

多子超球支持向量机算法研究

陈 鹏¹, 刘 爽², 李灵华²

(1 大连东软信息学院 计算机科学与技术系, 辽宁 大连 116023;

2 大连民族学院 计算机科学与工程学院, 辽宁 大连 116600)

摘 要: 提出了一种多子超球支持向量机算法. 首先计算所有类别的分类超球, 然后统计所有超球的位置关系, 记入相应的数据集合. 对相交集合中的超球, 通过键值索引映射计算其交叉系数, 根据该系数选择相交类别数据差异度最大的超球划分子超球, 子超球个数由交叉系数确定. 实验结果表明提出的算法在提高分类精度的同时, 降低了决策规则求解的复杂度.

关键词: 超球支持向量机; 多分类; 相交; 交叉系数; 差异度

中图分类号: TP389.1

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)12-0028-06

Research on Multiple Sub-Hyper-Sphere Support Vector Machine

CHEN Peng¹, LIU Shuang², LI Ling-hua²

(1 Department of Computer Science & Technology, Dalian Neusoft University of Information,

Dalian 116023, China; 2 College of Computer Science & Engineering, Dalian

Nationalities University, Dalian 116600, China)

Abstract: This paper put forward a multiple sub-hyper-sphere support vector machine. New algorithm computed hyper-spheres for all classes first, and then obtained position relationships between hyper-spheres and saved them in the corresponding data set. For hyper-spheres in the intersection set, it computed overlap coefficient based on map of key value index, and partitioned the hyper-sphere with maximized difference degree into sub-hyper-spheres. Number of sub-hyper-spheres is based on the overlap coefficient. With experimental results compared to other hyper-sphere support vector machines, new proposed algorithm improves the performance of the resulting classifier and decreases computation complexity for decision.

Key words: Hyper-sphere support vector machine; multi-class classification; intersect; overlap coefficient; difference degree

1 引言

建立在统计学习理论^[1]基础上的支持向量机算法目前已经成功应用到图像检索、模式识别、入侵检测等各个领域. 最初的支持向量机算法主要用于解决二类分类问题^[1], 多分类问题均是在二类分类基础上^[2], 组合二类分类器而得到的, 如一对一、一对多、DAG^[3]等. 由于二次规划求解代价较高, 特别是数据类别较多时, 训练支持向量机分类器的时间成本过

高, 为了降低求解的复杂度, 出现了超球支持向量机算法. 这种方法把二类分类的超平面二次规划求解问题转化超球面的二次规划求解, 而且直接计算出各类别的约束超球, 无需再次组合求解, 因此降低了计算的复杂度. 如朱美琳^[4]提出的球结构支持向量机算法、吴强^[5]提出的球结构支持向量机改进算法等.

吴强^[5]提出的子超球支持向量机算法计算同类子超球和异类子超球进行决策, 但由于再次引入多个二次规划问题(构造的子超球可能进一步相交, 需

收稿日期: 2014-01-30; 修回日期: 2014-03-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71303031)

要进一步构造子超球),增加了求解的复杂度.文献[6]中的决策算法计算方法简单,但对复杂数据集可能存在错分情况.为了解决这一问题,本文提出一种多子超球支持向量机算法.

2 超球支持向量机算法

2.1 数学描述

假设训练数据维数为 n , 训练样本类别数为 m , 第 k 个类别的数据集合样本个数为 l_k . 给定 m 个 n 维空间的集合 $X_k (k = 1, \dots, m)$, 对每个集合寻找一个超球 (c_k, R_k) , 其中 c_k 为超球球心, R_k 为超球半径, 使其尽量小, 使该最小超球尽可能包含所有同类样本. 考虑到存在一些孤立点, 允许这些点落入球面外, 引入松弛因子, 该原始的优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} \min R_k^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ \text{subject to:} \\ \|\varphi(\mathbf{x}_i) - c_k\|^2 \leq R_k^2 + \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l_k \end{aligned} \quad (1)$$

式中, 第 k 类样本的最小超球 S_k 由球心 c_k 和半径 R_k 确定, C 为惩罚因子, $\xi_i \geq 0$ 为松弛变量. 对非线性的训练集, 引入非线性映射 $\varphi(\mathbf{x}_i)$ 把训练数据 x_i 映射到高维线性特征空间. 对非线性映射无需直接计算, 在求解过程中引入核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \varphi(\mathbf{x}_i), \varphi(\mathbf{x}_j) \rangle$ 即可计算.

