

文章编号: 1001-0920(2008)11-1291-05

## 基于梯度算法的支持向量机参数优化方法

刘昌平, 范明钰, 王光卫, 马素丽

(电子科技大学 计算机科学与工程学院, 成都 610054)

**摘要:** 首先介绍最近出现的参数优化方法, 概括了高效率的参数优化算法应具备的若干特点, 然后提出了一种新的支持向量机参数优化方法. 该方法先在局域内用混沌优化搜索局域最优点, 再将此最优点作为梯度方向, 通过改变局域范围跳出局部寻优区域. 该方法降低了对性能函数连续且可微的要求, 收敛速度快, 最终优化解与支持向量机的参数初始值无关. 最后, 通过仿真实验表明了该方法具有更高的分类和回归准确率.

**关键词:** 支持向量机; 梯度算法; 混沌; 参数优化

中图分类号: TP18

文献标识码: A

## Optimizing parameters of support vector machine based on gradient algorithm

LIU Chang-ping, FAN Ming-yu, WANG Guang-wei, MA Su-li

(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610054, China. Correspondent: LIU Chang-ping, E-mail: goodlcp@163.com)

**Abstract:** Some recent methods of parameters' optimization are analyzed, and several characteristics of efficient arithmetics to optimize parameters of support vector machine are generalized. Gradient algorithm can not be utilized directly because of its requirement of differentiable function. In the new method proposed, gradient direction is not directional derivative but optimized result of chaos search in local area. This method doesn't require differentiable function, and has the advantage of faster convergent speed, the ability of optimization within global scope and the independence between eventual optimized parameters and initial SVM parameters.

**Key words:** Support vector machine; Gradient algorithm; Chaos; Parameter optimization

### 1 引言

支持向量机(SVM)是机器学习领域中以统计学习理论为基础的新型学习方法,通过核函数将低维空间不可分问题转化为高维空间可分的问题.支持向量机的参数值在很大程度上决定了支持向量机的性能,并对支持向量机的分类正确率或回归准确率有重大的影响,参数细微的变化可能会造成支持向量机学习能力和推广能力的巨大变化.因此,在参数空间中搜索最优参数值是支持向量机应用中应着重研究的问题.

针对这个问题,国内外学者提出了许多优化算法.文献[1,2]以粒子群算法作为参数优化算法.[3]以 $\epsilon$ -SVR为模型,运用混沌优化算法逐步缩小搜索空间,直到在一定迭代步数内性能函数保持不变时

结束搜索.混沌序列的随机性很突出,很容易陷入局部寻优区域,而且不具备跳出该区域的能力.[4-6]和[7]分别以遗传算法和免疫算法寻优参数.这类算法虽然在一定程度上具备产生新搜索空间的能力,但新搜索空间的产生具有随机性.[8,9]以启发式算法优化最小二乘支持向量机(LS-SVM)的参数;[10]采用模拟退火算法寻优标准 SVM 的参数.这些算法初始值具有很大的随意性,而且算法最终解对初始值的依赖性很大.

本文提出了基于梯度算法的参数优化方法,并以此方法构造支持向量机和 LS-SVM.与同类方法的实验对比表明,该方法具备收敛速度快、能跳出局部寻优区域、所构造的支持向量机分类或回归精度高、优化结果与初始参数值无关的特点.

收稿日期: 2007-09-04; 修回日期: 2007-11-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60272091,60373109).

作者简介: 刘昌平(1975—),男,湖南祁阳人,讲师,博士生,从事智能控制、机器学习的研究;范明钰(1962—),女,成都人,教授,博士生导师,从事信息安全、智能信息处理等研究.

