

Vague 集在图像检索系统中的应用^{*}

易 璨, 石跃祥, 肖 晋

(湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

摘 要: Vague 集在刻画事物性质较之传统模糊集更加直观自然, 将其引入到图像检索系统中, 提出并实现了基于 Vague 集的图像检索模型 IRUV(Image Retrieval Using Vague) 及其相关检索和反馈算法。实验结果表明, 该模型和算法能够有效地刻画图像性质, 并且有着良好的图像匹配检索效果。

关键词: Vague 集; 图像检索; IRUV; 反馈

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-3695(2006)04-0146-03

Application of Vague Sets in Content-based Image Retrieval System

YI Can, SHI Yue-xiang, XIAO Jin

(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China)

Abstract: Compare with traditional Fuzzy sets, Vague sets is more natural and more directly perceived through the senses on characterizing feature of things. So we introduced it into image retrieval system. A model called IRUV(Image Retrieval Using Vague) and the relevant feedback algorithm for image retrieval based on Vague sets, are designed and implemented. The experimental results indicate that this model and algorithm are efficient in characterizing image feature and can provide satisfactory image retrieval performance.

Key words: Vague Sets; Image Retrieval; IRUV; Feedback

随着科技的不断发展及人们获得的信息量不断增长, 图像数据急剧增长, 如 NASA 的地球观测系统每天约产生 1TB 的图像数据^[1], 如何从海量的图像数据中高效快速地检索出所需信息成为计算机领域的一个重要课题。

基于内容的图像检索(CBIR) 就是在图像数据库中, 检索与用户所提交样本图像在内容上一致或相似的图像集合的过程, 通过对图像底层如颜色、纹理、形状等特征的比较来实现检索^[2]。由于图像所包含的语义信息和其底层特征之间存在着很大的差异, 即相似图像的底层特征可能相差很远, 为了解决这个问题, 在 CBIR 中引入了 RF 的方法, 让人与机器进行交互式的检索, 模糊理论在这里发挥了重要作用。但是传统的模糊理论存在着一些不足, 对于一幅图像或者某个特征, 我们很难精确地确定它的隶属度到底是多少, 往往只能大略确定隶属的区间。传统模糊理论里也有采用区间值来替代精确值隶属度的区间模糊集合的概念(*i-v* Fuzzy Sets) ^[3], 但这里的同一个区间是通过同一个隶属函数来给定的, 这样使区间两端相关性很强, 实际上和单值隶属度并无本质上的区别。为此, 我们在这里引进了 Vague 集的概念, 把它和图像检索有机地结合起来, 克服传统模糊理论的缺陷, 以期取得更好的检索效果。

1 Vague 集理论及应用

1965 年 Zadeh 提出了 Fuzzy 集理论^[4], 在随后的几十年中, 它得到了不断的发展和完善, 并在多个领域中得到了广泛

的应用^[5]。众所周知, 传统模糊隶属度定义为区间[0, 1] 上的一个实数, 这个单值表示一个元素隶属于某个模糊集合的程度, 但这一表达形式在实际运用中存在着一定的困难, 因为在现实情况下对于一个元素隶属于某个模糊集合的确切程度往往是很难确定的, 有时甚至根本无法确切确定, 而且因为隶属函数是一个单一的值, 它不能同时表示支持和反对的证据。为此, Gau 和 Buehrer 于 1993 年提出了 Vague 集概念^[6]。在一个 Vague 集 V 中, 通过一个真隶属函数 $t_v(x)$ 和一个假隶属函数 $f_v(x)$ 来描述其隶属度的界, 即 $t_v(x) \leq \mu \leq 1 - f_v(x)$, 这两个界构成[0, 1] 中的一个子区间 $[t_v(x), 1 - f_v(x)]$ 。例如, 假设 A 为一个 Vague 集, 假定 $[t_A(x), 1 - f_A(x)] = [0.6, 0.9]$, 则 $t_A(x) = 0.6, f_A(x) = 0.1$, 如果是在投票模型中可解释为十个人中, 有六人赞成, 一人反对, 三人弃权。

Vague 集本质上是直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Sets, IFS) ^[7]。虽然 Vague 集也将模糊集合的隶属度推广成一个区间取值的形式, 但它与 *i-v* 模糊集合的含义是不同的。在 Vague 集中, 区间值是通过两个独立的隶属函数来给定的, 其中真、假隶属度分别体现了元素隶属于以及不隶属于该 Vague 集的程度或证据, 这样更加自然地贴近事实。

为了度量两个 Vague 集的相似程度, 需要计算它们之间的相似度。Chen^[8]、Hong^[9]、李凡等人^[10]都曾提出了关于 Vague 集的相似度量方法, Li 等人对直觉模糊集的相似度量方法提出了一个公理化定义^[11], 新的相似度量方法也不断被提出。相对于传统模糊集, Vague 集在刻画事物性质上更加自然直观, 其在模糊控制、决策分析、模式识别等领域有着广阔的发展空间。