引入拉格朗日乘子 α_i, β_i 求解该二次规划问题, 拉格朗日多项式为如下形式:

$$\begin{aligned} L(R_k, c_k, \xi_i, \alpha_i, \beta_i) = R_k^2 + C \sum_{i=1}^{l_k} \xi_i - \\ \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i (R_k^2 + \xi_i - \|\varphi(\mathbf{x}_i) - c_k\|^2) - \sum_{i=1}^{l_k} \beta_i \xi_i \end{aligned} \quad (2)$$

对该多项式分别对 R_k, c_k, ξ_i 求偏导并令其为 0, 可得

$$\frac{\partial L}{\partial R_k} = 2R_k - 2R_k \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i = 1 \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial c_k} = 2 \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) - 2c_k \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i = 0 \Rightarrow \\ c_k = \frac{\sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i)}{\sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i} = \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i \varphi(\mathbf{x}_i) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = C - \alpha_i - \beta_i = 0 \Rightarrow \alpha_i = C - \beta_i \Rightarrow \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (5)$$

把式(3)、(4)、(5) 带入拉格朗日多项式, 可以得到对偶的优化问题:

$$\begin{aligned} \min \sum_{i,j=1}^{l_k} \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i = 1 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l_k \end{aligned} \quad (6)$$

由于无需求解非线性映射函数, 因此求解超球半径时, 不是直接按照式(4) 求解, 而是直接求球心的平方, 导出如下计算公式:

$$c_k^2 = \sum_{i,j=1}^{l_k} \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (7)$$

拉格朗日乘子大于 0 的样本为支持向量, 因此满足式(1) 约束条件 1 的球面上的点即为支持向量. 已知球心, 可以由任一球面上的支持向量(此时, 松弛因子为 0) 求出半径的平方, 即:

$$\begin{aligned} R_k^2 = \|\varphi(\mathbf{x}) - c_k\|^2 \\ = K(\mathbf{x}, \mathbf{x}) - 2 \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \sum_{i,j=1}^{l_k} \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 决策分析

图 1 为一个二维数据点的最小包围球示意图. 球面上和球面外黑色填充的数据点为支持向量.

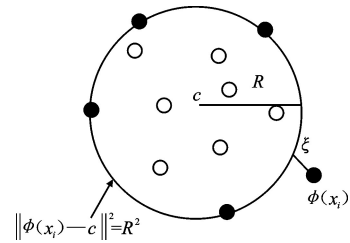


图 1 二维最小包围球示意图

根据求解出的超球球心、半径, 可以导出如下的决策函数:

$$\begin{aligned} f_k(\mathbf{x}) = \text{sgn}(R_k^2 - \sum_{i,j=1}^m \alpha_{i,k} \alpha_{j,k} K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \\ 2 \sum_{i=1}^m \alpha_{i,k} K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) - K(\mathbf{x}, \mathbf{x})) \end{aligned} \quad (9)$$

如果 $f_k(\mathbf{x}) > 0$, 则新的样本点 $\mathbf{x}$ 位于超球内部; 如果 $f_k(\mathbf{x}) < 0$, 则新的样本点 $\mathbf{x}$ 位于超球外; 当 $f_k(\mathbf{x}) = 0$ 时, $\mathbf{x}$ 位于超球面上. 该判别公式的直观解释是函数值越大, 表示测试点离超球球心越近, 属于该类别的可能性越大.

