

文章编号: 1001-0920(2009)03-0446-05

广义模糊熵阈值法中基于粒子群优化的参数选取

雷 博^{1,2}, 范九伦²

(1. 西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071; 2. 西安邮电学院 信息与控制系, 西安 710061)

摘 要: 针对广义模糊熵图像阈值分割法中参数 m 的选取问题, 提出一种利用优化算法自适应选取参数的广义模糊熵阈值分割方法. 该方法通过粒子群优化算法, 依据图像分割质量评价准则对参数 m 在 $(0, 1)$ 区间进行全局寻优, 并依据广义模糊熵最大准则对 S 型隶属度函数中的 3 个参数 (a, b, d) 进行全局组合寻优, 从而实现了广义模糊熵图像阈值分割方法的自动阈值选取. 实验结果表明, 该方法对光照不均匀图像具有更好的分割效果.

关键词: 图像分割; 粒子群优化算法; 广义模糊熵

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

Parameter selection of generalized fuzzy entropy-based thresholding segmentation method with particle swarm optimization

LEI Bo^{1,2}, FAN Jiulun²

(1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Department of Information and Control, Xi'an Institute of Post and Telecommunications, Xi'an 710061, China. Correspondent: LEI Bo, E-mail: leileibo@xidian.edu.cn)

Abstract: A parameter adaptive selection generalized fuzzy entropy-based image thresholding method is proposed based on the problem of how to find the parameter m in the generalized fuzzy entropy with optimization algorithm. Based on an image segmentation quality evaluation criterion and the maximum fuzzy entropy criterion, by using particle swarm optimization, the optimal parameter m and the membership function parameters (a, b, d) are automatically determined respectively, which realizes the aim of automatic selection the threshold in generalized fuzzy entropy-based image segmentation method. Experiment results show that the presented method can obtain better segmentation results on illumination images.

Key words: Image segmentation; Particle swarm optimization; Generalized fuzzy entropy

1 引言

模糊熵描述了一个模糊集的模糊性程度, 基于模糊熵的图像分割方法是一种常用的分割方法. 传统的模糊熵使用 Zadeh^[1] 给出的模糊集上的标准交、并和补运算. 其中补运算 $c(x) = 1 - x$ 的显著特点是其不动点位于 0.5 处, 这一特点限制了它在很多实际工程中的应用.

Zenzo 等^[2] 对模糊熵进行扩充, 给出了广义模糊熵的一种定义, 使得对于一个模糊集 A , 可在 m ($m \in (0, 1)$) 处具有最大的模糊性. 然而, 文献^[2] 的定义舍弃了补运算, 不能与传统的模糊熵表达式建立起自然的联系. 为此, 文献^[3] 基于模糊熵的定

义和广义补运算, 重新给出了更为合理的广义模糊熵定义. 由于参数 m 可在 $(0, 1)$ 内取值, 文献^[3] 给出了一个简单的确定 m 的方式: 首先以 0.1 步长在 $(0, 1)$ 内取 9 个值, 计算这 9 个值对应的广义模糊熵表达式; 然后依据图像质量评价准则, 最终确定出最好的 m . 这种方式有一定的效果, 但不能实现参数 m 的自动选取.

本文提出通过优化算法在 $(0, 1)$ 区间对 m 进行全局寻优, 自适应地选取最佳点, 以获得最佳效果的分割图像. 此外, 应用于图像分割的隶属度函数选用的是 S 型函数, 它涉及到 3 个参数 (a, b, d) 的确定. 本文采用优化算法进行全局寻优, 从而克服了穷举

收稿日期: 2008-02-16; 修回日期: 2008-06-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60572133).

作者简介: 雷博(1981—), 女, 陕西蓝田人, 讲师, 博士生, 从事模糊信息处理、数字图像处理的研究; 范九伦(1964—), 男, 西安人, 教授, 博士生导师, 从事模糊集理论、图像分割等研究.

