

# Vague 空间决策法及其在尾矿坝选址中的应用

张 鲲<sup>1,2</sup> 王鸿绪<sup>3</sup> 王海丰<sup>2</sup> 李 壮<sup>4</sup>

(大连海事大学信息科学技术学院 大连 116026)<sup>1</sup> (琼州学院电子信息工程学院 三亚 572022)<sup>2</sup>  
(琼州学院理工学院 三亚 572022)<sup>3</sup> (琼州学院科学研究与技术开发处 三亚 572022)<sup>4</sup>

**摘 要** 根据 Vague 集理论的相关推广,将其应用于空间决策问题尾矿坝选址。提出新的研究方法和计算公式,把原始数据化成 Vague 数据,得到各备选方案的 Vague 集和最理想方案的 Vague 集,并计算它们之间的相似度量,进行 Vague 空间决策,得到最优方案,以此例案证明其方法和公式的实用性。

**关键词** Vague 空间决策法,数据转化,相似度量,尾矿坝,选址

中图分类号 TP18 文献标识码 A

## Vague Spatial Decision Method and its Application for Location of Tailings Dam

ZHANG Kun<sup>1,2</sup> WANG Hong-xu<sup>3</sup> WANG Hai-feng<sup>2</sup> LI Zhuang<sup>4</sup>

(Graduate School of Computer Science, Maritime Affairs University of Dalian, Dalian 116026, China)<sup>1</sup>

(College of Electronics and Information Engineering, Qiongzhou University, Sanya 572022, China)<sup>2</sup>

(College of Science and Engineering, Qiongzhou University, Sanya 572022, China)<sup>3</sup>

(Scientific Research Department, Qiongzhou University, Sanya 572022, China)<sup>4</sup>

**Abstract** Based on fuzzy sets and vague sets theory, we proposed novel research methods and calculation formulas and applied them to spatial decision problem—the location of tailings dam. We transformed from the raw data to vague data, and got the vague sets of alternatives and the optimal solution. We used the provided methods and formulas to calculate similarity measures of vague sets for vague spatial decision. At last we got optimal decision. Experimental results show that the proposed methods and formulas can provide a useful way for the application examples.

**Keywords** Vague spatial decision method, Transforming of data, Similarity measure, Tailings dam, Choosing location

## 1 引言

“空间选址在实际生活中随处可见”。尾矿坝选址问题“是一个受地质构造、地形、选厂特征、经济、社会、法律、法规、水文和气象等多因素影响的空间决策问题”。因为在选址工作中涉及大量的模糊性,文献[1]应用 GIS 及模糊优选理论进行尾矿坝选址,取得较好的效果,但是计算比较复杂。而 Vague 集理论是模糊集理论的一种推广,是研究和处理模糊信息的最新理论之一,所以本文希望应用 Vague 集理论对同一问题进行探讨,以期对诸如此类的问题给出新的研究方法和计算公式。

## 2 Vague 空间决策法

推广文献[3]给出的“Vague 集的综合决策规则”,可得到“Vague 空间决策法”。其详细的应用步骤是:(1)筛选因素指标;(2)提取备选方案;(3)建立最理想方案;(4)进入 Vague 环境,把原始数据化成 Vague 数据,得到各备选方案的 Vague

集和最理想方案的 Vague 集;(5)计算相似度量,计算各备选方案的 Vague 集和最理想方案的 Vague 集之间的相似度量;(6)进行 Vague 空间决策。由相似度量数值的大小便可得到决策;相似度量数值最大者所对应的备选方案即是最优方案。

## 3 原始数据 Vague 化

欲应用 Vague 集理论讨论问题,首要条件是要“进入 Vague 环境”,即把初始数据化成 Vague 数据,然后才能应用 Vague 集理论研究这个问题。初始数据通常有两种类型:数据型数据和语言型数据。其中数据型数据又有 3 种主要表示方式:单值数据、区间值数据和模糊值数据。人们已经开始注意研究进入 Vague 环境的问题。例如文献[4-8]分别给出数据型数据进入 Vague 环境的一些公式。而对于语言型数据,可行的方法之一是请专家打分,从而直接把语言型数据化成 Vague 数据。

