

高速公路路面破损智能识别系统的设计与实现^{*}

唐桂峰 李 宁 陈世福

(南京大学软件新技术国家重点实验室 南京210093)

摘 要 本文介绍了高速公路路面破损识别智能系统,该系统能对公路路面图像进行特征提取,能分类识别高速公路路面的破损情况。本文提出了一个改进的 Sobel 算法并探讨了基于决策树的分类。

关键词 Sobel, 特征提取, 决策树, 图像识别

Design and Implementation of the System for Recognition of Freeway's Surface Diseases

TANG Gui-Feng LI Ning CHEN Shi-Fu

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract In this paper, we introduce the system for recognition of freeway's surface diseases. This system is able to extract features from freeway's surface images, to classify and recognize diseases in these images. We mainly discuss an improved Sobel algorithm and talk about the classification based on decision tree.

Keywords Sobel, Feature extraction, Decision tree, Image recognition

1 引言

目前国内外对高速公路路面破损的测量方法主要有:步行人眼观察法、摄像测量法^[1]。其中步行人眼观察法速度慢,且安全性较差,在高速公路上不宜采用。摄像测量法较为适宜,通过对摄像设备采集的公路表面图像进行分析与识别,可以高效、安全地检测出高速公路路面的破损情况,具有较高的实用性与经济性,是当前国内外高速公路表面破损的主要检测方法。

但目前对采集的图像进行分析与识别的主要手段是由熟练的专业人员进行识别,识别的效率相对较低,费时又费工,不能满足高速公路发展的要求,所以当前高速公路路面破损识别系统是国内外研究的热点问题。我们和江苏省交通科学设计院共同研制的高速公路路面破损智能识别系统是针对摄像设备采集的数字图像,结合数字图像处理 and 决策树分类技术,开发出的能够高效率地识别高速公路路面破损情况的智能系统。该系统已经应用半年多,效果很好,可以识别出大于等于2mm 的路面裂缝。

2 系统的总体结构

系统总体结构如图1所示,主要包括三个部分,即“图像预处理模块”,“病害特征提取模块”和“基于决策树的识别模块”,其各模块功能简述如下:

(1)图像预处理模块:该模块主要对原始图像进行预处理,以消除车影、标志线等噪声对图像的干扰,以及对由于摄像机系统本身的非线性所引起的几何失真的校正,对由摄像机成像系统所造成的图像灰度不均匀的灰度校正,对图像进行边缘检测等。

(2)病害特征提取模块:在图像预处理模块的基础上,采用基于阈值分割的目标自动提取方法,以及灰度特征的区域生长法等来识别出病害区域,提取病害图像的特征值,特征值

包括几何特征值和灰度特征值等。

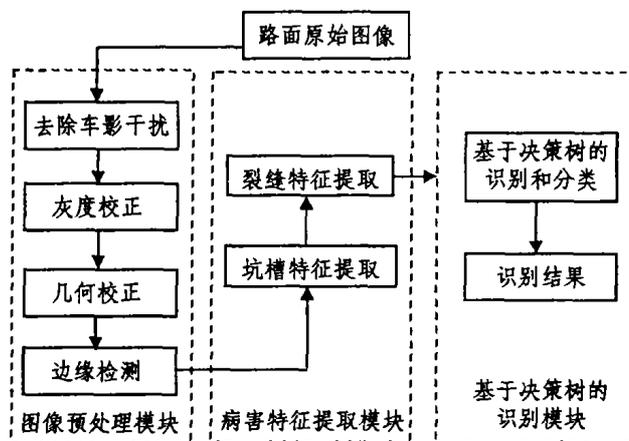


图1 系统的总体结构图

(3)基于决策树的识别模块:基于病害图像的特征值,通过决策树提取病害判断规则,对表面有破损的图像进行分类识别。

下面各节将描述其各模块的主要实现技术。

3 系统实现的关键技术

3.1 图像预处理的技术

本系统在进行病害判断推理之前,首先对路面原始图像进行预处理和分割,以提取有关路面图像的各种有效的特征值。图像预处理的关键技术主要包括路面图像的几何校正,灰度校正,去除图像的车影和标志线干扰,图像的边缘检测等等。