### 2 支持向量机及其参数优化

#### 2.1 支持向量机

设训练样本集  $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_r, y_r)\} \in (X \times Y)^r$ . 其中:  $x_i = ([x_i]_1, [x_i]_2, \dots, [x_i]_n)$ ,  $x_i \in X = R^n, y_i \in Y = \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, r$ .  $C$  支持向量分类机 ( $C$ -SVC) 所求解的最优化问题<sup>[11]</sup> 和所构造的分类决策函数分别为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^r \xi_j, \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^r y_i \xi_i = 0, \\ & 0 \leq \xi_i \leq C, i = 1, 2, \dots, r; \end{aligned} \quad (1)$$

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^r y_i K(x, x_i) + b\right). \quad (2)$$

若对于训练集  $T, y_i \in Y = R$ , 则  $\nu$ -SVR 所求解的最优化问题<sup>[11]</sup> 和所构造的回归决策函数分别为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^r (\xi_i^* - \xi_i)(\xi_j^* - \xi_j) K(x_i, x_j) + \\ & \sum_{i=1}^r (\xi_i^* + \xi_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\xi_i^* - \xi_i), \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^r (\xi_i - \xi_i^*) = 0, \\ & 0 \leq \xi_i, \xi_i^* \leq C/r, i = 1, 2, \dots, r; \end{aligned} \quad (3)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^r (\xi_i^* - \xi_i) K(x, x_i) + b. \quad (4)$$

其中  $K$  是将低维数据向高维数据转换的核函数. 广泛使用的核函数是径向基核函数, 具有如下形式:

$$K(x, x) = \exp(-\|x - x\|^2 / 2). \quad (5)$$

部分学者将之描述为

$$K(x, x) = \exp(-\|x - x\|^2). \quad (6)$$

两者在本质上是相同的. 为避免与 LS-SVM 中的参数  $\sigma$  混淆, 本文采用式(5) 这种表示形式.

根据式(1) 和(3), 对于使用径向基核函数的  $C$ -SVC 和  $\nu$ -SVR, 需要优化的参数分别为  $[C, \gamma]$  和  $[C, \gamma, \nu]$ .

#### 2.2 最小二乘支持向量机

LS-SVM 将标准支持向量机的不等式约束改为等式约束, 将二次规划问题转换为线性方程组的求解问题, 很大程度上简化了计算量, 但导致计算精度下降. 最小二乘支持向量机求解如下最优化问题<sup>[12]</sup> 最优解:

$$\min_{w, b, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r e_i^2, \quad (7)$$

$$\text{s.t. } y_i = w^T(x_i) + b + e_i, i = 1, 2, \dots, r.$$

对于使用径向基核函数的最小二乘支持向量机, 需要优化的参数是  $[C, \gamma]$ . 下文将对上述参数的

优化算法展开探讨.

#### 2.3 参数优化方法分析

根据目前 SVM 参数优化方法, 可总结出理想的 SVM 参数优化算法应具备以下特点:

- 1) 收敛速度快, 而且优化过程、优化解与初始值(或区域) 无关, 即从任意点均可收敛到满足精度要求的解;
- 2) 优化过程应具备陷入局部寻优的检测能力, 并且当优化过程陷入局部寻优时, 应能跳出当前区域;
- 3) 除初始值外, 每次迭代的参数值应是依据历史参数值而产生, 而不是随机选择的;
- 4) 优化过程的结束条件不仅要考虑误差的相对变化, 还要考虑满足指定精度要求的条件;
- 5) 适用面广, 不仅适用于标准的  $C$ -SVC,  $\nu$ -SVR, 还应适用于 LS-SVM 等支持向量机的变异模型.

### 3 基于梯度算法的优化方法

符合 2.3 节中 5 个特点的较理想的方法是梯度算法. 该方法根据连续且可微的显式解析表达式(即性能函数) 计算下一次迭代点, 每一次迭代都是在局域内进行的. 然而, 支持向量机的性能(通常是分类正确率或均方误差) 与待选参数之间并无显式的连续函数关系<sup>[13]</sup>, 无法进行微分计算, 梯度算法不能直接使用.

本文方法的主要思想是: 首先, 以任意选择的初始参数值构造局域, 然后, 在此局域内以混沌优化法搜索局域最优点, 并以此局域最优点作为下一次迭代的参数值, 也即梯度方向进行迭代, 直到满足预定的精度要求, 如图 1 所示.