搜索费时的缺点。

粒子群优化(PSO) 算法具有参数少、收敛速度快等优点,近年来已有学者将其用于图像分割^[4,5]。本文将 PSO 优化算法应用于广义模糊熵图像分割。实验表明,基于 PSO 算法的广义模糊熵分割方法能获得比文献[3]方法更好的分割效果。

2 基于广义模糊熵的图像分割

2.1 广义模糊熵

用 X 表示有限论域 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, X 上的所有模糊集之集记作 $F(X)$ 。对于 $A \in F(X)$, $\mu_A(x)$ 表示 A 在点 x 处的隶属度, A 的补集记作 A^c , 即 $\forall x \in X, \mu_{A^c}(x) = c(\mu_A(x))$ 。其中函数 c 为广义补函数,使用最广泛的补函数是 Zadeh^[1] 提出的基本补运算 $c(x) = 1 - x$ 。广义补运算 $c: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 满足以下 4 条:

- 1) $c(0) = 1, c(1) = 0$;
- 2) 对于 $0 \leq a \leq b \leq 1$, 有 $c(a) \geq c(b)$;
- 3) c 是连续函数;
- 4) $c(c(x)) = x$ 。

广义补^[6-8] 运算 c 具有唯一的不动点 m , 即 $c(m) = m, m \in (0, 1)$ 。以 m 为唯一不动点的补函数记作 c_m 。

实函数 $e_m: F(X) \rightarrow R^+$ 称为广义模糊熵^[3], 如果 e_m 满足以下 4 条:

- 1) $e_m(A) = 0$, 当且仅当 $A \in P(X)$ 。
- 2) $e_m(A)$ 值最大, 当且仅当 $A = [m]$ 。
- 3) 若 A^* 是 A 的分明修改, 则 $e_m(A^*) = e_m(A)$ 。这里 A^* 满足: 当 $\mu_A(x) \geq m$ 时, $\mu_{A^*}(x) = \mu_A(x)$; 当 $\mu_A(x) < m$ 时, $\mu_{A^*}(x) = m$ 。
- 4) $e(A^{c_m}) = e(A)$ 。

当 $m = 0.5$ 且 $c_{0.5}(x) = 1 - x$ 时, 上述定义即为传统模糊熵的表述, 因此上述定义是传统模糊熵定义的合理而自然的推广。

目前已提出一些广义补函数, 对于 Yager 给出的补函数^[8]

$$c_w(x) = (1 - x^w)^{1/w}, w \in (0, +\infty)。(1)$$

$c_w(x)$ 的不动点为 $m = 1/\sqrt[w]{2}$ 。将其代入式(1), 得到 Yager 补的另一表达式

$$c_m(x) = (1 - x^{-1/\log_2 m})^{-\log_2 m}。(2)$$

将式(2)代入如下广义模糊熵表达式:

$$e_m(A) = 1 - D_p(A, A^{c_m})/n^{V_p}, p \in [1, \infty)。(3)$$

便得到含有参数 m 的广义模糊熵公式^[3]。其中 D_p 定义为

$$D_p(A, B) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\mu_A(x_i) - \mu_B(x_i)|^p \right)^{1/p}, \forall A, B \in F(X)。$$

2.2 广义模糊熵在图像分割中的应用

设 $Q = [q(x, y)]_{M \times N}$ 表示大小为 $M \times N$ 的图像, $G = \{0, 1, \dots, L - 1\}$ 表示所有灰度的集合。 $q(x, y) \in G$ 是坐标 (x, y) 处像素的灰度值, $\mu_Q(q(x, y))$ 是 (x, y) 处像素在图像 Q 中具有某种特性的隶属函数。本文采用如下 S 型函数作为隶属度函数^[9]:

$$S(q; a, b, d) = \begin{cases} 0, & q \leq a; \\ \frac{(q-a)^2}{(b-a)(d-a)}, & a < q < b; \\ 1 - \frac{(q-d)^2}{(d-b)(d-a)}, & b < q < d; \\ 1, & q \geq d. \end{cases} (4)$$

