

医学图像检索中基于加权马氏距离的相关反馈方法

吕晓琪, 刘 伟, 谷 宇, 张 明
(内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014000)

摘 要: 针对医学数字图像, 提出了一种将动态权重调整与加权马氏距离相结合的相关反馈方法. 修改了检索策略, 提高检索的查全率和查准率. 克服了欧氏距离在计算相似度时特征向量间属性相关的问题, 减少冗余, 提高了检索精度. 实验结果表明, 该方法能有效利用用户反馈信息, 改善检索性能.

关键词: 相关反馈; 基于内容的医学图像检索; 加权马氏距离; 自适应

中图分类号: TN402

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)04-0037-04

Medical Image Retrieval Relevance Feedback Method Based on Weighted Mahalanobis Distance

LV Xiao-qi, LIU Wei, GU Yu, ZHANG Ming

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: In order to solve the "semantic gap" between the underlying physical characteristics and high-level semantic image retrieval for medical digital image, a method of combining a dynamic weight adjustment and the weighted Mahalanobis distance was proposed to feedback. The search strategy was modified to improve the retrieval recall ratio and precision ratio. The method overcame the problems of the Euclidean distance in the calculation of the similarity of feature vectors between the property-related issues, reduced redundancy and improved the retrieval accuracy. The experimental results showed that this method could effectively use user's feedback to improve retrieval performance.

Key words: feedback; content-based medical image retrieval; weighted Mahalanobis distance; adaptive

1 引言

基于内容的医学图像检索技术 (content-based medical image retrieval, CBMIR)^[1] 是将待检索图像的底层物理特征 (如灰度、纹理、形状、空间位置关系等)^[2] 提取出来, 然后按照相似性度量方法与数据库中特征向量进行比较, 以相似度递减的顺序将前 n 幅最相似图像返回给用户的过程. 然而由于单纯的底层物理特征往往并不能完全反映出图像的高层语义 (如图像病理、主题、内容等), 所以经常造成检索结果背离用户检索目的的情况, 即所谓的“语义鸿沟”^[3]. 为解决“语义鸿沟”所带来的问题, 文献

[4] 提出了一种基于查询向量转移的方法, 但存在难以准确接近理想查询点和需要借助其他手段表达查询需求的问题. 还有学者把相关反馈看作机器学习问题^[5]. 本文提出了一种基于马氏距离加权的相关反馈方法, 可有效克服属性相关问题, 并降低了维数, 更好地满足用户的检索需求.

2 基于加权马氏距离的相关反馈方法

2.1 算法思想

在基于加权马氏距离度量的方法中^[6], 图像检索的目的是返回目标 k 近邻搜索, 将待查询图像设为特征空间的目标点, 再从数据库中计算与之距离最近的

收稿日期: 2012-07-06; 修回日期: 2012-08-16

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61179019); 内蒙古自然基金重点项目 (2010Zd26); 内蒙古科技大学创新基金 (2010NC038, 2011NCL057)

k 幅图像显示并返回给用户. 随着用户对图像反馈次数的积累, 检索效果在不断地向用户期望的方向改进, 最终达到一个稳定状态. 为减少用户反馈次数, 提高相关反馈的效率, 在检索精度不降低的情况下更快地达到稳定状态, 本文采用多纹理特征融合的方法(灰度共生矩阵^[7]和 tamura 纹理特征^[8]). 实验中, 将特征空间中的特征向量根据不同权重区别看待, 权重更能体现不同特征向量对目标检索的相对重要程度, 以及某特征分量对区分图像的区分能力. 在查询向量不断优化的过程中, 将前次查询向量视为正例加入到当前反馈正例当中形成更为完整的集合, 同时动态地调整权重, 直到稳定为最优值.

2.2 融合多纹理特征的提取

对于小范围的图像检索, 单特征的图像检索可以发挥一定作用, 但对于大量图像的检索, 被检索出的图像内容并不能完全保证与用户的检索目的相吻合, 即单一特征向量并不能覆盖多特征向量, 所以本实验融合了灰度共生矩阵和 tamura 纹理特征提取算法对单一的特征向量进行了扩充. 实验中, 纹理特征的提取首先选取了灰度共生矩阵的 5 个特征向量(能量, 熵, 相关, 惯性矩, 局部平稳). 将灰度图像每个像元出现的灰度值范围量化为 L 层, 则灰度共生矩阵描述的是在 θ 方向上, 距离相隔为 d 且灰度值分别是 i 和 j 的一对像元的出现概率. 当 θ 和 d 选定时, 记为 $P(i, j)$.

(1) 能量

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j)^2 \quad (1)$$

能量是对灰度在图像中分布的均匀性的度量, 粗纹理越多则图像能量值越大, 反之则越小.