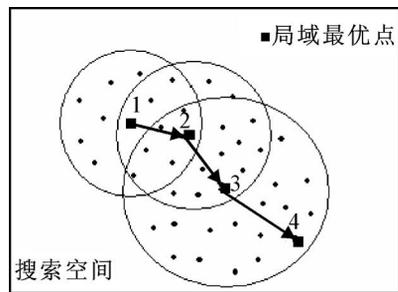


图 1 梯度方向示意图

在当前局域内经若干次混沌序列搜索仍未找到更优点时, 说明优化过程很可能已陷入局部优化区域. 跳出局部优化区域的方法是逐渐扩大当前局域的大小, 即增大搜索范围. 一旦找到更优点就恢复到原来的搜索范围. 以分类准确率(分类) 和均方误差(回归) 为性能函数, 具体实现步骤如下:

Step 1: 设定参数搜索空间  $p_{i, \min} \leq p_i \leq p_{i, \max}$ ,

$i = 1, 2, \dots, n$ , 其中  $n$  是参数个数, 并在搜索空间上任意选择一个初始参数值  $p$ ;

Step2: 设置优化过程的参数, 如混沌序列大小  $m$ , 精度要求  $F$ , 局域大小  $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ , 最大重试次数  $R_{max}$ , 重试次数  $r$  和扩展因子  $Ew$  置为 0;

Step3: 以  $p$  为中心, 根据扩展因子  $Ew$ , 按下式计算局域的位置:

$[p - W - 0.5Ew \times W, p + W + 0.5Ew \times W]$ , 并使局域落在搜索空间上;

Step4: 采用 Logistic 混沌映射方法, 按下式在当前局域内产生  $m$  个混沌点:

$$x_{k+1} = \mu x_k (1 - x_k), 0 < x_k < 1;$$

Step5: 计算  $p$  对应的性能函数  $f_p$ ;

Step6: 以  $m$  个混沌点作为参数值计算性能函数并找出最优值, 记最优值所对应的性能函数为  $f_c$ , 所对应的参数值为  $p_c$ ;

Step7: 若  $f_p = f_c$  (回归) 或  $f_p < f_c$  (分类), 说明搜索到更优点, 则  $p = p_c, f_p = f_c, r$  和  $Ew$  置 0;

否则  $r = r + 1$ ;

Step8: 若  $r = R_{max}$ , 则置  $r$  为 0,  $Ew = Ew + 1$ , 此时表明可能已陷入局部寻优区域, 需调整局域范围以便跳出当前局部寻优区域;

Step9: 若  $f_p = F$  (回归) 或  $f_p = F$  (分类), 则达到精度要求, 输出参数优化值  $p$ , 算法结束; 否则转 Step3.

### 4 实验分析

#### 4.1 优化过程的参数设置

文中引入了混沌序列大小  $m$ , 混沌迭代参数  $\mu$ , 局域大小  $W$  和最大重试次数  $R_{max}$ . 若性能曲面存在多个峰值, 则适宜选择较大的  $m, R_{max}$  和较小的  $W$  值, 此时的收敛速度较慢; 对于较平坦的性能曲面, 选择较小的  $m, R_{max}$  和较大的  $W$  值可提高收敛速度, 混沌迭代参数  $\mu$  对性能影响很小. 这些参数对本文方法的收敛性和优化性能不会造成敏感性影响. 在下面的实验分析中, 优化过程的参数设置如表 1 所示.

表 1 分类机优化过程的参数设置

数据集	$m$	$F$	$R_{max}$	$W$	$C(\cdot)$
1	10	97.5 %	3	区间长度 / 10	[0.5 15] [0.15] -
2	10	100 %	3	区间长度 / 10	[0.5 15] [0.15] -
WBC	10	97 %	3	区间长度 / 10	[0.1 15] [5 20] -
Iris	10	95 %	3	区间长度 / 10	[0.5 30] [5 10] -
TTT	10	92 %	3	区间长度 / 10	[50 70] [0.5 10] -
3	10	$6e-5$	3	区间长度 / 10	[0.1 15] [0.15] [0.01 0.2]
4	10	$6e-5$	3	区间长度 / 10	[0.1 15] [0.15] [0.01 0.2]

#### 4.2 分类机参数优化

##### 4.2.1 不带噪声的实验分析

实验数据由数据集 1 和数据集 2 组成. 性能函数为分类正确率, 分别对  $G$ -SVC 参数  $C$ , 以及  $LS$ -SVM 参数  $\sigma$ , 进行优化. 数据集 1 为圆分类问题<sup>[7]</sup>; 数据集 2 为双螺旋分类问题<sup>[7]</sup>.