其中图像的边缘检测的效果直接关系到后面的病害特征提取。通过边缘检测,我们希望能够确定图像中的裂缝,坑槽等病害的轮廓。

^{*} 本文得到江苏省自然科学基金资助(DK200208)。唐桂峰 硕士研究生,主要研究领域为图像处理,人工智能。李 宁 副教授,主要研究方向为图像处理,人工智能。陈世福 教授,博士生导师,主要研究领域为人工智能。

通过实验,我们以一种扩展的8个方向的 Sobel 边缘算子^[1]为基础,结合基于边缘的 Non-maximal 算法^[2]得到一个改进的算法:首先通过扩展的 Sobel 算子得到各个像素的梯度值和梯度方向,然后在边缘的梯度方向上比较当前像素和相邻像素的梯度值大小,选取梯度值较大的像素作为新的边缘。实验表明该算法效果良好。其算法的主要处理过程如下:

1) 首先根据八个方向的 Sobel 算子得到每一个像素点的梯度的大小和方向。

对每一点卷积计算 $X_i = A_i * C$ (A_i 为 Sobel 在各个方向的算子, C 是以当前点为中心的 3×3 矩阵, $i = 1, 2, \dots, 8$), 选取最大的 X_i 所对应的 A_i 的方向为当前点的梯度方向。

然后计算:

$$G(x) = \sqrt{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_8^2}$$

其中 X_i ($i = 1, 2, \dots, 8$) 分别为 Sobel 算子八个方向上的梯度值, $G(x)$ 表示特定点的梯度值。

2) 对每一个像素点,根据该像素点的梯度大小和方向,确定边缘的方向。然后在此边缘方向上考虑当前像素点的相邻的两个点。

3) 如果相邻的两个点有任意的一个点的 $G(x)$ 的数值超过当前点的 $G(x)$, 则标记当前点删除。

4) 遍历图像一次之后,删除所有的标记点。

运用该算法得到的图像的噪声可以通过下面的双阈值的区域增长算法过滤:

1) 首先标记图像中所有的 $G(x)$ 大于阈值 T_1 的点,这些点的集合为 F 。

2) 然后扫描图像中所有 $G(x)$ 介于阈值 T_0, T_1 之间的像素点,假设这些点的集合为 $M(T_0 < T_1)$ 。

3) 如果对于任意一个点 x 属于集合 M , 如果它相邻的点已经被标记为属于集合 F , 则当前的点 x 加入集合 F 。

4) 循环直至集合 F 和集合 M 稳定。

3.2 病害的特征属性

通过对路面专家总结的路面原始图像知识的分析,我们总结了有关高速公路图像病害的下列特征属性参数,提供给决策树进行决策。

病害块属性集:

- 1) 病害块的像素个数 area
- 2) 病害块长度 crackLength
- 3) 病害块宽度 crackWidth
- 4) 病害块充满度为: per = 病害块面积/外接矩形面积
- 5) 病害块外接矩形长宽比为: scale = 外接矩形长度/外接矩形宽度
- 6) 病害区域平均灰度值为: meangray = Σ 病害区域的每个像素的灰度值/像素的个数
- 7) 外接矩形区域平均灰度值为: areamean = Σ 外接矩形的每个像素的灰度值/像素的个数
- 8) 外接矩形区域中间灰度值为: areamedian = 外界矩形的直方图的中间值
- 9) 病害区域矩信息 moments
- 10) 是否是坑槽 holeORnot

病害块缺陷类型集:

- 纵裂(lengthwaycrack)
横裂(transversecrack)
坑槽(hole)
修补(mend)
其他(other)

由于需要识别出的病害类型包括纵裂、横裂、坑槽、修补和其他五种类型,其中每个类型又可能包括程度为轻、中、重三种程度的区别,所以如果直接基于规则进行病害类型判断效果不明显,为此我们提出了基于决策树进行分类。

3.3 基于决策树的识别

本模块根据图像处理技术得到的图像特征属性,通过决策树方法,对每一幅图像进行病害类型分类。系统输出是对该图像的病害类型识别结果。

决策树^[3]是运用于分类的一种类似于流程图的树结构。其中的每个内部结点代表对某个属性的一次测试,一条边代表一个测试结果,叶节点代表某个类或者类的分布,最上面的节点是根结点。