(2) 熵

$$f_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \lg P(i, j) \quad (2)$$

熵是对图像中信息量多少的一种度量, 图像中纹理量越多, 熵越大, 反之则越小.

(3) 相关

$$f_3 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{ijP(i, j) - \mu_1\mu_2}{\sigma_1^2\sigma_2^2} \quad (3)$$

其中

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \quad (4)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j) \quad (5)$$

$$\sigma_1 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \quad (6)$$

$$\sigma_1 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_2)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \quad (7)$$

相关是对图像局部灰度值的相关性的一种度量. 若图像具有某一方向上的纹理(通常是水平或垂直方向), 则图像在该方向上的相关值大于其他方向的相关值.

(4) 惯性矩

$$f_4 = \sum_{i=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \right\} \quad (8)$$

惯性矩反应了图像的清晰程度. 纹理越深, 惯性矩值越大, 反之则越小.

(5) 局部平稳

$$f_5 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (9)$$

局部平稳是对图像局部间灰度变化的一种度量. 图像不同区域灰度变化越小, 则局部平稳度越大, 反之局部平稳度越小.

此外, 又结合了 tamura 纹理特征提取的特点, 加入了 tamura 的两个特征向量(粗糙度, 对比度), 一起构成了具有七个特征分量的特征矩阵, 增强了区分度.

(1) 粗糙度

粗糙度是对图像灰度变化剧烈程度的一种度量. 图像灰度的波峰值和波谷值起伏越剧烈, 则粗糙度越大, 反之粗糙度则越小.

(2) 对比度

Tamura 算法中的对比度是对图像中最白和最黑间的亮度层级的度量, 差异越大则对比度越大, 反之则对比度越小.

2.3 加权马氏距离的相似度匹配

本实验在相似度度量方面根据特征向量重要程度对马氏距离进行加权, 在这种方法中, 目的是将样本中特征属性的相关性较大的赋予较高的权值, 噪音或冗余属性赋予较小的权值. 首先分别计算各特征向量, 存储于 $m[j]$, 对 $m[j]$ 标准化并反置, 从而得到权值:

$$m_{i,c}[j] = \sum_{k=1}^n |M_{i,c}[j] - M_{i,c}[k]| \quad (10)$$

$$w_{i,c}[j] = \frac{\sum_{k=1}^n m_{i,c}[k]}{nm_{i,c}[j]} \quad (11)$$

这里 n 是特征向量个数, r 是样本数, c 为类别数, 且 $1 \leq j \leq n, 1 \leq i \leq r$. 公式(11)中的权值都必须满足约束条件:

$$w[j] \geq 0, \sum_{j=1}^n X_j = n \quad (12)$$

2.4 相关反馈与权重更新

用户针对初次检索结果,筛选认为相似的图像标记“相似”,认为不相似的图像标记“不相似”,根据所有相似和非相似的反馈,分别建立相似集和非相似集,再计算出相似集内每一维特征向量的均值和标准差。由于权重更新的目的是将排列在前的非相关图像通过降低某些特征向量的权重使其向后排列,而将排在后面的相关图像通过增大某些维特征向量权重使其向前排列。所以需要设定一个阈值 δ ,这里 $\delta_1=0.2, \delta_2=0.5$ 。假设用户标记了 n 个相关图像($n \leq 15$),数组 $u[n][4]$ 存储了这 n 个相关图像的7个特征向量, $w[j]$ 代表初次检索结果中第一幅不相关图像的第 j 维特征向量($1 \leq j \leq 7$),如果满足公式(13)

$$|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u[i][j] - w[j]| > \delta_1 \quad (13)$$

那么就对第 j 维特征增大权重。假设用户标记了 m 个不相关图像($m < 15$),数组 $w[m][4]$ 存储了这 m 个不相关图像的7个特征向量,如果满足公式(14)

$$|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u[i][j] - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m w[i][j]| < \delta_2 \quad (14)$$

那么就对第 j 维特征减小权重。

3 实验结果分析

本实验在以上算法的基础上,结合用户反馈,自适应地对七个特征向量的权重进行修改,实现了动态调整检索策略和纠正检索结果的目的。实验采用的相似性度量方法是加权的马氏距离度量算法,实验对象为医学CT和MRI图像,种类涉及脑部、胸部、腹部、心脏、脚踝等,种类丰富,共1000幅。图1~图3分别是利用本文提到的方法对一副脑部MRI图像做检索时,初次检索结果和迭代反馈3次后显示的检索结果。由图可见,经有限次反馈,检索