如果所有类别的超球都相互独立, 且测试样本都落入单个超球内, 直接用判别公式(9) 即可做出

正确分类. 但是如果出现下图两球相交的情况, 使用该判别公式就可能出现错误. 二维情况下两超球重叠见图 2.

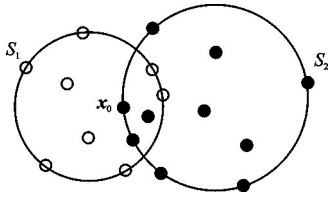


图 2 二维情况下两超球重叠

这里, 假设有两类数据, 计算出的两类超球分别为 S_1 和 S_2 . 对图 2 中的样本点 x_0 , 分别使用判别函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$, 由于 x_0 在超球 S_1 内部, 因此 $f_1(x_0) > 0$; 同时, x_0 是超球 S_2 球面上的点, 即第二个类别数据的支持向量, 因此 $f_2(x_0) = 0$. 因为 $f_1(x_0) > f_2(x_0)$, 因此判定 x_0 属于类别 1, 显示这是错误的分类结果.

3 不同超球关系决策分析

这里以二维超球为例直观的解释测试样本的分类决策规则. 超球之间只存在四种位置关系: 相离、相交、包含、相切. 其中相切关系两个超球只包含一个公共点, 该点可以属于两个类别, 这里不再讨论; 相离关系的两个超球可以按照决策公式计算测试样本分类结果, 下面针对相交、包含、相离关系深入讨论.

这里做如下假设: 计算出的各类别超球由其球心、半径限定, 即第 k 个类别的超球记为 S_k , 其球心为 c_k , 半径为 R_k . 第 i 类和第 j 类的超球球心欧式距离定义为

$$D_{i,j} = \|c_i - c_j\|^2 \quad (10)$$

一个类别样本的差异度定义为 dd , 其计算公式为

$$dd = \frac{\max(x^j - x^i)}{\min(x^j - x^i)} \quad (i, j = 1, \dots, n) \quad (11)$$

由球心之间距离可以确定两个超球的位置关系:

- (1) 如果 $D_{i,j} \leq |R_i - R_j|$, 则 S_i, S_j 为包含关系, 以序对关系记入集合 SR_i ;
- (2) 如果 $|R_i - R_j| \leq D_{i,j} \leq |R_i + R_j|$, S_i, S_j 相交关系, 以序对关系记入集合 SR_s ;
- (3) 如果 $D_{i,j} > |R_i + R_j|$, S_i, S_j 外离, 以序对关系记入集合 SR_d ;
- (4) 如果 $D_{i,j} = |R_i + R_j|$, S_i, S_j 相切关系, 以

序对关系记入集合 SR_t .

下面分为包含关系、相交关系、相离关系分别加以讨论.

(1) 包含关系: 当满足上面的第一种情况时, 计算出的两个超球属于包含关系, 如图 3 所示. 在两个超球属于包含关系时, 选取半径大的超球划分为两个子超球. 划分之前对该类别数据预处理, 做 2-均值聚类, 按聚类结果重新计算子超球.

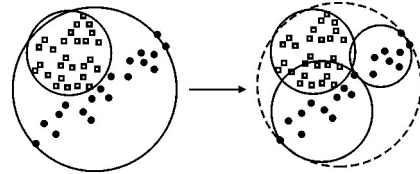


图 3 包含关系划分子超球

(2) 相交关系: 当满足第二种情况时, 两球属于相交关系. 计算完所有类别的超球后, 统计所有超球关系, 对相交集合中的超球计算其交叉系数. 交叉系数求解规则如下:

① 如果存在序对 $\langle S_i, S_j \rangle, \langle S_i, S_p \rangle, \dots, \langle S_i, S_q \rangle$, 则记入键值索引序列, 表示为 $\langle S_i, \{S_j, S_p, \dots, S_q\} \rangle$, 则其交叉系数为: $t(S_i) = \text{cardinal number of its intersection set}$, 同时 $t(S_j) = t(S_j) - 1, t(S_p) = t(S_p) - 1, \dots, t(S_q) = t(S_q) - 1$;

② 如果两个类别的超球(假设为第 i 个和第 j 个类别) 样本差异度均超过一定的阈值时, 则两个类别的交叉系数作如下更新: $t(S_i) = t(S_i) + 2, t(S_j) = t(S_j) + 2$.