3.3.1 决策树的生成^[3,4] 在决策树的生成过程中,通常以信息增益度量选择测试属性,这种度量称作属性选择度量,选择具有最高信息增益的属性作为当前节点的测试属性。

假设训练集为 S , 其中包含 m 个不同的类 C_i ($i = 1, \dots, m$)。设 S_i 是 S 中属于类 C_i 的记录个数。现在属性 A 是有 v 个不同值的属性 $\{a_1, a_2, \dots, a_v\}$, A 可以把 S 分成 v 个子集 $\{S_1, S_2, \dots, S_v\}$, 其中 $S_j = \{x | x \in S \ \& \ x.A = a_j\}$ 。

设 s_{ij} 表示 S_j 中类为 C_i 的记录个数, 则

·信息总熵为:

$$I(s_1, s_2, \dots, s_m) = - \sum_{i=1}^m p_i \log_2(p_i) \quad (p_i = S_i/S)$$

·属性 A 的期望信息为:

$$E(A) = \sum_{j=1}^v \left(\left(\frac{s_{ij}}{s_j} \right) * I(s_{1j}, s_{2j}, \dots, s_{mj}) \right)$$

·以 A 为根的信息增益为:

$$Gain(A) = I(s_1, s_2, \dots, s_m) - E(A)$$

·信息增益率为:

$$Gratio(A) = Gain(A) / \left(- \sum_{i=1}^v (S_i/S) \log_2(S_i/S) \right)$$

选取使 $Gratio(X)$ 最大的那个 X 分割, 这样得到的树比用信息增益得到的树更优化。

基于 C4.5 算法^[5], 考虑我们所选择的高速公路表面图像病害块的特征属性所对应的信息增益, 则生成决策树如图2所示。从图2的决策树中我们可以提取出下面的规则:

Rule 01: If holeORnot > 0 , then 该病害判断为坑槽(hole);

Rule 02: If holeORnot ≤ 0 and bscale ≤ 0 and areamedian ≤ 95 , then 该病害判断为其他类型(others);

Rule 03: If holeORnot ≤ 0 and bscale ≤ 0 and areamedian < 95 , then 该病害判断为横裂(transverseCrack);

Rule 04: If holeORnot ≤ 0 and bscale > 0 and scale > 3.25807 , then 该病害判断为纵裂(lengthwayCrack);

Rule 05: If holeORnot ≤ 0 and bscale > 0 and scale ≤ 3.25807 and crackLength > 262.088 , then 该病害判断为纵裂(lengthwayCrack);

Rule 06: If holeORnot ≤ 0 and bscale > 0 and scale ≤ 3.25807 and crackLength ≤ 262.088 and scale ≤ 1.41176 , then 该病害判断为其他类型(others);

Rule 07: If holeORnot ≤ 0 and bscale > 0 and scale ≤ 3.25807 and crackLength ≤ 262.088 and scale > 1.41176 and areamedian ≤ 117 , then 该病害判断为其他类型(others);

Rule 08: If holeORnot ≤ 0 and bscale > 0 and scale ≤ 3.25807 and crackLength ≤ 262.088 and scale > 1.41176