2 基于 Vague 集的检索模型

在图像检索中, 为了检索所需图像, 需要将库本图像特征

收稿日期: 2005-04-11; 修返日期: 2005-06-09
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60234030); 湖南省自然科学基金资助项目(02JJY2091)

与样本图像特征进行比较,然后根据特征之间的距离判断库本图像是否与样本属于同一类图像。为了更好地把握图像间的关系,常用的方法是提取多种特征进行比较,如何使各种特征更好地发挥其在检索中的作用,是图像检索中一个重要的问题。在交互式的检索中,通常通过分析用户反馈结果然后调整各特征所对应的权值。模糊集在这里被广泛地应用,极大地推动了图像检索的发展。但是在检索中,人的感知起着极大的作用,由于感知的不精确性,对于一幅图像或某个特征,我们很难精确地确定它的隶属度到底是多少;同时对于同一幅图像或某个特征,支持它的证据和反对它的证据往往不是一致的,面对这样的情况,传统模糊理论难以自然地描述,但是 Vague 集的理论正好可以弥补这方面的不足,真假隶属度的引入能够更加自然地描述单个特征在检索中的分量。为此,我们把 Vague 集和图像检索有机地结合起来,提出了一个基于 Vague 集理论的图像检索模型 IRUV(Image Retrieval Using Vague)。

定义 1 检索模型 IRUV。由库本图像集 X , 样本图像 Y , 图像特征集 T , 库本 Vague 集 V_x , 样本 Vague 集 V_y 这五部分组成, 其表示形式为 $IRUV = M(X, Y, T, V_x, V_y)$ 。

模型中各成分的定义如下:
定义 2 库本图像集 $X = \{ x(1), x(2), \dots, x(n) \}$ 。由图像库中所有图像组成的集合, 总数为 n 。

定义 3 样本图像 Y , 为用户寻找某类图像而给定属于该类的一幅图像。

定义 4 图像底层特征集 $T = \{ t(k, 1), t(k, 2), \dots, t(k, m) \}$ 。 $t(k, i)$ 表示为第 k 幅图像第 i 种特征的特征向量, 其中 $k = 1, \dots, n$ 。

定义 5 库本 Vague 集 $V_x = \{ xtx(k, 1), \dots, xtx(k, m); xfx(k, 1), \dots, xfx(k, m) \}$ 。 $xtx(k, i)$ 表示库本第 k 幅图像第 i 种特征的真隶属度值, $xfx(k, i)$ 表示库本第 k 幅图像第 i 种特征的假隶属度值。

定义 6 样本 Vague 集 $V_y = \{ ytx(1), \dots, ytx(m); yfx(1), \dots, yfx(m) \}$ 。 $ytx(k)$ 表示样本第 k 种特征需匹配的真隶属度值, $yfx(k)$ 表示样本第 k 种特征需匹配的假隶属度值。

定义 7 检索函数 M 。函数 M 包括两个互相联系的部分: 检索算法 S_IUV (Search Image Using Vague) 和反馈算法 RS_IUV (ReSearch Image Using Vague), M 根据库本样本的特征和用户反馈, 运用 Vague 集相似度量方法检索出与样本相似的图像。

对于检索模型 IRUV 可以这样描述, 在 Vague 集理论的指导下, 根据样本和用户的反馈不断收集各库本关于样本相似与不相似的证据, 然后将这些证据综合起来, 输出对各库本的评价, 判断它是否与样本相似。IRUV 模型结构如图 1 所示。

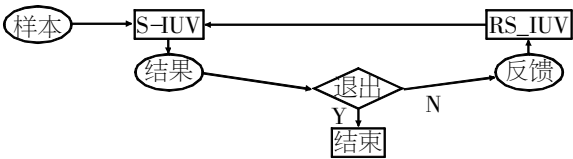


图 1 IRUV 模型结构图

3 检索算法 S_IUV

S_IUV 计算各库本与样本的相似度, 然后按照距离的大小输出结果。

(1) 提取样本图像底层特征。

(2) 初始化样本 Vague 集 V_y 中所有值为 0.5, 这样做的原因是在最开始检索时并不知道各特征的真假隶属度应是多少为最佳, 需要在以后的反馈中调整。

(3) 将库本各特征值与样本各特征值分别进行比较, 由真隶属度计算函数 F 和假隶属度计算函数 G 分别得到库本各特征的真假隶属度。在我们的系统中, 真假隶属度函数 F 和 G 分别定义如下:

$$F[x(i) , Y, j] = \alpha \cdot \frac{\sum_{k=1}^N t(i, j)_k t(Y, j)_k}{\sum_{k=1}^N t(i, j)_k^2 + \sum_{k=1}^N t(Y, j)_k^2 - \sum_{k=1}^N t(i, j)_k t(Y, j)_k}$$

