

基于遗传 FCM 算法和 SVM 的图像检索

梁竞敏

LIANG Jing-min

广东女子职业技术学院 艺术设计与信息技术系, 广州 511450

Department of Arts Design and Information Technology, Guangdong Women's Polytechnic College, Guangzhou 511450, China

E-mail: gzmliang@126.com

LIANG Jing-min. Image retrieval based on genetic FCM algorithm and support vector machines. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(20): 165-168.

Abstract: Image retrieval method based on genetic fuzzy c-means algorithm and support vector machines relevance feedback is proposed. First of all, the color feature and texture feature of image library is extracted, and genetic FCM clustering algorithm is used to cluster image, each cluster center of image class is obtained. The similarity between the sample image and the corresponding categories is calculated, according to the size of the similarity to return to retrieval results. At last, a relevance feedback method based on support vector machines is proposed to further improve the accuracy of the retrieval. The experiments show that the proposed method has a good image retrieval performance.

Key words: image retrieval; genetic algorithm; Fuzzy C-means Clustering algorithm; Support Vector Machines (SVM); relevance feedback

摘要: 提出基于遗传 FCM 聚类算法和 SVM 相关反馈的图像检索方法。首先对图像库提取颜色和纹理特征, 采用遗传 FCM 聚类算法对图像进行聚类, 得到每个图像类的聚类中心; 最后计算查询示例图像和对应图像类的图像之间的相似度, 按照相似度的大小返回检索结果。为了进一步提高检索精度, 提出基于 SVM 的相关反馈算法。实验结果表明, 提出的方法具有优良的检索性能。

关键词: 图像检索; 遗传算法; 模糊 C 均值聚类算法; 支持向量机; 相关反馈

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.20.049 文章编号: 1002-8331(2009)20-0165-04 文献标识码: A 中图分类号: TP391.4

1 引言

随着网络和多媒体技术的飞速发展, 互联网上的信息由单一的文本方式逐步发展到以图像、视频、音频、动画等多媒体信息为主的表现方式, 数字图像的应用日益广泛, 已逐渐成为信息社会的主要资源之一。如何从大量的多媒体信息中查询到用户感兴趣的图像成为一个迫切需要解决的问题^[1-2]。

现有的系统主要采用颜色、形状、纹理和空间关系等特征进行图像检索^[3]。颜色特征是图像检索中应用最为广泛的视觉特征, 常用的颜色特征包括颜色直方图^[4], 该方法具有特征提取和相似度计算简便的优点; 颜色相关图^[5]是基于颜色-空间的方法, 该方法能在一定程度上提取图像的颜色信息和空间信息。以上这些方法都是将用户想要查询的图像与数据库中的图像进行相似度计算, 其缺点是计算机自动提取的图像特征和人所理解的语义之间存在很大的差距, 不能解决图像底层特征到高层语义之间的语义鸿沟^[6]。

为了缩小了底层特征和高层语义之间的语义鸿沟, 提出基于遗传 FCM 和 SVM 相关反馈的图像检索算法。首先提取图像

的量化 HSV 颜色直方图和 Gabor 小波纹理特征组成特征向量, 然后采用遗传 FCM 聚类算法对图像进行聚类, 得到每个图像类的聚类中心; 最后计算查询示例图像和每个聚类中心的距离, 在最小距离的那个图像类中计算查询图像和该类图像之间的相似度, 按照相似度的大小返回检索结果。为了进一步提高检索的精度, 提出基于 SVM 的相关反馈算法。实验表明本文方法具有良好的检索性能。

2 特征提取

2.1 颜色特征提取

进行颜色特征提取时, 采用 HSV 颜色空间。HSV 是一种基于色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Value)的颜色空间。给定 RGB 颜色空间的值(r, g, b), 采用文献[5]中 RGB 到 HSV 的变换方法得到 HSV 颜色空间的值(h, s, v)。在 HSV 空间, H 从 0 度到 360 度变化时, 将 H 分量根据视觉对颜色的心理感觉, 分为不等间隔的 8 份, 饱和度 S 分成 2 份, 亮度 V 分成 2 份, 并根据色彩的不同范围进行量化, 量化后的色调、饱和度和亮度值分别为 H, S, V 。