图 4 所示情况为两个类别超球相交, 且这两个类别的超球与其他超球没有任何相交关系, 此时按交叉系数定义, $t(S_1) = 1, t(S_2) = 0$; 同时, 由于这两个类别的样本差异度超过设定的阈值, 因此 $t(S_1) = 3, t(S_2) = 2$. 分解的结果为第一个类别分解为 3 个子超球, 第二个类别分解为 2 个子超球.

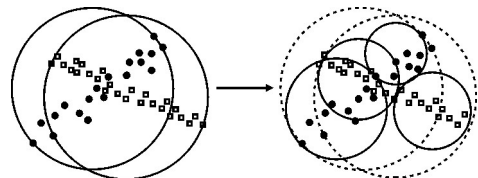


图 4 分解两个母超球为多个子超球示例

图 5 所示情况为两个类别超球相交, 且这两个类别的超球与其它超球没有任何相交关系, 此时按交叉系数定义, $t(S_1) = 1, t(S_2) = 0$; 同时只有左侧

类别的样本差异度超过设定的阈值,因此 $t(S_1) = 3, t(S_2) = 0$. 分解的结果为第一个类别分解为 3 个子超球,第二个类别不再分解.

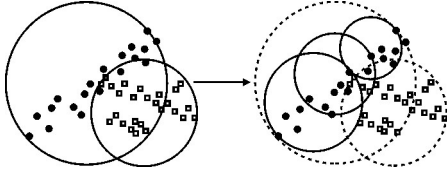


图 5 只分解一个母超球示例

划分完子超球后,仍可能出现超球相交情况,此时采用论文的相似度计算公式进行决策:

$$\text{sim}(\mathbf{x}, S_k) = \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k\|^2}{R_k^2} \quad (k = 1, \dots, m) \quad (12)$$

新的测试样本类别归属于相似度大的类别.

(3) 相离关系:当满足第三种情况时,计算出的超球属于外离关系. 外离关系不需要再进行分解子超球工作,但是如果测试样本位于所有超球外部时,需要定义分类决策公式确定其类别归属.

判断测试样本的类别时不仅应该考虑数据的中心(即球心),还应该考虑数据的分布(即半径),因此采用如下计算公式:

$$\min\left(\frac{d_{xj}^2}{R_j^2} - 1\right) \quad (13)$$

其中,

$$d_{xj}^2 = \|\varphi(\mathbf{x}) - \mathbf{c}_j\|^2 =$$

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}) - 2 \sum_{i=1}^{l_k} \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \sum_{i,j=1}^{l_k} \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (14)$$

考虑图 6 的特殊情况,测试样本 $\mathbf{x}$ 距离两球心的距离相等,如果单纯的考虑测试样本与超球的球心距离,而不考虑相对距离,则测试样本可以属于两个类别,很显然不符合训练样本的分布规律.

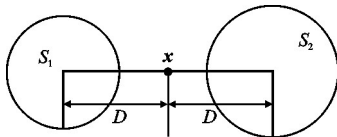


图 6 测试点与两球心距离相等

对图 6 所示的两个分类超球而言,显然 $R_1 < R_2$,则按该公式计算可得

$$\frac{D^2}{R_1^2} - 1 > \frac{D^2}{R_2^2} - 1 \quad (15)$$

因此测试样本 $\mathbf{x}$ 属于类别 2,符合训练样本的数

据分布规律. 或者用更直观的解释,判别公式的计算结果越大,说明测试样本与超球的球心距离相对比值越大,测试样本属于该类别的可能性越小.