其中: q 表示图像 Q 的灰度值; a, b, d 是 S 型隶属函数的 3 个参数, b 可以是 a 与 d 之间的任意一点。此时图像分割问题就是寻找使得广义模糊熵取最大值的参数 a, b, d 的问题^[3], 即

$$(a^*, b^*, d^*) = \arg \max_{0 \leq a < b < d \leq L-1} e_m(a, b, d)。(5)$$

它的最优阈值选在

$$T^* = t, \mu_Q(t) = m。(6)$$

2.3 广义模糊熵参数 m 的确定

在广义模糊熵定义中, 参数 m 的选取问题是将广义模糊熵用于图像分割最为关键的一步。一个较好的思路是根据具体图像自动选取合适的参数 m 。本文采用优化的方法, 用形状测度作为图像分割质量评价指标, 对参数 m 在 $(0, 1)$ 区间进行评价, 找出最优的参数。形状测度^[10] 用于测量目标外轮廓的光滑程度, 对于一个好的分割结果, 目标的外轮廓应是光滑的。以 $f_{N(x,y)}$ 表示像素 (x, y) 的邻域 $N(x, y)$ 的平均灰度, $t(x, y)$ 表示像素 (x, y) 处的梯度, 对图像以 T 为阈值进行分割, 所得形状测度 S_M 可用下式计算^[10]:

$$S_M = \frac{1}{C} \left\{ \sum_{(x,y)} \text{sgn}[f(x, y) - f_{N(x,y)}] \times t(x, y) \text{sgn}[f(x, y) - T] \right\}。(7)$$

其中: C 为归一化参数, sgn 表示符号函数。

最优的 m 由下式确定:

$$m^* = \arg \max S_M(m(t)), 0 < m < 1。(8)$$

可通过式(8)确定广义模糊熵参数。这里采用 PSO 优化搜索算法, 在 $(0, 1)$ 区间自适应寻找最佳的参数 m , 从而得到最佳的图像分割阈值。

3 PSO 优化算法

PSO 算法^[11] 是一种基于鸟类觅食的随机群体搜索过程。假设在一个 D 维的搜索空间中, 有 N 个粒子组成一个群落, 其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, N$ 。即

第 i 个粒子在 D 维搜索空间的位置是 x_i , 每个粒子的位置就是一个潜在的解. 将 x_i 代入一个目标函数, 便可计算出其适应值, 根据适应值的大小衡量 x_i 的优劣. 第 i 个粒子的飞行速度也是一个 D 维的向量, 记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, N$. 记第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, N$, 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为

$$p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}).$$

基本 PSO 采用下列公式对粒子操作^[12]:

$$\begin{cases} v_{id} = wv_{id} + c_1 \text{rand}() (p_{id} - x_{id}) + \\ \quad c_2 \text{rand}() (p_{gd} - x_{id}), \\ x_{id} = x_{id} + v_{id}. \end{cases} \quad (9)$$

其中: w 是非负数, 称为惯性因子; 学习因子 c_1 和 c_2 是非负常数; $\text{rand}()$ 是介于 $(0, 1)$ 之间的随机数; $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, v_{\max} 是常数, 由用户设定. 根据具体问题, 迭代中止条件一般选为最大迭代次数或(和)粒子群迄今为止搜索到的最优位置, 满足预定的最小适应阈值.

基本 PSO 算法需要用户确定的参数并不多, 而且操作简单, 因此使用比较方便, 但它的缺点是易陷入局部极小点, 搜索精度不高. 研究发现惯性因子 w 对优化性能有很大的影响, 较大的 w 值有利于跳出局部极小点, 而较小的 w 值有利于算法收敛^[12], 因此提出了自适应调整 w 的策略. 即随着迭代的进行, 线性地减小 w 的值. 这种 PSO 算法称为自适应 PSO 算法. 本文采用这种改进的自适应 PSO 算法进行最优化搜索.

4 基于 PSO 优化的广义模糊熵图像分割

基于 PSO 优化的广义模糊熵图像分割方法, 主要是根据图像自适应获取合适的广义模糊熵参数, 再用广义模糊熵最大来获取合理的分割阈值. 本文基于形状测度并用 PSO 优化搜索方法, 寻找合适的广义模糊熵参数 m , 从而获得最佳的分割阈值. 在模糊熵阈值法中, 穷举搜索 S 型函数的参数 (a, b, d) 耗时过多. 对于该参数组合也通过 PSO 优化算法, 以广义模糊熵 $e_m(A)$ 作为适应度函数, 在区间 $G \times G \times G$ 上进行全局组合寻优, 从而形成嵌套的优化过程. 由于是嵌套搜索, 算法中有两个粒子群. 为了方便说明, 分别记为粒子群 m 和粒子群 S . 具体步骤如下:

(1) 对粒子群进行初始化

1) 粒子维数和粒子个数: 对于粒子群 m , 搜索空间的维数 $D_m = 1$, 粒子的个数选取 $N_m = 10$ 进行搜索. 对于粒子群 S , 搜索空间的维数为 $D_s = 3$, 粒子个数 $N_s = 20$.