其中 $\alpha \in (0, 1)$, $F[x(i) , Y, j]$ 表示求取库本图像 $x(i)$ 与样本 Y 关于第 j 个特征的真隶属度, $t(i, j)_k$ 表示特征向量 $t(i, j)$ 的第 k 分量。

$$G[x(i) , Y, j] = \beta \cdot \frac{1}{N} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^N (t(i, j)_k - t(Y, j)_k)^2}$$

其中 $\beta \in (0, 1)$, $G[x(i) , Y, j]$ 表示求取库本图像 $x(i)$ 与样本 Y 关于第 j 个特征的假隶属度。

(4) 对每一个库本 $x(i)$, 计算其 Vague 集与样本 Y 的 Vague 集之间的相似度 $M[x(i) , Y]$, 然后按照各库本与样本的相似度将库本排序, 根据相似度从高到低输出检索结果。在这里, 我们采用的相似度量方法是文献[10] 中所提出的方法。

(5) 算法结束。

检索算法 S_IUV 将检索结果返回给用户后由用户进行筛选, 将反馈结果再返回给系统, 以进行下一轮的反馈再检索。

4 反馈算法 RS_IUV

执行完检索算法后, 用户对检索结果进行评价, 选取合乎要求的图像, 对用户的反馈结果进行进一步的分析, 调整各特征的真假隶属度, 然后重新提交给 S_IUV 算法再次检索。

(1) 获取用户提交的反馈信息, 设 $Y = \{ y(1), \dots, y(k) \}$ 是用户认为合乎要求的图像集, $N = \{ n(1), \dots, n(s) \}$ 是用户认为不合乎要求的图像集。

(2) 统计合乎要求的图像集 Y 中图像各特征的真假隶属度分布情况, 若发现其有聚集情况, 则改变样本该特征相应的隶属度值, 使其向聚集值靠拢。

(3) 统计不合乎要求的图像集 N 中图像各特征的真假隶属度分布情况, 若发现其有聚集情况, 则改变样本该特征相应的隶属度值, 使其远离聚集值。

(4) 将调整后的样本隶属度 V_y 提交给检索算法 S_IUV 重新进行检索。

(5) 重复执行(1) ~ (4), 直到用户不再提交反馈信息, 算法结束。

一般情况下, 需要对结果进行数次检索与反馈, 以获得最理想的结果。

5 实验结果与分析

我们在有1 000幅通用图像的图像库中用本文提出的算法进行了实验, 取得了良好的检索效果, 这要得益于 Vague 集在刻画事物性质上得天独厚的优势, 图 2 给出了关于古典建筑的一个检索实例。表 1 中给出了检中率和正确率, 其中检中率是

相对于图像库中与样本同类的图像数量而言的,正确率是相对于返回结果个数而言的。在我们的系统中,参与检索的图像特征包括:RGB 颜色空间的 8 ×8 ×8 级直方图,HSV 颜色空间的 8 ×3 ×3 级量化主颜色特征,灰度共生矩阵纹理特征和基于奇异值的图像全局特征。

表 1 检索检中率及正确率

图像	海滩图像	建筑图像	恐龙图像
检中率	64 %	68%	100%
正确率	57 %	62%	70%



图 2 古典建筑检索实例

在实验中,也发现了系统的一些缺点,最主要体现在对图像进行检索时,第一次检索出来的结果往往不尽如人意,虽然经过反馈后重新检索能够达到良好的效果,但是如果能够在第一次检索时就能有较高的命中率,这对于减少反馈次数是非常有利的。如何将具有较高首次检索命中率的算法和 Vague 集检索算法结合起来,这将是我们需要进一步研究的内容。

参考文献:

[1] N Gudivada, V V Raghavan. Content Based Image Retrieval Systems[J] . IEEE Computer, 1995, 28(9) : 18- 22.
[2] 苏中,马少平,张宏江. 基于内容图像检索的特征子空间抽取[J] .

软件学报, 2003, 14(2) : 190- 193.