基金项目: 广东省科技计划项目工业攻关项目资助课题(No.2007B010200036)。

作者简介: 梁竞敏(1974-), 男, 讲师, 主要研究方向: 计算机应用、企业信息化管理、图像检索与模式识别。

收稿日期: 2009-02-18

修回日期: 2009-04-03

$$H = \begin{cases} 0, & \text{if } h \in (330, 360) \cup [0, 25] \\ 1, & \text{if } h \in (25, 41] \\ 2, & \text{if } h \in (41, 75] \\ 3, & \text{if } h \in (75, 156] \\ 4, & \text{if } h \in (156, 201] \\ 5, & \text{if } h \in (201, 272] \\ 6, & \text{if } h \in (272, 285] \\ 7, & \text{if } h \in (285, 330] \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{if } s \in [0, 0.65) \\ 1, & \text{if } s \in [0.65, 1] \end{cases} \quad (2)$$

$$V = \begin{cases} 0, & \text{if } v \in [0, 0.5) \\ 1, & \text{if } v \in [0.5, 1] \end{cases} \quad (3)$$

按照以上的量化级,把3个颜色分量合成为一维特征矢量,融合公式如下:

$$I = HQ_s Q_v + SQ_v + V \quad (4)$$

其中: Q_s 、 Q_v 分别表示分量 S 和 V 的量化级数,取 $Q_s=2, Q_v=1$, 式(4)可以表示为:

$$I = 2H + S + V \quad (5)$$

这样,量化后的3个分量 H, S, V 依式(5)融合成一个特征向量, I 的取值范围为 $[0, 1, \dots, 16]$, 计算 I 获得 17 柄的一维直方图。

2.2 Gabor 小波纹理特征提取

采用 Gabor 小波变换提取纹理特征。一个好的纹理特征提取算法是必须提供多尺度多方向性的, Gabor 变换已被证明是在 2-D 测不准的情况下对信号空间域和频率域的最佳描述。基于 Gabor 小波变换纹理特征的原理如下:

一个 2-D Gabor 函数为:

$$\Psi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \cdot \exp(j2\pi\omega x)$$

式中 ω 为调制频率, $\psi(x, y)$ 是经过复数正弦函数调制的 Gaussian 函数。对小波函数 $\psi(x, y)$ 经过伸缩及旋转可得一组自相似 Gabor 小波函数 $\psi_{mn}(x, y) = a^{-m} \psi(\tilde{x}, \tilde{y})$, m, n 分别指定小波的尺度和方向, $m=0, 1, \dots, M-1; n=0, 1, \dots, N-1$ 。 M, N 分别表示尺度数和方向数。式中: $\tilde{x} = a^{-m}(x \cos\theta + y \sin\theta)$, $\tilde{y} = a^{-m}(-x \sin\theta + y \cos\theta)$, 其中 a 为伸缩因子, $a > 1, \theta = n\pi/N$ 。

假设对一给定尺寸为 $P \times Q$ 的图像 $I(x, y)$, 它的离散 Gabor 小波变换为:

$$G_{mn}(x, y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t) \psi_{mn}^*(s, t) \quad (6)$$

式中: $\psi_{mn}^*(s, t)$ 是自相似函数 $\psi_{mn}(s, t)$ 的共轭复数, s, t 是滤波器模板大小的变量。

在不同的方向和尺度上计算变换后系数幅度序列 $E(m, n) =$

$\sum_x \sum_y |G_{mn}(x, y)|$, 式中 $m=0, 1, \dots, M-1; n=0, 1, \dots, N-1$ 。这些系数幅度值在不同方向和尺度上表征了图像的能量。以系数幅度序列的均值 μ_{mn} 和标准方差 σ_{mn} 作为图像的纹理特征。

$$\mu_{mn} = E(m, n) / P \times Q$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\sum_x \sum_y (|G_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2} / P \times Q \quad (7)$$