2) 确定粒子的初始位置 x 及初始速度 v . 对于

粒子群 m , 由于每个粒子代表一组参数, 第 i 个粒子的初始位置为 x_{im} , 在 $(0, 1)$ 区间随机选取粒子的初始位置, 即 $x_{im} = \text{rand}(0, 1)$. 初始速度可从初始位置中得到, 这里选 $v_{im} = \text{rand}(0, 1)$. 粒子速度变化范围为 $(-v_{1\max}, v_{1\max})$, $v_{1\max} = 0.15$.

对于粒子群 S , $x_{iS} = (x_{i1S}, x_{i2S}, x_{i3S})$. 其中: $x_{ijS} = \lfloor \text{rand}(0, 255) \rfloor$, $x_{i1S} < x_{i2S} < x_{i3S}$, $j = 1, 2, 3$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整运算. $v_{iS} = (v_{i1S}, v_{i2S}, v_{i3S})$, $v_{ijS} = \text{rand}(-4, 4)$, $j = 1, 2, 3$. 粒子速度变化范围为 $(-v_{2\max}, v_{2\max})$, $v_{2\max} = 4$.

3) 惯性因子: 初始惯性因子选为 1.0, 随着迭代次数的增加, 惯性因子线性减小, 第 t 次迭代为

$$w(t+1) = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min})t/\text{iter}. \quad (10)$$

其中: w_{\max} 和 w_{\min} 分别为惯性因子的最大值和最小值, iter 为最大迭代次数.

(2) 按照下述流程进行优化嵌套搜索:

1) for t_1 from 1 to iter m

2) for i_1 from 1 to N_m

3) $M = X_m(i_1)$

4) for t_2 from 1 to iter S

5) for i_2 from 1 to N_s

6) $(a, b, d) = X_s(i_2)$

7) 利用式(3) 计算最大模糊熵, 作为粒子群 S 中第 i_2 个粒子的适应度

8) end

9) 对于粒子群 S 中的每个粒子, 将其适应值与所经历过的最好位置的适应值进行比较, 如果更好, 则将其作为粒子的个体历史最优值, 用当前位置更新个体历史最好位置

10) 对于粒子群 S 中的每个粒子, 比较它的适应值与群体所经历的最好位置的适应值, 如果更好则更新最好位置

11) 利用式(9) 更新粒子群 S 中每个粒子的位置和速度

12) end

13) 利用式(7) 计算对应于 M 的形状测度, 作为粒子群 m 中第 i_1 个粒子的适应值

14) end

15) 对于粒子群 m 中的每个粒子, 将其适应值与所经历过的最好位置的适应值进行比较, 如果更好, 则将其作为粒子的个体历史最优值, 用当前位置更新个体历史最好位置

16) 对于粒子群 m 中的每个粒子, 比较它的

适应值与群体所经历的最好位置的适应值,如果更好则更新最好位置

17) 利用式(9)更新粒子群 m 中每个粒子的位置和速度

18) end

经过上述优化搜索后,便可获得对应于不同图像的参数组合 (a, b, d, m) , m 对应的灰度即为图像分割阈值.

5 实验结果及分析

仿真实验是在 Matlab7 环境下,在 Intel Core 2.33 GHz CPU 和 2 G 内存微处理器上进行的.为了验证本文方法的有效性,对各种不同类型的图像分别进行实验.结果表明,本文方法优于传统的最大模糊熵方法,对光照不均匀图像的效果更好.

这里仅给出两幅光照不均匀的图像:rice 图像和 number 图像,尺寸分别为 256×256 和 203×730 .采用一维最大模糊熵法(1DFE)^[13],一维广义模糊熵等间隔选取参数阈值法(1DGFE)^[31],以及本文基于 PSO 选取广义模糊熵阈值法进行实验比较.实验结果如图 1 和图 2 所示.在结果分析中,选取视觉效果最好、耗时最少的方法为最优.表 1 列出了这 3 种方法的 CPU 耗时、分割阈值和参数取值.