图1 示例图像

效果得到明显提升。

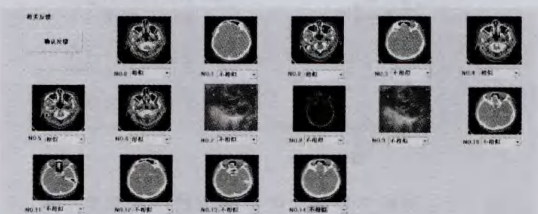


图2 初次检索的结果

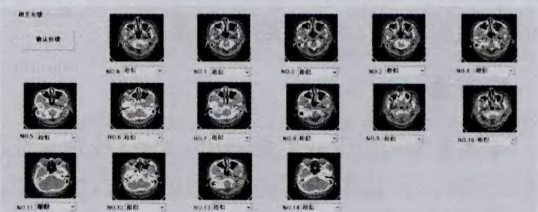


图3 反馈3次后检索的结果

为了验证本文方法的可行性和有效性,与支持向量机SVM的相关反馈算法进行了对比实验,从数据库中随机提取5组不同类别图像进行反馈检索,并对检索结果的查全率做了平均统计,如图4所示。

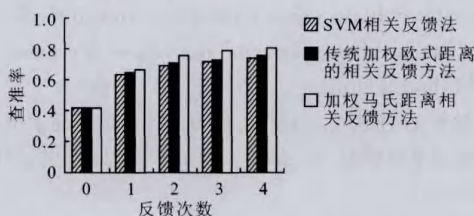


图4 两种反馈方法的查全率对比

由图4可以看出,随着反馈次数的累积,三种方法下检索的查全率都随之提高,而且前两次提升最快,一般三次反馈后检索结果趋于稳定。本文方法在查全率上明显优于SVM相关反馈算法,这是因为本文将马氏距离用于对特征的加权中,这样的相关反馈方法更加重视用户关心的特征,并依据它来通过合理加权提高检索的准确性。对检索医学图像来说,这一点能有效区分变化细微的医学图像特征,减少对图像语义的误判。同时利用对马氏距离加权的方法可以很好克服欧氏距离在计算相似度时特征向量间属性相关的问题,减少冗余,提高检索精度。

实验对加权马氏距离相关反馈法、传统加权欧式距离相关反馈法和SVM相关反馈三种方法的查全率和查准率进行了抽样统计,并绘制成查全率和查准率的关系曲线图,如图5所示。

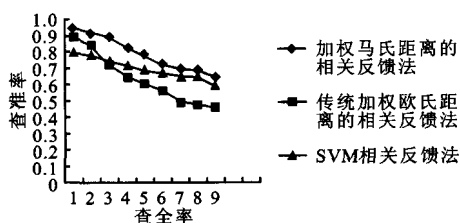


图5 三种相关反馈法的查全率和查准率关系图

由图5可见,随着返回图像数量的增加,三种方法的查准率都会不同程度地呈现下降趋势,但加权马氏距离的相关反馈法的性能总是最高。

4 结束语

本实验综合灰度共生矩阵和 tamura 纹理特征的多特征检索,采用对马氏距离加权的方法,根据用户相关反馈,自适应地对多特征权重进行调整,实现了在用户参与下,动态优化检索策略的目标。实验证明,该方法可以有效提高检索效果,在改善医学图像检索结果以及理解图像语义方面具有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] Muller H, Michoux N, Bandon D, et al. A review of content-based image retrieval systems in medical applications clinical benefits and future directions [J]. Medical Informatics, 2004, 73(1): 1-23.
- [2] 谢天文,汤伟军,赵家骛. 医学 CBIR 系统与 PACS 的集成平台研究[J]. 北京生物医学工程, 2009, 28(1): 89-92.
- [3] Rahman M, Bhattacharya P, Desai B C. A framework for medical image retrieval using machine learning and statistical similarity matching techniques with relevance feedback [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2007, 11(1): 58-69.

- [4] Zhou X S, Huang T S. Relevance feedback in image retrieval: a comprehensive review [J]. Multimedia Systems, 2003, 8(6): 536-544.
- [5] Sahbi H, Audi Bert JY, Keriven R. Graph cut transducers for relevance feedback in content based image retrieval[R]. Certis Research Report, N07-30, Ecole Rationale des Ponts et Chaussees, 2007.
- [6] Kagan A, Li Bing. An identity for the Fisher information and Mahalanobis distance [J]. Journal of Statistical Inference, 2008(138): 3950-3959.
- [7] 姚宏宇,李弼程. 基于广义图像灰度共生矩阵的图像检索方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(34): 98-103.
- [8] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Texture features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, SMC-8(6): 460-473.

作者简介:

吕晓琪 (1963-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为医学图像处理.



刘伟男, (1987-), 硕士. 研究方向为医学图像处理.

谷宇男, (1985-), 硕士, 讲师. 研究方向为医学图像处理.

张明男, (1985-), 硕士, 讲师. 研究方向为医学图像处理.