and areamedian >117, then 该病害判断为纵裂(lengthway-Crack)。

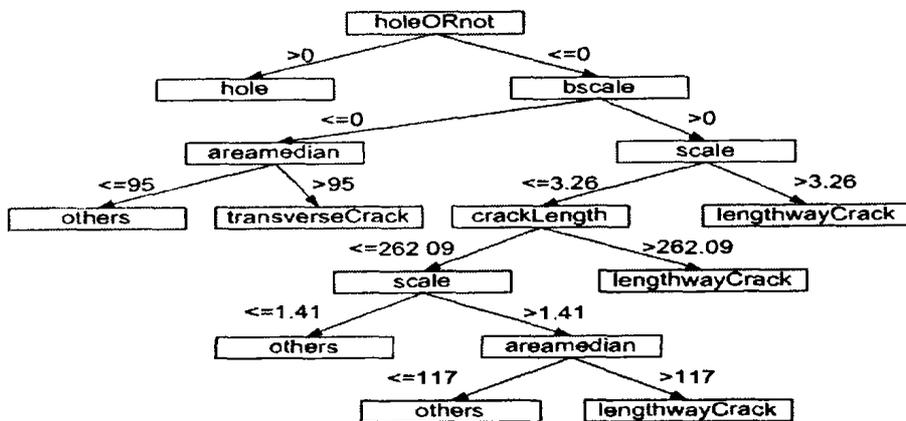


图2 生成的决策树

3.3.2 决策树的剪枝 剪枝^[3]是一种克服噪声的技术,同时它也能使树得到简化而变得更容易理解,并可以减去冗余的规则。主要有两类剪枝方法:同步修剪(pre-pruning)和迟滞修剪(pos-pruning)。也可以交叉使用同步修剪和迟滞修剪,形成组合式方法。迟滞修剪所需的计算复杂度比同步修剪

多,但通常能产生可靠的树。

在已经得到的路面系统的决策树基础上,本系统采用了迟滞修剪方法,可以得到图3所示结果。

通过剪枝,可以把多余的规则6剪去,同时简化了原规则7和规则8的判断条件。

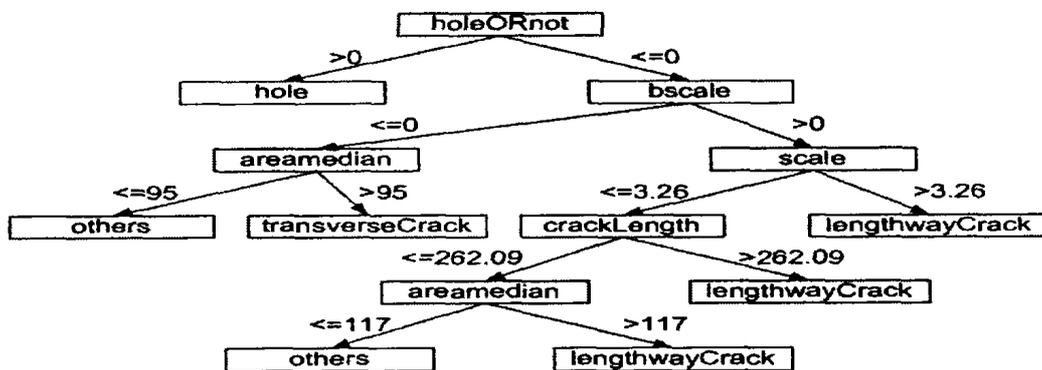


图3 剪枝后的决策树

4 系统的实验结果

实验中,我们将200幅从沪宁高速公路用摄像机采集的路面图像输入到该系统进行处理和识别,该系统找出路面破损的识别率为97%,其最小的破损长度小于2mm。基本满足实际要求,其实验处理方法如下:

(1)系统首先基于决策树和给定的训练集训练出识别路面病害横裂,纵裂,坑槽,修补和其他五个类型的规则,并进行适当的裁剪。这里选取的训练集必须具有代表性,应该尽量避免噪声干扰。