以 μ_{mn} 和 σ_{mn} 为分量构成特征向量 f 来描述图像的纹理, 通常

取尺度 M 为 5, 方向 N 为 6, 即特征向量表示为 $f = (\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{45}, \sigma_{45})$ 。

3 遗传 FCM 聚类算法

模糊 C 均值聚类(FCM)是一种基于目标函数的方法, 它把聚类归结为一个带约束的非线性规划问题, 通过优化求解获得数据集的模糊划分和聚类。其基本思想是通过反复修改聚类中心 Z 和分类矩阵 U 来实现动态的迭代聚类, 使得被划分到同一类的对象之间相似度最大, 而不同类之间相似度最小。

3.1 FCM 算法

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 n 元数据集, $x_i \in R^S$, FCM 聚类方法就是把 X 划分为 c 个子集 s_1, s_2, \dots, s_c , 若用 z_1, z_2, \dots, z_c 表示这 c 个子集的聚类中心, u_{ij} 表示 x_i 对 s_j 的隶属度, 则 FCM 算法为优化目标函数:

$$J_m(U, Z) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2$$

u_{ij} 满足约束条件:

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, 1 \leq i \leq n, u_{ij} \geq 0, 1 \leq j \leq c \quad (8)$$

这里 $U = \{u_{ij}\}$ 为 $n \times c$ 矩阵, $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_c\}$ 为 $s \times c$ 矩阵, d_{ij} 为 x_i 与 z_j 的距离, 通常定义 $d_{ij}^2 = \|x_i - z_j\|^2 = (x_i - z_j)^T (x_i - z_j)$, m 大于 1, 为模糊指数, 控制分类矩阵 U 的模糊程度, m 越大, 分类的模糊程度越高, 在实际应用中, m 的最佳取值范围为 (1.5, 2.5), 推荐使用 $m=2$ 。FCM 算法是使目标函数 $J_m(U, Z)$ 取得最小值, u_{ij} 是按 Lagrange 乘数法得到的:

$$z_j = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, u_{ik} = \left(\frac{1}{d_{ik}}\right)^{\frac{2}{m-1}} / \sum_{j=1}^c \left(\frac{1}{d_{ik}}\right)^{\frac{2}{m-1}} \quad (9)$$

可以看出, FCM 算法就是反复修改聚类中心矩阵和隶属度矩阵的过程。

3.2 遗传 FCM 聚类算法

FCM 聚类算法是基于目标函数最小化的聚类算法, 对初始值非常敏感, 很容易陷入局部极小值, 进而导致聚类的正确率降低。遗传算法是一种应用广泛的全局优化方法, 它使寻求全局最优解的可能性大大增加。因此将遗传算法应用于 FCM 算法, 一定程度上解决了 FCM 算法易陷入局部极值和对初值敏感的问题。遗传 FCM 算法如下:

(1) 初始化

输入样本 X , 聚类数 c ; 设定种群大小 N , 交叉概率 P_c , 最大迭代次数 $maxgen$; 将聚类中心作为染色体进行浮点数编码; 随机初始化种群 $P(0)$;

(2) 迭代演化

for $i=1$ to $maxgen$ do

① 计算群体 $P(i-1)$ 中各个体的适应度, 适应度计算公式如式(10)所示, 并按适应度值从大到小进行排序。选择出 10% 的优秀个体直接进入下一代, 剩下部分按轮盘赌的比例选择法进行选择。

$$f(chr_i) = \begin{cases} (J+2\sigma) - J_i, & J_i < J+2\sigma \\ 0, & J_i > J+2\sigma \end{cases} \quad (10)$$

其中, J, σ 分别表示种群中每条染色体 chr_i 对应的聚类划分的

目标函数 J_i 的均值和标准差。

②从 $P(i-1)$ 中随机选择两个个体, 设 chr_1, chr_2 为两个待交叉的个体, 则它们按式(11)进行交叉产生新的个体:

$$chr_1' = \alpha chr_1 + (1-\alpha) chr_2, chr_2' = \alpha chr_2 + (1-\alpha) chr_1 \quad (11)$$