[3] Zadeh L A. The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning[J] . Information Sciences, 1975, 8(3) : 199- 249.
[4] Zadeh L A. Fuzzy Sets[J] . Information and Control, 1965, 8(3) : 338- 353.
[5] 刘增良. 模糊技术与应用选编(1) [M] . 北京: 北京航空航天大学出版社, 1997.
[6] Gau W L, Buehrer D J. Vague Sets[J] . IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(2) : 610- 614.
[7] Bustince H, Burillo P. Vague Sets are Intuitionistic Fuzzy Sets[J] . Fuzzy Sets and Systems, 1996, 79: 403- 405.
[8] Chen S M. Measures of Similarity Between Vague Sets and Between Elements[J] . IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics- Part B: Cybernetics, 1997, 27(1) : 153- 158.
[9] Hong D H, Kim C. A Note on Similarity Measures Between Vague Sets and Between Elements[J] . Information Sciences, 1999, 135: 83- 96.
[10] 李凡, 徐章艳. Vague 集之间的相似度量[J] . 软件学报, 2001, 12(6) : 922- 926.
[11] Li Deng-feng, Cheng Chun-tian. New Similarity Measures of Intuitionistic Fuzzy Sets and Application to Pattern Recognition[J] . Pattern Recognition Letters, 2002, 23: 221- 225.

作者简介:

易璨(1981-), 男, 湖南株洲人, 硕士, 主要研究方向为基于内容的图像和视频检索; 石跃祥(1964-), 男, 湖南南县人, 教授, 博士, 主要研究领域为模式识别与智能系统; 肖晋, 女, 湖南长沙人, 硕士, 研究方向为数字图像处理。

(上接第 128 页) 解密的方法都是 getDecryptedData。加密类的内部方法 simulateXml 将 XML 加密的文件序列化成文本字符串, 并将它传递给 getDecryptedData 方法进行解密。getDecryptedData 方法标志 EncryptedData 标记, 并抽取出用 Base64 编码的密码值。XML 加密标记中存在着解密需要的所有信息, 即加密算法的名称、加密的数据类型以及加密密钥的名称。getDecryptedData 方法现在根据密钥和算法名称生成解密密钥, 接着它将抽取出的用 Base64 编码的密码值、解密密钥以及算法名称传递给名为 Decrypt 的内部方法。Decrypt 内部方法将已译码和解密的数据作为文本字符串返回。依照 EncryptionData 元素的类型属性对该文本字符串操作, 该类型属性可能是以下属性中的任意一个:

- (1) 整个 XML 文件, 作为新的 XML 文件保存到磁盘。
- (2) 元素, 替代 EncryptedData 标记以产生原始 XML 文件。
- (3) 元素内容, 替代 EncryptedData 标记以产生原始 XML 文件。

4 结论

本文针对 Web Service 中 XML 数据安全交换问题以及相应的应用程序设计, 提出了一种保护 XML 数据的方法, 经过实践证明(本方法已经使用于绍兴县政府综合资源信息库项目中, 对导入、导出的机密文件进行加密, 取得了良好的效果), 采用 XML 加密具有简单性、开放性、灵活性、可扩充性等优点。除了上述的加密方法外, 合理选择一些其他辅助的安全策略也是非常重要的, 如进程访问令牌, XML 数据的有效期, 数据交

互点对点跟踪, 适当采用防火墙等。Web Services 中 XML 数据安全的本质仍是计算机数据安全, 由于数据采用了 XML 格式, 因此我们可以结合此特点衍生出各种符合应用实际需求的安全加密技术, XML 数据安全不仅仅是一个技术问题, 还是整个企业系统安全的重要组成部分。在一般情况下, 灵活使用上述的加密方法与补充策略可以解决绝大多数安全方面的常见漏洞。

参考文献:

[1] 李力鸿. XML 文档信息的几种转换方法分析与应用实例[J] . 计算机科学, 2003, 1(30) : 40- 44.
[2] 陈博, 许满武. 基于 Web 的计算模型——Web Service[J] . 计算机应用研究, 2003, 20(1) : 41- 42.
[3] 吴晨, 王忠民. Web Service 中身份验证体系的研究与应用[J] . 计算机应用研究, 2003, 20(7) : 80- 82.
[4] Mark Bartel. XML-Signature Syntax and Processing[EB/OL] . http: //www. w3. org/ TR/ xmldsig- core/, 2003- 08.
[5] Joseph Reagle. XML Encryption Requirements[EB/OL] . http: //www. w3. org/ TR/ xml- encryption- req, 2002- 05.
[6] Merlin Hughes. Decryption Transform for XML Signature[EB/OL] . http: //www. w3. org/ TR/ xmlenc- decrypt, 2003- 12.
[7] Bilal Sodium. Exploring XML Encryption[EB/OL] . http: //www. 106. ibm. com/ developerworks/ xml/, 2003- 04.

作者简介:

周杭霞(1963-), 女, 浙江杭州人, 高级实验师, 硕士, 主要研究方向为网络应用软件; 夏荣钊(1975-), 男, 湖北宜春人, 工程师, 硕士, 研究方向为 XML 以及大型数据库; 何利力(1952-), 男, 浙江杭州人, 教授, 硕士, 研究方向为人工智能。