在本文的应用实例中需要从单值数据化成 Vague 数据的转化公式。下面再给出一个这样的转化公式。

收稿日期:2013-02-15 返修日期:2013-04-29 本文受海南省自然科学基金项目(612128),国家级大学生创新创业训练计划项目(201311100061),海南省教育科学“十二五”规划课题(QJY125119)资助。

张 鲲(1981—),男,博士生,副教授,主要研究方向为智能数据分析与数据挖掘,E-mail:zk0588@163.com;王鸿绪(1946—),男,教授,主要研究方向为模糊控制、信息处理;王海丰(1980—),男,博士生,讲师,主要研究方向为模糊识别与智能控制;李 壮(1967—),男,博士,教授,主要研究方向为模糊控制、信息处理。

**定义 1**<sup>[4,5]</sup> 设指标集合是  $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ , 其上的集合  $R_i (i=1, 2, \dots, m)$  的指标  $q_j (j=1, 2, \dots, n)$  的数据为  $q_{ij} (\geq 0)$ 。如果单值数据  $q_{ij} (\geq 0)$  所转化成的 Vague 数据  $R_i(q_j) = q_{ij} = [t_{ij}, 1-f_{ij}]$  满足 Vague 准则和利润准则, 那么这种单值数据化成 Vague 数据的转化公式被称为利润型转化公式。如果单值数据  $q_{ij} (\geq 0)$  所转化成的 Vague 数据  $R_i(q_j) = q_{ij} = [t_{ij}, 1-f_{ij}]$  满足 Vague 准则和成本准则, 那么这种单值数据化成 Vague 数据的转化公式被称为成本型转化公式。在这里:

I. Vague 准则:  $0 \leq t_{ij} \leq 1-f_{ij} \leq 1$ ;

II. 利润准则: 当  $q_{kj} > q_{ij} \geq 0$ ,  $q_{kj}$  与  $q_{ij}$  分别转化成的 Vague 数据为  $R_k(q_j) = q_{kj} = [t_{kj}, 1-f_{kj}]$  与  $R_i(q_j) = q_{ij} = [t_{ij}, 1-f_{ij}]$  时, 满足:  $t_{kj} \geq t_{ij}, 1-f_{kj} \geq 1-f_{ij}$ 。

III. 成本准则: 当  $q_{kj} > q_{ij} \geq 0$ ,  $q_{kj}$  与  $q_{ij}$  分别转化成的 Vague 数据为  $R_k(q_j) = q_{kj} = [t_{kj}, 1-f_{kj}]$  与  $R_i(q_j) = q_{ij} = [t_{ij}, 1-f_{ij}]$  时, 却有:  $t_{kj} \leq t_{ij}, 1-f_{kj} \leq 1-f_{ij}$ 。

**定理 1** 设  $q_{j \max} = \max\{q_{1j}, q_{2j}, \dots, q_{mj}\} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n)$ , 则

①下面的公式为单值数据  $q_{ij} (\geq 0)$  化成 Vague 数据  $q_{ij} (\geq 0)$  的利润型转化公式:

$$R_i(q_j) = q_{ij} = \left[ \frac{q_{ij}}{q_{j \max}}, \left( \frac{q_{ij}}{q_{j \max}} \right)^{\frac{2}{3}} \right] \quad (1)$$

②下面的公式为单值数据  $q_{ij} (\geq 0)$  化成 Vague  $q_{ij} (\geq 0)$  数据的成本型转化公式:

$$R_i(q_j) = q_{ij} = \left[ 1 - \left( \frac{q_{ij}}{q_{j \max}} \right)^{\frac{2}{3}}, 1 - \frac{q_{ij}}{q_{j \max}} \right] \quad (2)$$