对图 7 所示的情况,测试样本 $\mathbf{x}$ 距离两球球面距离相等,同样 $R_1 < R_2$,按照决策公式计算:

$$\begin{aligned} \frac{(d + R_1)^2 - R_1^2}{R_1^2} &= \frac{d^2 + 2dR_1}{R_1^2} \\ \frac{(d + R_2)^2 - R_2^2}{R_2^2} &= \frac{d^2 + 2dR_2}{R_2^2} \\ \frac{d^2 + 2dR_1}{R_1^2} &> \frac{d^2 + 2dR_2}{R_2^2} \\ (\because R_1 < R_2, \therefore \frac{d}{R_1} &> \frac{d}{R_2}) \end{aligned} \quad (16)$$

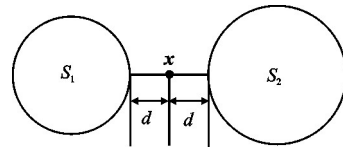


图 7 测试点与两球面距离相等

因此测试样本 $\mathbf{x}$ 属于类别 2,符合训练样本的数据分布规律.

4 多子超球算法及实验

4.1 算法描述

下面给出本文算法的详细描述,有些计算公式在第 2 节中已经详细叙述,在算法实现中直接引用,不再一一列举细节公式. 多子超球支持向量机的训练算法描述如下:

Algorithm 1 Training for Multiple Sub-hyper-sphere Support Vector Machine

```

1: read training samples of  $m$  classes and computer class difference for each class
2: for  $k=1; k \leq m; k++$  do
3:   solve QP problems by SMO algorithm;
4:   get Lagrange multipliers  $\alpha$ ;
5:   get radius  $R_k$  and  $C_k$  by  $\alpha$ ;
6:   save them in model file;
7: end for
8: for  $i=1; i \leq m; i++$  do
9:   for  $j=i+1; j \leq m; j++$  do
10:    compute position relationship for hyper sphere  $s_i$  and  $s_j$  by Section 3
11:    save each pair in  $SR_i$  or  $SR_j$  or  $SR_i$  or  $SR_j$ 
12:  end for
13: end for
14: for all data in  $SR_i$  do
15:   computer  $t(S_i)$  based on its definition in Section 3;
16:   partition mother sphere  $S_i$  into  $t(S_i)$  sub-hyper-spheres;
17:   substitute sphere  $S_i$  with sub-hyper-spheres in sphere model file;
18:   for each  $\langle S_i, S_j \rangle \in SR_i$  do
19:     compute position relationship between each sub-hyper-sphere with  $S_j$ ;
20:     save them in  $SR_i$  or  $SR_j$ ;
21:   end for
22: end for
23: for each pair data in  $SR_i$  do
24:   2-mean cluster for samples belong the sphere with larger radius;
25:   partition selected mother sphere into sub-hyper-spheres;
26:   compute position relationship between each sub-hyper-sphere with  $S_i$  or  $S_j$ ;
27:   save them in  $SR_i$  or  $SR_j$ ;
28: end for

```

多子超球支持向量机的测试分类描述如下:

Algorithm 2 Testing for Multiple Sub-hyper-sphere SVM

```
1: read sphere model file;
2: for  $i=1; i \leq M; i++$  do
3:   for  $j=1; j \leq m+q; j++$  do
4:     computer  $d_{ij}$  between test sample  $i$  and hyper-sphere  $S_j$ ;
5:     if  $d_{ij} - R_j < 0$  then
6:       test sample  $i$  falls outside of  $S_j$ ;
7:     else
8:       test sample  $i$  falls outside of  $S_j$ ;
9:     end if
10:   end for
11:   count  $T$  as number of spheres that  $i$  falls inside;
12:   if  $T=1$  then
13:      $i$  belongs to this class;
14:   end if
15:   if  $T=0$  then
16:      $i$  falls outside of all apheres and compute its class by Eq.(13);
17:   end if
18:   if  $T>1$  then
19:     compute each similarity value by Ey.(12) for  $T$  spheres;
20:     save them  $t_p(p=1, \dots, T)$ ;
21:      $i$  belongs to class with  $\max(t_p)$ ;
22:   end if
23: end for
```