为观察参数优化过程, 本文在搜索空间上运用“穷举法”求出性能曲面. 选择两个不同的初始参数值进行测试, 参数优化过程如图 2 ~ 图 5 所示, 参数优化结果以及与文献[7]的比较如表 2 和表 3 所示.

表 2 对数据集 1 的优化结果

优化方法	初始参数	分类正确率 / %	迭代次数	$C(\cdot)$
$G$ -SVC	1	98.5	13	6.1186 4.9842
	2	98.625	23	12.1797 4.9236
$LS$ -SVM	1	97.5	39	13.3305 3.2918
	2	97.5	7	13.6898 3.3986
文献[7]	90.8	-	0.1	0.65

表 3 对数据集 2 的优化结果

优化方法	初始参数	分类正确率 / %	迭代次数	$C(\cdot)$
$G$ -SVC	1	100	17	13.8196 1.5192
	2	100	37	2.9653 1.3361
$LS$ -SVM	1	100	14	14.2276 0.4598
	2	100	33	1.0945 0.3382
文献[7]	100	-	100	0.235

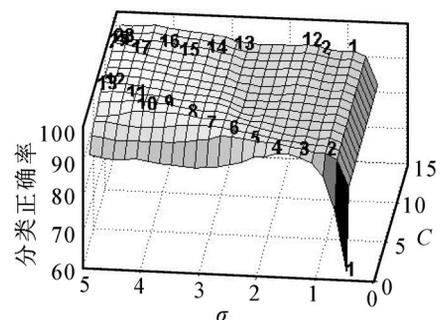


图 2 数据集 1  $G$ -SVC 参数优化过程

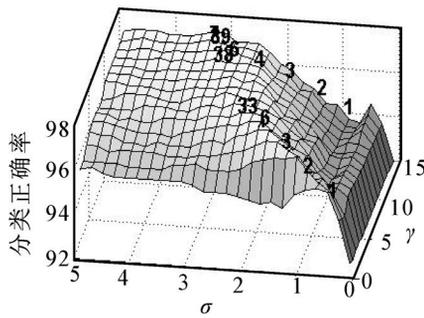


图 3 数据集 1 LS-SVM 分类机参数优化过程

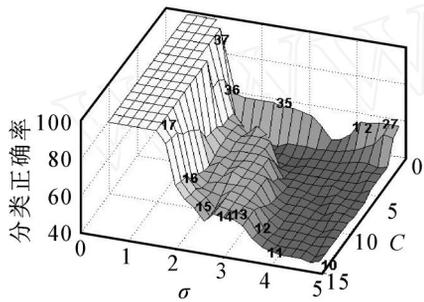


图 4 数据集 2 G-SVC 参数优化过程

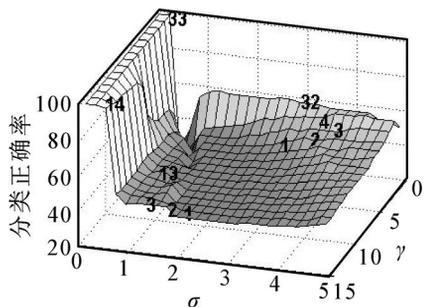


图 5 数据集 2 LS-SVM 分类机参数优化过程

图 2 ~ 图 5 所示的性能曲面都存在多个极值点,是多峰值曲面.图中数字表示从各个初始参数值开始的优化过程.优化过程可能会陷入局部最优区域,如图 4 的第 27 次局域和图 5 的第 32 次局域.但

通过改变局域搜索范围可使优化过程跳出局部寻优区域,经过足够次迭代,总能收敛于全局最优解.