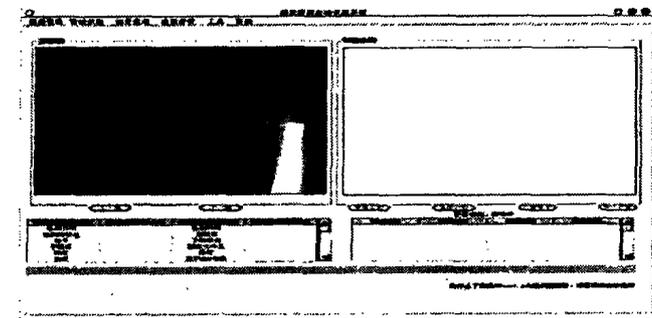


图4 系统原始图像

(2)然后系统导入路面图像所对应的LPF文件(一种文本文件,包括图像的名称,大小,采集道路等有关路面图像的属性),建立对应的数据库,以保存图像的原始信息和识别结

果信息。图4左端是待识别的原始图像和对应的图像原始信息。

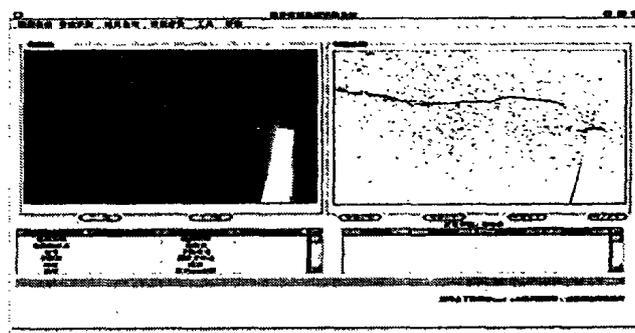


图5 图像预处理之后的结果

(3)对原始图像进行图像的预处理,去除一些噪声的干扰,比如车影,几何失真,灰度不均,公路标志线的干扰等等,同时进行边缘检测。图5中,可以看到左端原始图像存在白色的标志线干扰以及几何失真。通过预处理我们可以去除这样的干扰,从而提高图像的质量,降低后期误判的概率。图5右端显示的是预处理的结果图像。

(4)预处理之后,系统根据基于阈值分割的目标自动提取方法,以及基于灰度特征的区域生长法等来识别出病害区域,并且提取病害图像的特征值,提供给下一步使用。

(5)根据原始图像所提取出来的各个属性值,系统通过推

理,逐一地匹配训练得到的规则集合的前提条件,从而可以识别出图像的病害类型。对于图4所示的图像,因为满足 Rule03 的前提条件: holeORnot ≤ 0,bscale ≤ 0, areamedian < 95,所以判断为横裂,得到如图6所示结果。

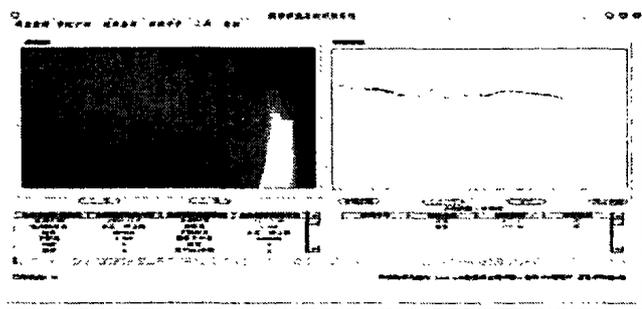


图6 识别结果

(6)显示识别结果,并将该结果存入对应的数据库中,以

(上接第118页)

$$d_6(x,y) = \frac{2(|t_x - t_y| + |f_x - f_y|)}{2 + |t_x - t_y| + |f_x - f_y|} \quad (10)$$

由 $0 \leq |t_x - t_y| \leq 1, 0 \leq |f_x - f_y| \leq 1$, 及 $d_6(x,y)$ 定义式易知它满足 (P1)~(P3), 下证它满足 (P4)

由于函数 $\frac{2x}{2+x}$ 是关于 x 的增函数且有

$$|t_x - t_y| + |f_x - f_y| + |t_y - t_z| + |f_y - f_z| \geq |t_x - t_z| + |f_x - f_z|$$

故

$$\begin{aligned} d_6(x,y) + d_6(y,z) &= \frac{2(|t_x - t_y| + |f_x - f_y|)}{2 + |t_x - t_y| + |f_x - f_y|} + \frac{2(|t_y - t_z| + |f_y - f_z|)}{2 + |t_y - t_z| + |f_y - f_z|} \\ &\geq \frac{2(|t_x - t_y| + |f_x - f_y| + |t_y - t_z| + |f_y - f_z|)}{2 + |t_x - t_y| + |f_x - f_y| + |t_y - t_z| + |f_y - f_z|} \\ &\geq \frac{2(|t_x - t_z| + |f_x - f_z|)}{2 + |t_x - t_z| + |f_x - f_z|} = d_6(x,z) \end{aligned}$$

4 Vague 集之间的距离测度

假设 A 和 B 是论域 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 上的两个 Vague 集, 其中

$$A = \sum_{i=1}^n t_A(u_i), 1 - f_A(u_i) / u_i \quad (11)$$

$$B = \sum_{i=1}^n t_B(u_i), 1 - f_B(u_i) / u_i \quad (12)$$

$V_A(u_i) = [t_A(u_i), 1 - f_A(u_i)]$ 表示 Vague 集 A 中 u_i 的隶属值; $V_B(u_i) = [t_B(u_i), 1 - f_B(u_i)]$ 表示 Vague 集 B 中 u_i 的隶属值, $i = 1, 2, \dots, n$, 则 Vague 集 A 和 B 的距离测度由下式计得:

$$R_j(A,B) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_j(V_A(u_i), V_B(u_i)) \quad j = 1 \sim 6$$