其中, α 为一给定常数。

③从群体中随机选择一个个体(设为 chr_3), 按式(12)进行变异产生新的个体:

$$chr_3' = chr_3 + \eta, \eta \sim N(0, \sigma) \quad (12)$$

其中, η 是正态分布随机向量。

④对每个个体的聚类中心编码值, 按公式(9)计算各自新的模糊分类矩阵 U ;

⑤然后根据模糊分类矩阵 U , 按式(9)计算新的聚类中心矩阵, 并编码成新的染色体;

⑥重新计算目标函数值, 找出最差的 10% 个体, 用选择操作中记录的最优个体替换, 产生下一代种群 $P(i)$ 。

end for

(3)输出聚类结果。

4 图像检索

4.1 支持向量机

给定线性可分样本 $(x_i, y_i), i=1, \dots, N, y_i \in \{-1, 1\}, x_i \in R_d$ 。假定某个超平面 $w \cdot x + b = 0$ 可以将正例与反例分开(称之为分类超平面), 对应的分类函数 $g(x) = w \cdot x + b$ 。将 $g(x)$ 归一化后, 求解最优分类面的问题等价于最小化 $\|w\|$, 目标函数为:

$$\min \phi(w) = 1/2 \|w\|^2 \quad (13)$$

公式(13)的约束条件为: $y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, N$ 。定义 N 个 Lagrange 算子 $\alpha_i, i=1, \dots, N$ 。求解该二次优化问题, 可以得到最优分类面, 其中 $w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i, x_i$ 是位于分类间隔面上的样本, 称为支持向量^[6]。分类函数为:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_i \alpha_i y_i x_i \cdot x + b) \quad (14)$$

对于非线性问题可以通过一个核函数 $K(x, y)$ 将输入空间映射到一个高维空间求解。上述分类函数(14)相应地变为:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_i \alpha_i y_i K(x_i, x) + b) \quad (15)$$

获得分类器后, 将分类函数(15)转化形式, 用来计算图像库中所有图像与分类超平面的距离, 从而得到各个图像与检索目标的相似度并进行排序。转化形式之后的分类函数为:

$$f(x) = \sum_i \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (16)$$

4.2 图像检索

首先提出图像库的特征, 采用遗传 FCM 聚类算法对图像库进行聚类分析, 得到 c 个聚类, 用 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_c\}$ 表示, 其中 $z_i (i=1, 2, \dots, c)$ 表示 c 个聚类中心。然后采用欧式距离计算查询图像和各个聚类中心之间的距离, 在最小距离的图像类中进行相似度计算, 最后按相似度的大小对检索图像进行排序得到检索结果, 为了进一步提高检索精度, 最后采用 SVM 相关反馈算法进行人机交互, 系统的检索框图如图 1 所示:

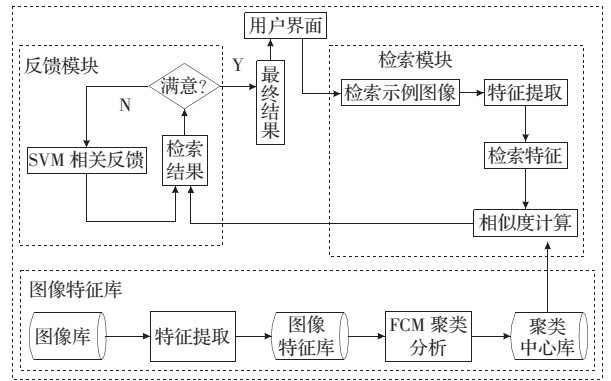


图 1 图像检索框图

具体检索步骤如下:

步骤 1 采用遗传 FCM 聚类算法对图像库进行聚类, 得到每个图像类及其聚类中心;

步骤 2 输入查询示例图像, 提取特征向量;

步骤 3 计算查询示例图像和聚类中心的距离, 确定查询示例图像类别;

步骤 4 在查询示例图像所在的类别中计算示例图像和类中其他图像的相似度, 这里采用欧式距离计算相似度;

步骤 5 按相似度大小返回检索后的图像;