从数据集 1 的分类正确率可以看出,本文方法的分类正确率最高达到 98.5%,而文献[7]所述方法为 90.8%,对于数据集 2 达到了 100%.

4.2.2 带噪声的实验分析

实验数据来自文献[14]的 Wisconsin Breast Cancer(WBC),Iris 和 Tic Toc Toe(TTT),采用文献[13]的方法确定训练样本和测试样本的组成.应用本文方法进行 G-SVC 参数优化,其优化结果以及与文献[13]优化结果的对比如表 4 所示.数据的分类性能曲面及优化过程与图 2 ~ 图 5 类似.

表 4 带噪声数据的 G-SVC 参数优化结果

优化方法	参数	WBC	Iris1vs23	Iris2vs3	TTT
	C	0.7609	1.3924	12.2282	55.4558
		10.9301	0.8564	3.5562	3.8772
本文方法	迭代次数	25	2	18	20
	分类正确率/%	97.0696	100	95	92.0469
文献[13]	分类正确率/%	95.9770	100	93.2432	98.1622

从表 4 可以看出,除 TTT 数据集外,其他的分类正确率都高于文献[13]若干个百分点.

4.3 回归机参数优化

以标准 -SVR 为模型,待优化的参数为 [C, J],性能函数是均方误差,实验数据由数据集 3 和数据集 4 组成,分别为

$$y_i = 1.1 \times (1 - [x_i] + 2[x_i]^2) \times e^{-0.5[x_i]^2}, \quad (8)$$

$$y_i = \frac{1 + \sin([x_i]_1 \times [x_i]_2)}{4 + \sin(2 \times [x_i]_1) + \sin(\times [x_i]_2)}. \quad (9)$$

训练样本和测试样本的组成参见文献[5].

表 5 对数据集 3 的 -SVR 参数优化结果

优化方法	初始参数	均方误差	迭代次数	C		
本文方法	1	5.9521e-5	33	14.145291	0.010153	1.318428
	2	5.4312e-5	45	6.985127	0.010223	1.208908
	3	5.8561e-5	24	13.985732	0.010122	0.990985
	4	5.9797e-5	37	11.805907	0.010065	1.297340
文献[5]		0.037	-	6.4	0.026	3.9

表 6 对数据集 4 的 -SVR 参数优化结果

优化方法	初始参数	均方误差	迭代次数	C		
本文方法	1	5.8346e-5	18	7.007337	0.011140	0.522989
	2	3.9049e-5	21	14.989691	0.010000	0.500171
	3	5.7483e-5	23	14.927035	0.011549	0.544252
	4	4.2555e-5	20	10.688820	0.010398	0.500011
文献[5]		0.00051	-	-	-	-

LS-SVM 回归机的参数 和 的分析过程与 4.2 节类似,不再赘述.

分别选择 4 个不同的参数作为初始值进行优化,输出的优化解及其对比如表 5 和表 6 所示.由表 5 和表 6 可知,文献[5]对数据集 3 和数据集 4 的回归误差分别为  $3.7 \times 10^{-2}$  和  $5.1 \times 10^{-4}$ ,本文方法明显优于文献[5],分别达到了  $5.9 \times 10^{-5}$  和  $5.8 \times 10^{-5}$ .此外,从 4 个不同初始参数值开始优化均能收敛到满足精度要求的参数值,说明最终优化解与初始参数值无关.

#### 4.4 时间复杂度分析

在搜索区域上随机选择 10 个初始参数值并重复上述实验,计算出平均迭代次数和平均时间消耗,如表 7 所示.测试硬件环境是 ThinkPad R40e,软件环境是 Matlab 7.2.图中 LS-SVM 误差曲面较平坦,需要多次调整局域的搜索范围,跳出局部优化区域的时间开销较大.另外,数量大的测试样本也会造成耗时较多的现象(如表 7 中的数据集 4).虽然不同的初始参数值均能收敛到最终优化解,但对收敛速度有很大影响.