#### 4 Vague 值之间的相似度量

文献[9]提出对 Vague 值的一种数据挖掘方法: 对于 Vague 值  $a = [t_a, 1-f_a]$ , 定义  $t_a^{(0)} = t_a, f_a^{(0)} = f_a, \pi_a^{(0)} = \pi_a = 1 - t_a - f_a$ , 并规定

$$t_a^{(m)} = t_a \cdot (1 + \pi_a + \pi_a^2 + \dots + \pi_a^{(m)})$$

$$f_a^{(m)} = f_a \cdot (1 + \pi_a + \pi_a^2 + \dots + \pi_a^{(m)})$$

$$\pi_a^{(m)} = \pi_a^{(m+1)}$$

$$u_a^{(m)} = t_a^{(m)} - f_a^{(m)}, v_a^{(m)} = t_a^{(m)} + f_a^{(m)}$$

$$m=0, 1, 2, \dots$$

而 Vague 值之间的相似度量的定义则采用文献[10]中的说法。

**定义 2**<sup>[10]</sup> 若称公式  $M(c, d)$  是 Vague 值  $c$  和  $d$  之间的相似度量, 如果  $M(c, d)$  满足如下准则:

a. 0-1 准则:  $0 \leq M(c, d) \leq 1$ ;

b. 对称准则:  $M(c, d) = M(d, c)$ ;

c. 自反准则:  $M(c, c) = 1$ ;

d. 最小准则: 若当  $c = [1, 1], d = [0, 0]$  时, 或当  $c = [0, 0], d = [1, 1]$  时, 总有  $M(c, d) = 0$ 。

则设 Vague 值为  $c = [t_c, 1-f_c], d = [t_d, 1-f_d]$ 。

**定理 2** 下列公式是 Vague 值  $c = [t_c, 1-f_c]$  和  $d = [t_d, 1-f_d]$  之间的相似度量:

$$M_m(c, d) = \sum_{i=1}^n [1 - |\pi_c - \pi_d|] \cdot \left[ 1 - \frac{|u_c^{(m)} - u_d^{(m)}| + |v_c^{(m)} - v_d^{(m)}|}{2} \right] \quad (3)$$

$(m=0, 1, 2, \dots)$

注: Vague 值  $c$  和  $d$  之间的相似度量  $M(c, d)$  的大小是用

来表示 Vague 值  $c$  和  $d$  之间的相似度的。其含义是:  $M(c, d)$  的数值愈大, 则表示 Vague 值  $c$  和  $d$  愈相似; 特别  $M(c, d)$  取得最大值 1 时, 则表示 Vague 值  $c$  和  $d$  最相似;  $M(c, d)$  的数值愈小, 则表示 Vague 值  $c$  和  $d$  愈不相似; 特别  $M(c, d)$  取得最小值 0 时, 则表示 Vague 值  $c$  和  $d$  最不相似。

#### 5 Vague 值之间的相似度量公式的一种比较

设 Vague 值为  $c = [t_c, 1-f_c], d = [t_d, 1-f_d]$ 。在文献[11-13]中分别提出 Vague 值  $c$  和  $d$  之间的如下相似度量公式:

$$M_L(c, d) = 1 - \frac{|(t_c - t_d) - (f_c - f_d)|}{4} - \frac{|t_c - t_d| + |f_c - f_d|}{4} \quad (4)$$

$$M_H(c, d) = 1 - \frac{|t_c - t_d| + |f_c - f_d|}{2} \quad (5)$$

$$M_C(c, d) = 1 - \frac{|(t_c - t_d) - (f_c - f_d)|}{2} \quad (6)$$

应用公式  $M_m(c, d)$  (取  $m=2$ )、公式  $M_L(c, d)$ 、公式  $M_H(c, d)$  和公式  $M_C(c, d)$ , 分别计算 4 组 Vague 值  $c = [0.4, 0.8]$  和  $d_1 = [0.5, 0.8], d_2 = [0.4, 0.9], d_3 = [0.4, 0.7]$  以及  $d_4 = [0.3, 0.8]$  之间的相似度量  $M(c, d_i) (m=1, 2, 3, 4)$ , 计算结果如表 1 所列。