其中, $d_j(x,y)$ 是上节定义的两点之间的各距离测度公式, 由它们都满足 (P1)~(P4) 知 $R_j(A,B)$ 有如下性质

性质1 $R_j(A,B) = 0$ 当且仅当 $A = B$

性质2 $R_j(A,B) \in [0, 1]$

性质3 $R_j(A,B) = R_j(B,A)$

性质4 $R_j(A,B) + R_j(A,C) \geq R_j(B,C)$

5 实例应用

最后考虑文[5,6]中的一个应用: 设 A 是 B 论域 U 中的

提供给后期使用。

结束语 本系统在 Windows 2000 操作系统下用 VC++ 6.0 编程实现, 运行结果表明, 该系统所采用的图像处理方法、基于决策树的知识获取和推理方法性能良好, 并已被实际应用于江苏的沪宁高速公路的路面破损识别, 其效果很好。

参考文献

- 1 李晋惠, 楼伟, 姜寿山. 基于 CCD 的公路路面病害检测技术研究. 西安工业学院学报, 2002, 22(2): 95~99
- 2 SconKa M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision (Second Edition). 北京: 人民邮电出版社, 2002
- 3 Han Jiawei, Kamber M. Data Mining Concepts and Techniques. Beijing: Higher Education Press, 2001
- 4 刘小虎, 李生. 决策树的优化算法. 软件学报, 1998, 9(10): 797~800
- 5 张敏灵, 周志华. 多示例学习的理论分析. 计算机科学, 2002, 29(9): 242~244

两个 Vague 集, $U = \{u_1, u_2, u_3, u_4\}$, A 和 B 的取值如表1。

表1

	A	B	C
u_1	[0.4, 0.6]	[0.6, 0.7]	[0, 1]
u_2	[0.8, 0.9]	[0.3, 0.5]	[0.4, 0.6]
u_3	[0.9, 0.9]	[0, 0]	[0.8, 0.9]
u_4	[0, 0]	[0.5, 0.8]	[1, 1]

则 A 和 B 之间的距离 $R_j(A,B)$ 和相似程度 $S_j(A,B) = 1 - R_j(A,B)$ 分别为

	1	2	3	4	5	6
$R_j(A,B)$	0.5579	0.6	0.5549	0.5687	0.5519	0.6541
$S_j(A,B)$	0.4421	0.4	0.4451	0.4313	0.4481	0.3459

注: 对于 $R_3(A,B)$ 中取 $p = 3$, 而 $R_5(A,B)$ 中取 $\lambda_1 = \frac{5}{8}, \lambda_2 = \frac{3}{8}$

结论 本文通过建立 Vague 集的三维表示方法, 证明了一个不等式, 然后在此基础上提出了一组 Vague 集(值)之间的距离测度, 并证明它们满足距离的一些性质, 最后给出文[5,6]中的实例应用。

参考文献

- 1 Gau Wen-Lung, Buechrer D J. Vague sets. IEEE Transaction Systems, man, and Cybernetics, 1993, 23(2): 610~614
- 2 Chen Shyi-Ming, Tan Jian-Mean. Handling multicriteria fuzzy decision-making, problems based on Vague set theory. Fuzzy sets and systems, 1994, 67(2): 163~172
- 3 马志锋, 邢汉承, 郑晓妹. 不完整 Vague 决策表中的近似学习方法. 计算机研究与发展, 2000, 37(9): 1050~1057
- 4 Liang Zhi-Zhen, Shi P F. Similarity measures on intuitionistic fuzzy sets. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 2687~2693
- 5 Chen S M. Measures of similarity between Vague sets and between elements. IEEE Transaction Systems, Man and Cybernetics-part B: Cybernetics, 1997, 27(1): 153~158
- 6 Hong D H, Kin C. A note on similarity measures between vague sets and between elements. Information sciences, 1999, 135: 83~96
- 7 李凡, 徐章艳. Vague 集之间的相似度量. 软件学报, 2001, 12(6): 922~926
- 8 卢正鼎, 王天江. Vague 集(值)之间的距离测度. 计算机科学, 2003, 30(7): 154~156