表 7 优化过程的时间消耗

数据集	模型	平均迭代次数	平均时间/s
1	G-SVC	27	15.63
	LS-SVM	33	34.97
2	G-SVC	41	56.29
	LS-SVM	44	109.51
WBC	G-SVC	31	13.97
Iris2vs3	G-SVC	21	5.88
TTT	G-SVC	24	36.95
3	-SVR	42	16.66
	-SVR	34	947.57

### 5 结 论

针对标准 G-SVC, -SVR 以及 LS-SVM 模型,本文提出了一种新型而高效的支持向量机参数优化方法.该方法以局域内的最优点作为梯度方向,调整局域范围保证跳出局部寻优区域,从不同初始参数值出发均可收敛到更优参数值,具备文中所提的 5 个特点.本文方法不要求性能函数连续且可微,尤其适合不连续或不可导的性能函数寻优.

#### 参考文献(References)

[1] Lee Tsair-Fwu, Cho Ming-Yuan, Shieh Chir-Shiuh, et al. Particle swarm optimization-based SVM application: Power transformers incipient fault syndrome diagnosis [C]. Proc of IEEE ICHIT '2006. Cheju Island, 2006: 468-472.

[2] Lee Byung-hwa, Kim Sang-un, Seok Jin-wook, et al. Nonlinear system identification based on support vector

machine using particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE SICE-ICASE '2006. Busan, 2006: 5614-5618.

[3] 袁小芳,王耀南.基于混沌优化算法的支持向量机参数选取方法[J].控制与决策,2006,21(1):111-113.  
(Yuan X F, Wang Y N. Selection of SVM parameters using chaos optimization algorithms [J]. Control and Decision, 2006, 21(1): 111-113.)

[4] 周辉仁,郑丕谔,赵春秀.基于遗传算法的LS-SVM参数优选及其在经济预测中的应用[J].计算机应用,2007,27(6):1418-1420.  
(Zhou H R, Zheng P E, Zhao C X. LS-SVM parameters selection based on genetic algorithm and its application in economic forecasting [J]. Computer Applications, 2007, 27(6): 1418-1420.)

[5] 陈果.基于遗传算法的支持向量机分类器模型参数优化[J].机械科学与技术,2007,26(3):347-350.  
(Chen G. Optimizing the parameters of support vector machine's classifier model based on genetic algorithm [J]. Mechanical Science and Technology, 2007, 26(3): 347-350.)

[6] 张伟,胡昌华,焦季成,等.克隆规划——交叉验证参数优化的LSSVM及惯性器件预测[J].西安电子科技大学学报,2007,34(6):428-433.  
(Zhang W, Hu C H, Jiao L C, et al. Least square support vector machine based on parameters optimization of clone programming — Cross validation and inertial component forecasting [J]. J of Xidian University, 2007, 34(6): 428-433.)

[7] Zhou H G, Yang C D. Using immune algorithm to optimize anomaly detection based on SVM[C]. Proc of IEEE ICMLC '2006. Dalian, 2006: 4257-4261.

[8] 郭辉,刘贺平,王玲.最小二乘支持向量机参数选择方法及其应用研究[J].系统仿真学报,2006,18(7):2033-2037.  
(Guo H, Liu H P, Wang L. Method for selecting parameters of least squares support vector machines and application[J]. J of System Simulation, 2006, 18(7): 2033-2037.)

[9] 朱家元,杨云,张恒喜,等.支持向量机的多层动态自适应参数优化[J].控制与决策,2004,19(2):223-226.  
(Zhu J Y, Yang Y, Zhang H X, et al. Multi-layer adaptive parameters optimization approach for support vector machines[J]. Control and Decision, 2004, 19(2): 223-226.)

[10] Lin S-W, Tseng T-Y, Chen S-C, et al. A SA-based feature selection and parameter optimization approach for support vector machine[C]. Proc of IEEE ICSMC '2006. Taipei, 2006: 3144-3145.