表 1 不同相似度量的比较

c	[0.4, 0.8]	[0.4, 0.8]	[0.4, 0.8]	[0.4, 0.8]
$d_i$	[0.5, 0.8]	[0.4, 0.9]	[0.4, 0.7]	[0.3, 0.8]
$M_2(c, d_i)$	0.91	0.81	0.90	0.85
$M_L(c, d_i)$	0.95	0.95	0.95	0.95
$M_C(c, d_i)$	0.95	0.95	0.95	0.95
$M_H(c, d_i)$	0.95	0.95	0.95	0.95

表 1 至少说明: 对这 4 组 Vague 值  $c$  和  $d_i (m=1, 2, 3, 4)$ , 公式  $M_m(c, d) (m=2)$  比公式  $M_L(c, d), M_C(c, d), M_H(c, d)$  的分辨率都要高。

#### 6 Vague 集之间的相似度量

仿照定义 2 可给出 Vague 集之间的相似度量的定义和 Vague 集之间的加权相似度量的定义, 这里不再赘述。再仿照定理 2 得到下述结果。

**定理 3** 设论域为  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ , 其上有 Vague 集  $C = \sum_{i=1}^n [t_C(q_i), 1-f_C(q_i)]/q_i, D = \sum_{i=1}^n [t_D(q_i), 1-f_D(q_i)]/q_i$ , 分别简记为  $C = \sum_{i=1}^n [t_{c_i}, 1-f_{c_i}]/q_i, D = \sum_{i=1}^n [t_{d_i}, 1-f_{d_i}]/q_i$ 。则 Vague 集  $C$  和  $D$  之间的相似度量 ( $m=0, 1, 2, \dots$ ) 如式(7)所示。

**定理 4** 在如定理 3 的假设条件下, 记元素  $c_i$  的权数为  $\omega_i \in [0, 1]$ , 且满足  $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$ , Vague 集  $C$  和  $D$  之间的加权相似度量 ( $m=0, 1, 2, \dots$ ) 如式(8)所示。

$$M_m(C, D) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [1 - |\pi_{c_i} - \pi_{d_i}|] \cdot \left[ 1 - \frac{|u_{c_i}^{(m)} - u_{d_i}^{(m)}| + |v_{c_i}^{(m)} - v_{d_i}^{(m)}|}{2} \right] \quad (7)$$

$$WM_m(C, D) = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot [1 - |\pi_{c_i} - \pi_{d_i}|] \cdot \left[ 1 - \frac{|u_{c_i}^{(m)} - u_{d_i}^{(m)}| + |v_{c_i}^{(m)} - v_{d_i}^{(m)}|}{2} \right] \quad (8)$$

## 7 应用案例

应用 Vague 空间决策法重新研究文献[1]所讨论的问题。

### 7.1 筛选因素指标

选定因素指标集合为  $Q = \{q_1, q_2, q_3, q_4, q_5\}$ , 其中因素指标:  $q_1$  为“最大库容”(10<sup>4</sup>m<sup>3</sup>);  $q_2$  为“堆坝高度”(10<sup>4</sup>m<sup>3</sup>);  $q_3$  为“占地面积”(10<sup>4</sup>m<sup>2</sup>);  $q_4$  为“输送距离”(km);  $q_5$  为“库坝体积”(10<sup>4</sup>m<sup>3</sup>)。

### 7.2 提取备选方案

取备选方案集合为  $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$ , 其中  $A_1$  为方案 1;  $A_2$  为方案 2;  $A_3$  为方案 3;  $A_4$  为方案 4。每个方案的各因素指标的数值叫特征值。各备选方案的特征值如表 2 所列。

表 2 各方案的各因素指标的原始数据

	$q_1$	$q_2$	$q_3$	$q_4$	$q_5$
$A_1$	900	185	14.2	1.7	35
$A_2$	1030	120	10.5	30	45
$A_3$	806	185	14.5	5.3	37
$A_4$	780	143	13.1	27	50
B	1030	120	10.5	1.7	35