4.2 实验描述

为了验证本文算法的有效性,取三组数据进行验证.第一组数据为人工生成二维数据,测试子超球生成后降低了相交区域样本类别分类的复杂度;第二组数据为 UCI 机器学习数据^[7],与文献[4-5]中算法的效率进行对比;第三组数据为实际应用图像分类数据,也是与文献[5]的算法进行比较.

第一组数据人工生成的二维数据为两个类别数据,如图 8 所示.

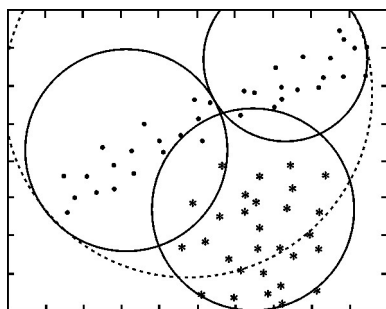


图 8 人工生成子超球分解例子

左侧的第一类别数据样本差异度较大,超过设定的阈值 5,右侧的第二类别数据样本差异度较小,因此只把第一类数据的超球做子超球分解,分解为两个子超球,第二个类别的超球不再分解.这里的样本类别差异度实际上是数据分布的一种度量,狭长分布的样本类别差异度就大,近似圆形分布的样本类别差异度就小.最初的原始分类超球虚线大圆与 * 号代表的第二类数据最小包围圆相交区域较大,如果测试样本落入相交区域,计算量较大;做子超球分解之后,第一个类别的数据分解为两个子超球,这

两个子超球虽然与第二类子超球仍相交,但是相交区域很小,计算量也就相应减少很多.

第二组数据取自 UCI 机器学习数据库中的 wine 数据集,数据集中包含三类数据 178 个,随机选择 90% 作为训练样本,10% 作为测试样本,重复 20 次实验,取计算结果的平均值.这里的核函数均选取高斯 RBF 核函数,本文的算法经过参数寻优找到最优的核函数宽度和惩罚因子.文献[6-7]中的核函数宽度取为 1.56,惩罚因子取为 10.实验结果如表 1 所示.

表 1 wine 数据集分类结果对比

	训练时间/s	支持向量个数/个	测试精度/%
文献[6]算法	2.123	72	90.6
文献[7]算法	3.456	98	93.4
本文算法	2.064	84	98.7

由表中实验数据可以看出,标准的超球支持向量机算法训练时间与本文算法相当,但是其分类性能明显低于本文算法.文献[7]中的算法虽然分类性能与本文算法相当,但是由于多次子超球的求解引入多个二次规划求解,使其计算复杂度提高,训练时间较长.

第三组数据选择一个视频异常行为识别监控系统的图像分类数据,这里只比较本文算法与文献[7]中算法的分类性能.异常行为图像共分为 10 类,提取轮廓、小波、纹理等 25 维特征,采集的样本数量为 12 000 个,随机选取 85% 的样本作为训练数据,其余 15% 作为测试,本文算法还是经过特征归一化、参数寻优等操作再计算测试样本的分类精度,文献[7]中的算法核函数宽度取为 0.5,惩罚因子取为 100.实验重复 5 次,实验结果取其平均值.实验数据如表 2 所示.

表 2 视频异常行为数据分类结果对比

	训练时间/s	支持向量个数/个	测试精度/%
文献[7]算法	1 556	689	86.4
本文算法	1 205	587	89.7

由表中数据可知,对相同的数据集,本文算法无论是训练时间还是测试精度都优于文献[7]的算法.