图 1 给出了 3 种方法对 rice 图像的分割结果.该

图像背景中部光照明显不均匀(图 1(a)),此时 1DFE 方法失效,丢失了大量信息(图 1(c)).1DGFE 方法基本能将所有目标从背景中提出,但图像底部仍有大量信息丢失(图 1(d)),说明此时 m 以步长 0.1 选取过于粗糙,不能找到最优的阈值.本文方法的效果优于 1DGFE 方法的效果.

对于 number 图像,1DFE 方法效果不好,分割后图像含有大量的噪声.1DGFE 方法和本文方法分割效果很理想.1DGFE 方法分割参数为 $m = 0.7$, $(a, b, d) = (173, 183, 185)$;本文方法分割参数为 $m = 0.998$, $(a, b, d) = (85, 126, 135)$.观察 number 图像的一维直方图(图 2(b)),可以看出该图像一维直方图为双峰分布,且谷底长而平坦.在这种情况下,对分割阈值精度要求不是很高,因此 1DGFE 方法此时分割效果可以满足要求.

表 1 分别从 CPU 耗时、阈值和参数取值上,对这 3 种方法的分割结果作了比较.对照两幅图像的一维直方图可以看出,1DFE 方法对光照不均匀图像不能进行正确分割;1DGFE 方法在直方图谷底比较平坦(即精度要求不是很高)的情况下,可取得较好的分割结果,但要计算 9 次阈值,因此耗时太长;本文方法对含有光照噪声的图像能有效地进行分割,而且速度最多为 1DGFE 方法的 5%.

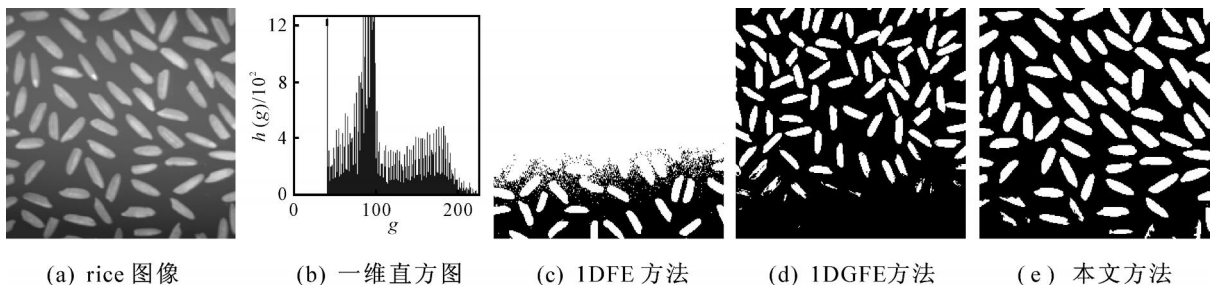


图 1 rice 图像分割结果

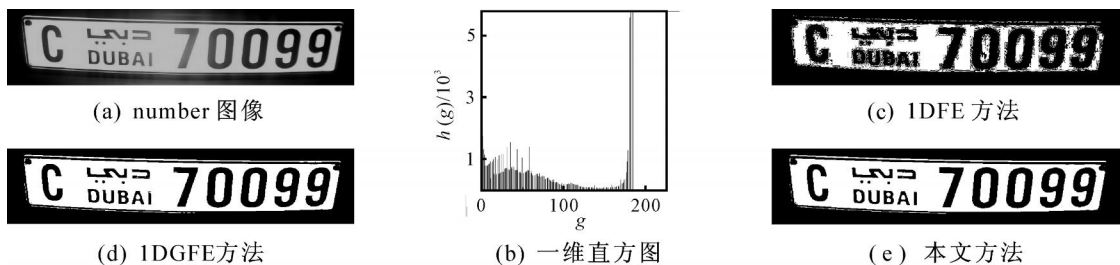


图 2 number 图像分割结果

表 1 3 种阈值法结果比较

方 法	rice 图像				number 图像			
	耗时/s	阈值	(a, b, d)	m	耗时/s	阈值	(a, b, d)	m
1DFE 法	28.39	74	(1,42,169)	无	19	183	(181,182,186)	无
1DGFE 法	305.28	99	(40,41,204)	0.9	203.5	154	(173,183,185)	0.7
本文方法	9.5	125	(28,160,255)	0.319	10	135	(85,126,135)	0.998

6 结 论

本文基于广义模糊熵图像分割法按隶属度等于 m 对图像进行分割的思想,结合粒子群算法参数少、收敛速度快的优点,在区间 $(0, 1)$ 内自适应确定参数 m ,提出一种有效的图像分割方法.该方法可根据具体图像自适应地选取参数 m .针对参数 (a, b, d) 穷举搜索费时的问题,通过优化的方法快速找到其最佳参数组合.实验结果表明,对于光照不均匀的图像,本文自适应确定参数的方法获得了比已有模糊熵阈值法更为理想的分割效果,能有效克服光照噪声,是一种实用的阈值分割方法.