### 7.3 建立最理想方案

在尾矿坝优化选址时,最理想方案各因素指标的特征值的要求是不同的。因素指标“最大库容” $q_1$  越大越好;因素指标“堆坝高度” $q_2$  越小越好;因素指标“占地面积” $q_3$  越小越好;因素指标“输送距离” $q_4$  越小越好;因素指标“库坝体积” $q_5$  越小越好。根据这些要求,便可得到最理想方案 B 的各因素指标的特征值仍如表 2 所列。

### 7.4 进入 Vague 环境

应用式(1)对表 2 中的原始数据进行计算,计算结果如表 3 所列。

表 3 各方案的各因素指标的 Vague 数据

	$q_1$	$q_2$	$q_3$	$q_4$	$q_5$
$A_1$	[0.874, 0.914]	[1.000, 1.000]	[0.979, 0.986]	[0.057, 0.148]	[0.700, 0.788]
$A_2$	[1.000, 1.000]	[0.649, 0.750]	[0.724, 0.806]	[1.000, 1.000]	[0.900, 0.932]
$A_3$	[0.783, 0.850]	[1.000, 1.000]	[1.000, 1.000]	[0.177, 0.315]	[0.740, 0.818]
$A_4$	[0.757, 0.831]	[0.773, 0.842]	[0.903, 0.934]	[0.900, 0.932]	[1.000, 1.000]
B	[1.000, 1.000]	[0.649, 0.750]	[0.724, 0.806]	[0.057, 0.148]	[0.700, 0.788]

表 3 已经给出各备选方案  $A_1, A_2, A_3, A_4$  和最理想方案 B 的 Vague 集,如下:

$$A_1 = \{ [0.874, 0.914] \quad [1.000, 1.000] \quad [0.979, 0.986] \\ [0.057, 0.148] \quad [0.700, 0.788] \}$$

$$A_2 = \{ [1.000, 1.000] \quad [0.649, 0.750] \quad [0.724, 0.806] \\ [1.000, 1.000] \quad [0.900, 0.932] \}$$

$$A_3 = \{ [0.783, 0.850] \quad [1.000, 1.000] \quad [1.000, 1.000] \\ [0.177, 0.315] \quad [0.740, 0.818] \}$$

$$A_4 = \{ [0.757, 0.831] \quad [0.773, 0.842] \quad [0.903, 0.934] \\ [0.900, 0.932] \quad [1.000, 1.000] \}$$

$$B = \{ [1.000, 1.000] \quad [0.649, 0.750] \quad [0.724, 0.806] \\ [0.057, 0.148] \quad [0.700, 0.788] \}$$

### 7.5 计算相似度量

计算备选方案的 Vague 集和最理想方案的 Vague 集之间的相似度量。在本问题中,应用式(7),计算备选方案  $A_1, A_2, A_3, A_4$  的 Vague 集和最理想方案 B 的 Vague 集之间的相似度量,计算结果如下:

$$M_2(A_1, B) = 0.884, M_2(A_2, B) = 0.780, M_2(A_3, B) = 0.833, M_2(A_4, B) = 0.692 \quad (9)$$

### 7.6 进行 Vague 空间决策

对于式(9),依据相似度量数值的大小便可得到结论:各备选方案的优劣排序依此如下:

备选方案 1、备选方案 3、备选方案 2、备选方案 4

或者也可得到最优方案为备选方案 1。这些结果与文献[1]所得到的结果完全一致。但是,文献[1]是应用 GIS 及模糊优选理论进行尾矿坝选址来研究该问题的,需要用到模糊矩阵的计算,计算过程较繁琐,本文的方法方便、简洁。