步骤 6 基于 SVM 的相关反馈。

(1)系统初始化。所有图像对应的权值 $w(i)=0$, 正例集合 I_p 和反例集合 I_n 为空集。在初始检索结果中选择 n 幅相似度最大的图像返回给用户。

(2)用户标注与检索目标相关的图像, 得到当前反馈结果中正例集合 I_p^1 和反例集合 I_n^1 , 用来更新集合 I_p 和反例集合 I_n :

$$I_p = (I_p \cup I_p^1) - I_n^1, I_n = (I_n \cup I_n^1) - I_p^1 \quad (17)$$

(3)分类器准备训练样本 (x_i, y_i) :

$$x_i \in I_p \cup I_n, y_i = \begin{cases} +1, & \text{当 } x_i \in I_p \text{ 时} \\ -1, & \text{当 } x_i \in I_n \text{ 时} \end{cases}$$

(4)利用 SVM 算法构造分类函数:

$$f(x) = \sum_i \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (18)$$

(5)利用分类函数 $f(x)$ 的输出更新每一幅图像的权值:

$$w(i) = (1-\beta)w(i) + f(x_i) \quad (19)$$

其中 $0 \leq \beta \leq 1$ 为衰减系数。

(6)根据权值将整个图像数据库以递减的顺序进行排序, 选择前 n 幅图像提供给用户。如果用户已经满意则结束, 否则回到步骤(2)。

5 实验结果

在 XP 平台下用 Visual C++ 6.0 作为开发环境进行实验, 实验中使用的图像库包含 10 000 幅图片, 图片内容包括风景、动物、花、服装、人物等 110 个子类, 使用查全率、查准率和检索速度评价检索系统的性能。图 2 是本文提出的方法检索花图像 2 次相关反馈后返回的前 12 幅图像, 第 1 幅为检索示例图像。

为了说明本文方法的有效性, 将文献[1]、文献[3]提出的方法和本文提出的方法进行对比实验, 文献[1]是基于单一颜色特征的检索方法, 文献[3]是基于纹理、形状和空间位置的图像检索方法, 采用马尔可夫随机场理论提取纹理特征, 利用小波矩

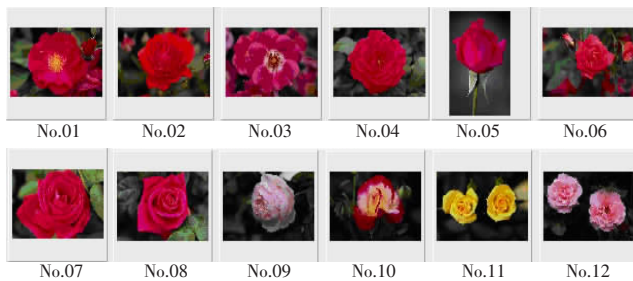


图2 本文检索方法的图像检索结果

提取形状特征,同时考虑像素点的位置信息,这种方法比文献[1]提出的单一颜色特征的检索方法性能更好,但是它也是基于低层特征的检索方法,检索的结果往往不能满足用户的要求。对比实验结果如表1所示:

表1 三种不同方法的对比实验结果

	文献[1]	文献[3]	本文方法
查全率	0.369	0.521	0.874
查准率	0.432	0.687	0.926
检索时间/s	47.32	49.87	8.64

从表1可以看出,文献[3]和文献[1]比较,查全率提高了41%,查准率提高了59%,检索时间仅多2.55s,这是因为采用多特征检索,检索精度更高,但是由于特征维数增加,检索时间也会增加。本文提出的方法(2次相关反馈)和文献[3]的方法比较,查全率提高了68%,查准率也提高了35%,同时检索速度提高了4.77倍,这是因为先对图像进行了聚类,然后在查询示例图像对应的类中进行检索,这样减少了图像比较的次数,提

(上接153页)

