, 王景, 唐小我. 一种模糊变权重组合预测方法-FVW 法的研究[J]. 预测, 1996, 5(6): 49-50.

- (Chao C X, Wang J, Tang X W. Research on fuzzy variable-weight combination forecasting method[J]. *Forecasting*, 1996, 5(6): 49-50.)
- [4] 李学全, 李春生. 一种改进的模糊变权重组合预测方法[J]. *中南工业大学学报*, 2003, 34(6): 708-710.
(Li X Q, Li C S. Research on improved fuzzy variable-weight combination forecasting method[J]. *J of Zhongnan Industrial University*, 2003, 34(6): 708-710.)
- [5] 吕永乐, 郎荣玲, 谈展中. 基于“序列相对贴近度”的组合预测权值分配[J]. *北京航空航天大学学报*, 2009, 35(12): 1434-1437.
(Lv Y L, Lang R L, Tan Z Z. Weight allocation of combination prediction based on sequence relative nearness degree[J]. *J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2009, 35(12): 1434-1437.)
- [6] Tang Xiaowo, Zhou Zongfang, Shi Yong. The variable weighted functions of combined forecasting[J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 2003, 45(2): 723-730.
- [7] Yue Fang. Forecasting combination and encompassing tests[J]. *Int J of Forecasting*, 2003, 19(1): 87-94.
- [8] 李春生, 王耀南, 陈光辉. 基于互信息的组合预测模型及其在电力负荷预测中的应用[J]. *湖南大学学报: 自然科学版*, 2008, 35(9): 58-61.
(Li C S, Wang Y N, Chen G H. Combination forecast model based on mutual information and its application to power load prediction[J]. *J of Hu'nan University: Natural Sciences*, 2008, 35(1): 58-61.)
- [9] 苏涛, 王鹏新, 刘翔舸, 等. 基于熵值组合预测和多时相遥感的春玉米估产[J]. *农业机械学报*, 2011, 42(1): 186-191.
(Su T, Wang P X, Liu X G, et al. Spring maize yield estimation based on combination of forecasting of entropy method and multi-temporal remotely sensed data[J]. *Trans on the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(1): 186-191.)
- [10] 李晓白, 崔秀伶, 郎荣玲. 航空发动机性能参数预测方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2008, 34(3): 253-256.
(Li X B, Cui X L, Lang R L. Forecasting method for aeroengine performance parameters[J]. *J of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2008, 34(3): 253-256.)
- [11] Ling Fu, Zhengyou Y He, Ruikun K Mai, et al. Approximate entropy and its application to fault detection and identification in power swing[C]. 2009 IEEE Power and Energy Society General Meeting. Calgary, 2009: 678-685.
- [12] Pincus S M. Approximate entropy: A complexity measure for biological time series data[C]. *Proc of the 17th Annual Northeast Bioengineering Conf.* Hartford, 1991: 1514-1519.
- [13] Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. *of the National Academy of Sciences*, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [14] 谢勇, 徐健学. 皮层脑电时间序列的相空间重构及非线性特征量的提取[J]. *物理学报*, 2002, 51(2): 212-213.
(Xie Y, Xu J X. Phase-space reconstruction of ECoG time sequences and extraction of nonlinear characteristic quantities[J]. *Acta Physica Sinica*, 2002, 51(2): 212-213.)
- [15] 曹彪, 吕小青, 曾敏, 等. 短路过渡电弧焊电流信号的近似熵分析[J]. *物理学报*, 2006, 55(4): 1696-1698.
(Cao B, Lv X Q, Zeng M, et al. Approximate entropy analysis of current in short-circuiting arc welding[J]. *Acta Physica Sinica*, 2006, 55(4): 1696-1698.)
- [16] 胥永刚, 李凌均, 何正嘉. 近似熵及其在机械设备故障诊断中的应用[J]. *信息与控制*, 2006, 31(6): 547-550.
(Xu Y G, Li L J, He Z J. Approximate entropy and its applications in mechanical fault diagnosis[J]. *Information and Control*, 2006, 31(6): 547-550.)
- [17] 林剑艺, 程春田. 支持向量机在中长期径流预报中的应用[J]. *水利学报*, 2006, 37(6): 681-686.
(Lin J Y, Cheng C T. Application of support vector machines method to long-term runoff forecast[J]. *J of Hydrology*, 2006, 37(6): 681-686.)
- [18] 叶美盈, 汪晓东, 张浩然. 基于在线最小二乘支持向量机回归的混沌时间序列预测[J]. *物理学报*, 2005, 54(6): 2569-2572.
(Ye M Y, Wang X D, Zhang H R. Chaotic time series forecasting using online least squares support vector machine regression[J]. *Acta Physica Sinica*, 2005, 54(6): 2569-2572.)
- [19] 韩东. 基于数据驱动故障预测方法及研究[D]. 石家庄: 军械工程学院, 2010: 25-33.
(Han D. Research on fault prognostics and application based on data-driven method[D]. *Shijiazhuang: Ordnance Engineering College*, 2010: 25-33.)