**结束语** Vague 集的应用方兴未艾,尤其是在工业、农业、国防、科研中的应用。原始数据 Vague 化的方法和 Vague 集之间的相似度量公式是 Vague 集应用的两个基础,也是 Vague 空间决策法的两个技术支撑。继续开发 Vague 集的应用方法是 Vague 集应用研究的一个方向;继续开发原始数据 Vague 化的方法(包括单值数据 Vague 化的方法、区间值数据 Vague 化的方法、模糊值数据 Vague 化的方法等等)和继续开发 Vague 集之间的相似度量公式也是 Vague 集应用研究的一个方向。应用案例表明,Vague 空间决策法还为诸如尾矿坝优化选址之类的问题提供新的讨论方法。

## 参 考 文 献

- [1] 谭钦文,尹光志,何友芳. GIS 及模糊优选理论在尾矿坝选址中的应用[J]. 自然灾害学报,2009,18(4):110-114
- [2] 周信金,吴小平. 尾矿库管理实践[J]. 湖南有色金属,2001(1):55-57
- [3] 王鸿绪. Vague 集的综合决策规则在方案优选中的应用[J]. 计算机工程与应用,2010,46(27):145-147
- [4] 王鸿绪. 单值数据转化为 Vague 值数据的定义和转化公式[J]. 计算机工程与应用,2010,46(24):42-44
- [5] Wang Hong-xu, Zhang Fu-jin, Shi Huan-yu. Based on Vague Set Design of Underground Gas Storage Optimization[C]// Hanli Wang. The International Conference on E-Product, E-Service and E-Entertainment (ICEEE2010). IEEE eXpress, Red Hook, NY 12571 USA, Proceedings Volume 1, Henan, China, November 2010:543-546
- [6] 王鸿绪. 关于区间值数据向 Vague 值数据转化公式的研究[J]. 计算机工程与应用,2010,46(23):56-58
- [7] 王鸿绪. 区间值数据向 Vague 值数据的转化公式[J]. 计算机工程与应用,2009,45(18):43-44
- [8] 王鸿绪. 从 Fuzzy 值数据向 Vague 值数据的转化公式[J]. 计算机工程与应用,2010,46(25):47-48
- [9] 刘华文,王凤英. Vague 值的转化与相似度量[J]. 计算机工程与应用,2004,40(32):79-81,84
- [10] 王鸿绪. Vague 集之间的相似度量公式及其应用[J]. 计算机工程与应用,2010,46(26):198-199
- [11] 李凡,徐章艳. Vague 集之间的相似度量[J]. 软件学报,2001,12(6):922-926

(下转第 291 页)

中在三维模型和二维深度图像之间建立的关系进行映射,其映射关系如图 13 所示。对于人脸三维模型,首先求其包围球,对于包围球上的任意一点 $(r, \theta, \phi)$ 变换到直角系表示为 $(x, y, z)$ ,然后采样该点处对应模型上的点 $(x_s, y_s, z_s)$ 。同时,通过极坐标也可以计算出该点在二维深度图像中对应的位置为 $(h\theta/\pi, w\phi/2\pi)$ 。在获得二维图像特征点后,也可以根据图像的位置计算出对应的 $(\theta, \phi)$ ,进而可以计算出采样点的坐标,这样模型的采样点和图像位置之间就建立了一一对应的关系。

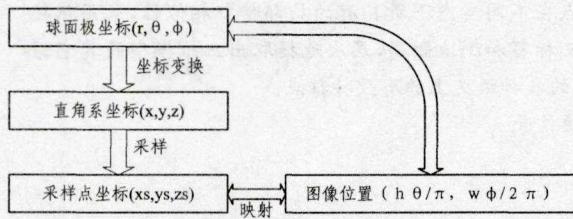


图 13 映射关系图

按照上面的对应关系,可以将深度图像中获得的特征点映射到三维模型中。映射之后,人脸三维模型的特征点如图 14 所示。



图 14 人脸模型特征点结果

从实验结果可以看出,映射到人脸三维模型的特征点基本都在预先定义的特征点附近,能够反映特征点的位置。

利用上述方法对多套人脸模型进行特征点标定,标定结果如图 15 所示。



图 15 人脸模型特征点

**结束语** 本文方法利用三维人脸模型的二维深度图像的特征点标定很好地解决了三维特征点标定中的人工干预等问题,利用二维深度图像特征点标定的成熟算法,实现利用二维信息标定三维特征点的方法。该方法不需要手工参与,自动化标定了所需的特征点,从直观效果来看,达到了精确定位的目的。