表2 几种方法的对比结果

	1-SVM/(%)	SVM/(%)	FSVM/(%)
LP	89.09	87.97	89.02
LR	92.00	91.03	91.86
SP	90.35	88.75	89.57
SR	90.86	88.71	90.89

最后对比实验结果表明,用改进了的1-SVM作为分类器,其分类效果明显高于SVM;而和FSVM相比,虽然垃圾邮件的查全率略低于FSVM,但本方法在其他3个指标上都高于FSVM。因此,总体来看,本文方法的性能要优于标准的SVM和FSVM。

5 结论

考虑到邮件处理是不确定信息的处理,根据邮件确定性程度将其分为3大类。同时注意到某些合法邮件确定性程度高且较难收集,因此,把垃圾邮件作为邮件样本集上的模糊概念,给训练的邮件赋予属性垃圾邮件的隶属度。从而只训练一类邮件,另一类邮件,即合法邮件作为检测,所以用改进的1-SVM作为分类器。最后实验证明了其方法的有效性。

参考文献:

- [1] Cohen W. Learning rules that classify e-mail[C]//AAAI Spring Symposium on Machine Learning in Information Access, 1996.
- [2] Wang Bin. A survey of content-based anti-spam email filtering[J].

高了检索速度,最后进行SVM相关反馈,这样提高了检索精度,缩小了低层特征和高层语义之间的语义鸿沟。

6 结论

提出基于遗传FCM算法和SVM相关反馈的图像检索算法,首先提取图像的颜色和纹理特征组成特征向量,然后采用遗传FCM聚类算法对图像进行聚类,最后计算查询示例图像和对应图像类中图像的相似度,根据相似度大小进行排序;为了进一步提高系统的检索性能,最后提出基于SVM的相关反馈算法。实验表明提出方法具有良好的检索性能。

参考文献:

- [1] 郭健,陈孝威.基于颜色分布的图像检索技术[J].计算机工程与应用,2006,42(6):45-47.
- [2] Huang J. Image indexing using color correlograms[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997:762-768.
- [3] 仇江涛,魏志强,谷鸣.基于纹理-形状-中心特征的图像检索[J].微计算机信息,2006,22(19):235-238.
- [4] 安志勇,赵珊.基于形状和纹理的图像检索[J].计算机科学,2006,33(11):225-232.
- [5] 丁国祥,吴仁炳.组合颜色、空间和纹理特征的图像检索[J].小型微型计算机系统,2004,25(12):2251-2257.
- [6] 胡莹,王昱.一种改进的SVM相关反馈图像检索方法[J].计算机应用研究,2005,23(1):252-256.
- [7] Mohamad D, Sulong G, Jpson S. Trademark matching using invariant moments[C]//Second Asian Conf on Computer Vision, Singapore, December, 1995:528.
- [8] Journal of Chinese Information Processing, 2005, 19(5).
- [9] Saham M, Dumais S, Heckerman D, et al. A Bayesian approach to filtering Junk e-mail[C]//Proceedings of AAAI Workshop on Learning for Text Categorization, 1998:55-62.
- [10] 路梅,叶澄清.协同分类器及其在邮件过滤中的应用[J].计算机工程与应用,2008,44(4):135-137.
- [11] Drucker H, Wu D, Vapnik V. Support Vector Machines for spam categorization[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10: 1048-1054.
- [12] Kolcz A, Alseptor J. SVM-based filtering of e-mail spam with content-specific misclassification costs[C]//Proceedings of the TextDM'01 Workshop on Text Mining - held at the 2001 IEEE International Conference on Data Mining, 2001:309-347.
- [13] 王斌,潘文峰.基于内容的垃圾邮件过滤技术综述[J].中文信息学报,2005,19(5):1-10.
- [14] 杨霖琳,彭宏.基于OWA算子与FSVM的邮件过滤[J].计算机工程,2007,33(20):61-63.
- [15] Rios G, Zha H. Exploring Support Vector Machines and random forests for spam detection[C]//Proceedings of the First Conference on Email and Anti-Spam(CEAS), 2004:284-292.
- [16] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [17] Tax D, Duin R. Data domain description using support vector[C]//Proceeding of European Symposium on Artificial Neural Networks. Brugge, 1999:251-256.
- [18] Yager R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1988, 18:183-190.