5 结束语

本文首先给出了超球支持向量机算法的数学描述,分析了直接采用决策函数分类的不足.然后对如何计算四种超球关系进行了详细描述.对包含关系划分子超球的规则、相交关系中根据样本差异度计

算相交系数进而划分子超球的规则进行了阐述. 满足条件的母超球分解为多个子超球之后, 如果测试样本落入相交区域, 定义简单的几何决策方法确定测试样本的类别. 实验结果验证了算法的有效性及其可行性. 虽然本文算法在计算复杂度、分类精度上均有所提高, 但仍需在更复杂的数据集上验证其有效性, 进一步更新分类决策规则.

参考文献:

- [1] Vapnik V N. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE Transactions on Neural Networks (S1045-9227), 1999, 10(5): 988-999.
- [2] Hsu Chih Wei, Lin Chih Jen. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.
- [3] Platt J C, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Large margin DAGs for multiclass classification [C] // Solla Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2000: 547-553.

- [4] Zhu M L, Chen S, Liu X D. Sphere-structured support vector machines for multi-class pattern recognition [J]. Lecture notes in computing science, 2003(2369): 589-593.
- [5] 吴强, 贾传炎. 球结构支持向量机的改进算法及仿真研究 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 345-348.
- [6] 刘爽, 陈鹏. 改进的超球支持向量机算法 [J]. 计算机工程与应用, 2009(16): 149-151.
- [7] Blake C L, Merz C J. UCI repository of machine learning databases [DB/OL]. (1988-07-15). [2013-10-11]. <http://www.ics.uci.edu/mllearn/>

作者简介:

陈 鹏 男, (1977-), 硕士, 副教授. 研究方向为网络安全. E-mail: chenpeng@neusoft.edu.cn.

刘 爽 女, (1977-), 博士, 副教授. 研究方向为智能信息处理.

李灵华 女, (1975-), 硕士, 讲师. 研究方向为图形图像处理.

(上接第 27 页)

成多进制的并行跳跃基因量子进化算法, 同时加入了量子门动态调整策略. 实验选取 ITC'02 标准测试电路进行仿真验证, 实验结果表明, 改进后的算法在收敛速度和寻优结果上有了显著的提升; 通过算法对测试数据合理分配和对片上资源的充分调度, 提高了系统测试资源的利用率, 有效地减少了测试时间.

参考文献:

- [1] Goutam Mali. Non-preemptive test scheduling for network-on-chip(NoC) based systems by reusing NoC as TAM [J]. Circuits and Systems, 2010(12): 268-271.
- [2] Rana Farah, Haidar Harmanani. A method for efficient NoC test scheduling using deterministic routing [J]. IEEE International, 2010(9): 27-29.
- [3] Hassan A Salamy, Haidar M Harmanani. An optimal for mulation for test scheduling network-on-chip using multiple clock rates [C] // Proceedings of the IEEE

CCECE. Niagara Fall, 2011: 215-218.

- [4] 欧阳一鸣, 张岚, 梁华国. 一种时间优化的 NoC 低功耗测试调度方法 [J]. 中国科学技术大学学报, 2010, 40(5): 540-545.
- [5] 许川佩, 李素娟. 基于云量子进化算法的 NoC 资源内核测试优化研究 [J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(12): 117-120.
- [6] 雷华军, 秦开宇. 基于改进量子进化算法的测试优化选择 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(4): 838-844.
- [7] Cota E, Chunsheng Liu. Constraint-driven test scheduling for NoC-based systems [J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2006, 25(11): 2465-2478.

作者简介:

许川佩 女, (1968-), 教授, 硕士生导师. 研究方向为自动测试总线与系统、集成电路测试理论与技术.

赵 龙(通讯作者) 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路测试技术. E-mail: gogozhaolong@sina.cn.