(下转第 1300 页)

- approach for managing multi-granularity linguistic term sets in decision making [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 114 (1) : 43-58.
- [2] Herrera F, Martinez L. A 2-tuple fuzzy linguistic representation model for computing with words [J]. *IEEE Trans on Fuzzy systems*, 2000, 8(12) : 746-752.
- [3] Herrera F, Martinez L. A model based on linguistic 2-tuples for dealing with multi-granular hierarchical linguistic contexts in multi-expert decision-making [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2001, 31(2) : 227-234.
- [4] Huynh V N, Cat Ho Nguyen, Nakamori Y. MEDM in general multi-granular hierarchical linguistic contexts based on the 2-tuples linguistic model [C]. *IEEE Int Conf on Granular Computing*. Beijing: The IEEE Computational Intelligence Society, 2005: 482-487.
- [5] 王良, 杨乃定. 战略联盟下基于模糊多粒度语言评价的项目合作成员选择[J]. *系统工程*, 2005, 23(10) : 53-57.  
(Wang L, Yang N D. Selection of project cooperation members based on fuzzy multi-granularity under strategic alliance [J]. *Systems Engineering*, 2005, 23(10) : 53-57.)
- [6] Chang S L, Wang R C, Wang S Y. Applying a direct multi-granularity linguistic and strategy-oriented aggregation approach on the assessment of supply performance[J]. *European J of Operational Research*, 2007, 177(2) : 1013-1025.
- [7] Ben-Arieh D, Chen Z F. On the fusion of multi-granularity linguistic label sets in group decision making [J]. *Computers and Industrial Engineering*, 2006, 51(3) : 526-541.
- [8] 陈岩, 樊治平, 陈侠. 一种基于不同粒度语言判断矩阵的群决策方法[J]. *东北大学学报*, 2007, 28(7) : 1057-1060.  
(Chen Y, Fan Z P, Chen X. A method for group decision-making based on linguistic judgment matrices with different granularities [J]. *J of Northeastern University*, 2007, 28(7) : 1057-1060.)
- [9] 王欣荣. 多粒度语言评价信息的群决策问题研究与股指期货相关问题研究[D]. 上海:上海交通大学, 2005.  
(Wang X R. The research of group decision problem with multi-granularity linguistic informatio and the research of stock index futures[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2005.)
- [10] 姜艳萍, 樊治平. 基于不同粒度语言判断矩阵的群决策方法[J]. *系统工程学报*, 2006, 21(3) : 249-253.  
(Jiang Y P, Fan Z P. Approach to group decision making with multi-granularity linguistic comparison matrices[J]. *J of Systems Engineering*, 2006, 21(3) : 249-253.)
- [11] 姜艳萍, 樊治平. 一种具有不同粒度语言判断矩阵的群决策方法[J]. *中国管理科学*, 2006, 14(6) : 104-108.  
(Jiang Y P, Fan Z P. A method for group decision making with multi-granularity linguistic preference relations[J]. *Chinese J of Management Science*, 2006, 14(6) : 104-108.)
- [12] 姜艳萍, 樊治平. 二元语义信息集结算子的性质分析[J]. *控制与决策*, 2003, 18(6) : 754-757.  
(Jiang Y P, Fan Z P. Property analysis of the aggregation operators for two-tuple linguistic information[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(6) : 754-757.)
- [13] 王欣荣, 樊治平. 基于二元语义信息处理的一种语言群决策方法[J]. *管理科学学报*, 2003, 6(5) : 1-5.  
(Wang X R, Fan Z P. Method for group decision making based on two-tuple linguistic information processing[J]. *J of Management Sciences in China*, 2003, 6(5) : 1-5.)

(上接第 1295 页)

- [11] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004.  
(Deng N Y, Tian Y J. A new method of data mining — support vector machine [M]. Beijing: Science Publishing House, 2004.)
- [12] Suykens J A K, Van Gestel T, De Brabanter J, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore Island: World Scientific Publishing Co Pte Lte, 2002.
- [13] 董春曦, 饶鲜, 杨绍全, 等. 支持向量机参数选择方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2004, 26(8) : 1117-1120.  
(Dong C X, Rao X, Yang S Q, et al. Method for selecting the parameters of support vector machines [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 26(8) : 1117-1120.)
- [14] Murphy P M, Aha Irvine D W. Department of information and computer science [EB/OL]. (2007). <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html>.