[1] Jeng Shi-hong, Liao Hong-yuan, Han Chin-chuan, et al. Facial feature detection using geometrical face model: an efficient approach [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3): 273-282

[2] Cosar S, Cetin M. A graphical model based solution to the facial feature point tracking problem [J]. Image and Vision Computing, 2011, 29(5): 335-350

[3] Wong K W, Lam K M, Siu W C. An efficient algorithm for human face detection and facial feature extraction under different conditions [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10): 1993-2004

[4] Xue Zhong, Li S Z, Teoh E K. Bayesian shape model for facial feature extraction and recognition [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(12): 2819-2833

[5] Shih F Y, Chuang C. Automatic extraction of head and face boundaries and facial features [J]. Information Sciences, 2004, 158: 117-130

[6] Zheng Zhong-long, Jiong Jia, Chunjiang Duanmu, et al. Facial feature localization based on an improved active shape mode [J]. Information Sciences, 2008, 178(9): 2215-2223

[7] Gizatdinova Y, Surakka V. Automatic edge-based localization of facial features from images with complex facial expressions [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(15): 2436-2446

[8] Zhou Yue, Li Yin, Wu Zheng, et al. Robust facial feature points extraction in color images [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(1): 195-200

[9] Wang Yin-jie, Chua C S, Ho Y K. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(10): 1191-1202

[10] Xu Cheng-hua, Tan Tie-niu, Wang Yun-hong, et al. Combining local features for robust nose location in 3D facial data [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(13): 1487-1494

[11] Feng Jun, Ip H H S, Lai L Y, et al. Robust point correspondence matching and similarity measuring for 3D models by relative angle-context distributions [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(8): 761-775

[12] 麻宏静. 基于相对角聚类和支持向量机的人脸特征点定位技术研究[D]. 西安: 西北大学, 2010

[13] 王密宫, 陈锻生, 林超. 基于局部形状图的三维人脸特征点自动定位[J]. 计算机应用, 2010, 30(5): 1255-1258

[14] Smith S M, Brady J M. SUSAN—A New Approach to Low Level Image Processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78

[15] 吴福培, 张宪民, 邝泳聪, 等. 无铅焊点鲁棒定位的灰度积分投影算法[J]. 华南理工大学学报, 2009, 37(9): 98-102

[16] 刘晓宁. 计算机辅助颅像重合技术的研究与实现[D]. 西安: 西北大学, 2003

(上接第 262 页)

[12] Chen S M. Similarity Measures between Vague Sets and between Elements [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1997, 27(1): 153-158

[13] Hong D H, Kim C A. A Note Similarity Measures between Vague Sets and between Elements. [J]. Information Sciences, 1999, 115: 83-96

[14] 李松, 郝忠孝. 含核 Vague 区域和 Vague 洞区域关系及蕴涵定理[J]. 计算机科学, 2009, 36(12): 171-175

[15] 张倩生, 蒋盛益. 基于 Vague 双向近似推理的系统决策方法[J].

计算机科学, 2010, 37(4): 219-223

[16] 王昌. Vague 集的模糊熵、相似度量 and 距离测度的关系[J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 221-224, 274

[17] 韦波, 黎胜, 黎珍惜. 多测度 Vague 集相似度量[J]. 计算机科学, 2012, 39(7): 219-221, 241

[18] 张振华, 杨静宇, 叶有培, 等. 一种新区间值 vague 集及其在模式识别中的应用[J]. 计算机科学, 2011, 38(10): 194-198

[19] 徐凤生, 史开泉. Vague 集模糊熵度量的新构造方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(9): 208-210