参考文献(References)

- [1] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.
- [2] Zeno S D, Cinque L, Levaldi S. Image thresholding using fuzzy entropies[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics —Part B, 1998, 28(1): 15-23.
- [3] Fan J L, Zhao F. A generalized fuzzy entropy-based image segmentation method[C]. Proc of the 2007 Int Conf on Intelligent Systems and Knowledge Engineering. Chengdu, 2007: 427-431.
- [4] 唐英干, 刘冬, 关新平. 基于粒子群和二维 Otsu 方法的快速图像分割[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 202-205. (Tang Y G, Liu D, Guan X P. Fast image segmentation based on particle swarm optimization and two-dimension Otsu method[J]. Control and Decision, 2007, 22(2): 202-205.)
- [5] Maitra M, Chatterjee A. A hybrid cooperative-comprehensive learning based PSO algorithm for image segmentation using multilevel thresholding[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(2): 1341-1350.
- [6] Sugeno M. Fuzzy measures and fuzzy integrals: A survey[C]. Fuzzy Automata and Decision Processes. Amsterdam, 1977: 89-102.
- [7] Lowen R. On fuzzy complements[J]. Information Sciences, 1978, 14(2): 107-113.
- [8] Yager R R. On the measures of fuzziness and negation[J]. Lattices, Information and Control, 1980, 44(3): 236-260.
- [9] Li H, Yang H S. Fast and reliable image enhancement using fuzzy relaxation technique[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1989, 19(5): 1276-1281.
- [10] Sahoo P K, Soltani S, Wong A K C, et al. A survey of thresholding techniques[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 41(2): 233-260.
- [11] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particles swarm theory[C]. Proc of 6th Int Symp on Micro Machine and Human Science. Nagoya, 1995: 39-43.
- [12] Angeline P J. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance difference[C]. Annual Conf on Evolutionary Programming. San Diego, 1998: 601-610.
- [13] Li X Q, Zhao Z W, Cheng H D. Fuzzy entropy threshold approach to cancer detection[J]. Information Sciences, 1995, 4(1): 49-56.
- (上接第 445 页)
- [18] 陈华友, 刘春林. 群决策中基于不同偏好信息的相对熵集成方法[J]. 东南大学学报, 2005, 35(2): 311-315. (Chen H Y, Liu C L. Relative entropy aggregation method in group decision making based on different types of preference information[J]. J of Southeast University, 2005, 35(2): 311-315.)
- [19] 曾雪兰, 吉建华, 吴小欢. 基于相容性指标的聚类分析专家赋权法[J]. 广西大学学报, 2005, 30(4): 337-340. (Zeng X L, Ji J H, Wu X H. Research on method for experts' weights in group decision making based on reciprocal judgement matrix[J]. J of Guangxi University, 2005, 30(4): 337-340.)
- [20] 吴云燕, 华中生, 查勇. AHP 中群决策权重的确定与判断矩阵的合并[J]. 运筹与管理, 2003, 12(4): 16-21. (Wu Y Y, Hua Z S, Zha Y. Calculation of the weights and the amalgamation of the matrixes in AHP group decision[J]. Operations Research and Management Science, 2003, 12(4): 16-21.)
- [21] 徐选华, 陈晓红. 基于矢量空间的群体聚类方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(6): 1034-1038. (Xu X H, Chen X H. Research on the group clustering method based on vector space[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(6): 1034-1038.)
- [22] 周晓光, 张强. 基于属性测度理论的群决策效果评价[J]. 北京理工大学学报, 2007, 27(2): 179-183. (Zhou X G, Zhang Q. Evaluation of the effect of group decision making based on the attribute measure theory[J]. J of Beijing Institute of Technology, 2007, 27(2): 179-183.)