

低级特征和语义特征相结合的医学图像检索方法

邵 虹^{1),2)} 崔文成²⁾ 张继武^{3),4)} 赵 宏¹⁾

¹⁾(东北大学软件中心,沈阳 110179) ²⁾(沈阳工业大学信息科学与工程学院,沈阳 110023)
³⁾(中国科学院西安光学精密机械研究所,西安 710068) ⁴⁾(东北大学计算机应用技术研究所,沈阳 110006)

摘 要 提出了一种将图像本身的低级特征和语义特征描述相结合的医学图像检索方法。首先提取图像的灰度特征、矩特征和纹理特征,进一步采用遗传算法进行最优特征的选择,由于这些低层特征对图像的描述与人类对图像的描述存在较大差异,直接利用这些特征作为检索依据常得不到满意的结果,因此需要进一步提取语义特征,将影像报告中医生给出的关于图像的描述作为语义内容进行相似性检索。实验结果表明,综合低级特征和语义特征的检索比仅利用低级特征的检索更接近于人的视觉理解。

关键词 基于内容的图像检索 语义特征 遗传算法

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)02-0220-05

Medical Image Retrieval Based on Low Level Features and Semantic Features

SHAO Hong^{1),2)}, CUI Wen-cheng²⁾, ZHANG Ji-wu^{3),4)}, ZHAO Hong¹⁾

¹⁾(Software Center, Northeastern University, Shenyang 110179)
²⁾(School of Information Science & Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023)
³⁾(Xi'an Institute of Optics & Precision Mechanics, Sinic Academy of Science, Xi'an 710068)
⁴⁾(Computer Application Technology Institute, Northeastern University, Shenyang 110006)

Abstract In this paper, a new medical image retrieval approach based on low level features and semantic features is proposed. The low level features include gray, moment and texture features, which are selected by genetic algorithm. These features can't express the human's understanding of the images. Directly using these features can't get satisfying results, so the semantic features are needed. The image describing in the image report by doctors are chosen for semantic content. Experiment results show that the retrieval result by low features and semantic features are better than only by low features.

Keywords content-based image retrieval, semantic features, genetic algorithm

1 引 言

随着现代影像和图像处理技术的深入发展,可供临床、教学和研究使用的医学图像数量正在迅速膨胀,用户如何能方便地从中找到所需的图像成为一个急待解决的问题。传统的基于关键词的检索方式,例如根据病人姓名、住院号等所进行的查询是目前主要的检索方式,但由于医学图像实体的形状、纹理、颜色、空间关系很难用文字信息进行确切描述,所以传统的基于文字信息的检索便显出不足,基于

内容的医学图像检索就是在这种条件下产生并逐步应用于实际工作中的。基于内容的检索技术应用在医学影像数据库上,不仅需要一般的图像学特征,而且还需要将这些特征与医学需要相结合,将人工智能技术与图像技术相结合,建立附加的医学知识库,在知识库的导引下进行符合医学常规的内容检索^[1]。基于内容图像检索的特点是基于相似性的匹配,而非精确匹配,医学图像库本来就有许多相似性图像,因此要想从图像库中检索出具有相同病理特征的相似医学图像比一般的图像检索难度更大。

基于内容的检索不同于基于关键字的检索,它

不需要过多的人工参与,而是利用图像自身的特征(如颜色、形状、纹理等)来进行检索^[2~6],因此具有较强的客观性,但是,由于这些特征并不代表图像真正的语义信息,基于内容的检索往往不能令人满意,为此,提出了一种综合低级特征和高级语义特征的医学图像检索新方法。

2 低级特征的提取和选择

2.1 低级特征的提取

首先利用模糊均值算法(FCM)来提取图像的灰度特征。FCM 聚类算法通过对目标函数的迭代优化实现集合划分,它可以表示出各个像素属于不同类别的程度,它将一幅图像分割成几个子图像,子图像间灰度值相差很大,子图像内灰度值相差很小。设 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 是 n 个样本组成的样本集合, c 为预定的类别数目, $m_j (j=1, 2, \dots, c)$ 为每个聚类的中心, $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个样本对于第 j 类的隶属度函数。用隶属度函数定义的聚类损失函数可以写成

$$J = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\|^2 \quad (1)$$

其中, $b>1$ 是一个可以控制聚类结果模糊程度的常数。模糊 C 均值方法要求一个样本对于各个聚类的隶属度之和为 1,即

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

在条件式(2)下求式(1)的极小值,令 J 对 m_i 和 $\mu_j(x_i)$ 的偏导数为 0,可得必要条件

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b}, j = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{(1/\|x_i - m_j\|^2)^{1/(b-1)}}{\sum_{k=1}^c (1/\|x_i - m_k\|^2)^{1/(b-1)}} \quad (4)$$

$i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, c$

用迭代方法求解式(3)和式(4),就是模糊 C 均值算法。具体步骤如下:

- (1) 设定聚类数目 c 和参数 b ;
- (2) 初始化各个聚类中心 m_i ;
- (3) 重复下面的运算,直到各个样本的隶属度值稳定:

- ① 用当前的聚类中心根据式(4)计算隶属度函数;
- ② 用当前的隶属度函数按式(3)更新计算各类

聚类中心。

当算法收敛时,就得到了各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度值,从而完成了模糊聚类划分。根据灰度值,FCM 将图像分割成了几个子图像(见图 1,第一幅为原图像,其他三幅为子图像),该图像的特征由各子图像构成,进一步,分别提取每个子图像的形状特征^[7,8]和纹理特征^[9]。文献[7]中提出的 7 个不变矩是目标识别中的传统工具,但文献[8]中指出这几个不变量不但不独立,而且不全面,提出了根据 Theorem 2 构建低阶矩并建议用于 2D 目标识别。

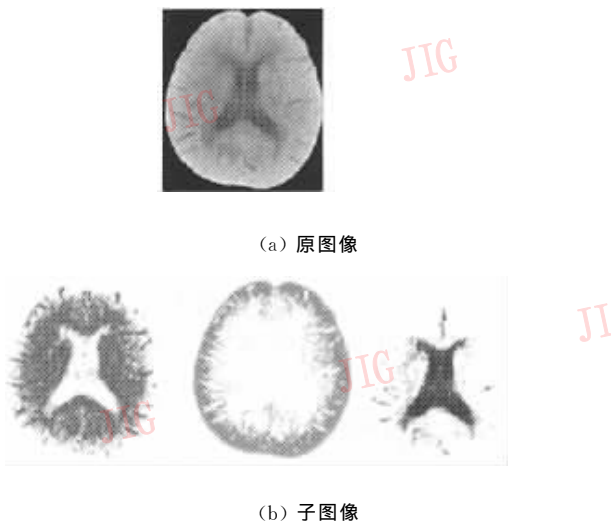


图 1 模糊均值聚类分割作为灰度特征

2.2 基于遗传算法的特征选择

通过低级特征提取,得到图像的特征向量为 $f = [\varphi_{1i}, \varphi_{2i}, \varphi_{3i}, \varphi_{4i}, \varphi_{5i}, \varphi_{6i}, \varphi_{7i}, \varphi_{8i}, \varphi_{9i}, \varphi_{10i}, \varphi_{11i}, t_{1i}, t_{2i}, t_{3i}, t_{4i}, t_{5i}, t_{6i}, t_{7i}, t_{8i}, t_{9i}, t_{10i}, t_{11i}, t_{12i}, t_{13i}, t_{14i}]^T$, i 为 FCM 中聚类数目,即子图像数目, φ_{ji}, t_{ji} 分别为矩特征和纹理特征。下面采用遗传算法选择出一组最优特征来描述图像,以降低特征矢量维数,减少计算量。遗传算法主要从达尔文的生物进化论得到启迪。生物在漫长的进化过程中,经过遗传和变异,并依照“物竞天择,适者生存”这一规则演变,逐渐从最简单的低级生物发展出复杂的高级生物,利用这一思想发展了用于优化的遗传算法。

遗传算法(genetic algorithm,GA)可定义为如下一个 8 元组

$$GA = (C, E, P_0, M, \Phi, \Gamma, \Psi, T)$$

其中:

- (1) C 表示个体的编码方法
- 目的是要从 $D (D = 25 \times n_c, \text{其中 } n_c \text{ 为聚类数})$

个特征中选出 d 个特征组合,每一个个体为 D 位,1 表示其对应的特征被选中,而 0 表示未被选中。

(2) E 为个体的适应度评价函数

遗传算法在进行搜索中基本不利用外部信息,仅以适应度函数为依据,利用种群中每个个体的适应度值来搜索,因此适应度函数的选取至关重要,其直接影响到遗传算法的收敛速度以及能否找到最优解,适应度函数一般是由目标函数变换而成的。这里的目标是选择最优的特征组合以达到较好的检索效果,检索效果评价参数为查准率、查全率。设 N 为检索返回的图像个数, R 是检索结果中与示例相关的图像个数, M 表示在图像库中与示例相关的图像个数,则

查准率:在一次查询过程中所查到的相关图像数目同该次查到的所有图像数目之比,即 R/N ,如用户认为在检索出的 20 幅图像中,有 10 幅图像是相关图像,则查准率为 50%。查准率越高,说明检索效果越好;

查全率:在一次查询过程中所查到的相关图像数目同数据库中与目标图像相关的图像数目之比,即 R/M ,如查到的相关图像有 10 幅,而数据库中与示例图像相关的图像有 15 幅,则查全率为 67%。查全率越高,说明该检索算法的效果越好。

设适应度函数为
$$\sqrt{\frac{(R/N)^2 + (R/M)^2}{2}}.$$

(3) P_0 为初始群体,每个个体由随机产生的二进制串组成,串长为 D 。

(4) M 为群体的大小,一般取 20~100。

(5) ϕ 为选择算子,可利用各个个体适应度的概率决定其子孙遗留的可能性,若某个个体 i ,其适应度为 f_i ,则其被选取的概率表示为 $P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^M f_i}$,当选

择的概率给定后,产生 $[0,1]$ 区间的均匀随机数来决定哪个个体参加交配。

(6) Γ 为交叉算子,使用单点交叉算子,交叉点 k 的范围是 $[1, N_{\text{var}} - 1]$, N_{var} 为个体变量数目,以交叉点为分界,相互交换变量。

(7) Ψ 为变异算子,对于二进制编码的个体而言,变异意味着变量的翻转,对于每个个体,变量值的改变是随机的。

(8) T 为算法终止条件,一般终止进化代数 100~500。

在实验中,设种群大小为 30,最大迭代次数为

500,交叉概率为 0.6,变异概率为 0.05。

3 高级语义特征提取

上面提取的是颜色、纹理、形状等低层特征,这些低级图像特征对图像的描述与人类对图像的描述存在较大差异,直接利用这些特征作为检索依据常得不到满意的结果,用户也不熟悉特征值的变化对视觉效果带来的影响。解决这类问题的办法是采用高级或高层的特征,一般称之为“语义特征”。人在观察一幅图像时会将其分为一些视觉上有意义的区域,每个区域都具有一定的语义内容。基于语义的图像检索技术从人类的视觉理解出发,着眼于提取图像中符合人类视觉概念的部分,所以可称为语义级检索。语义级描述更符合人类对图像内容的理解,更适合对视觉内容的匹配。在语义级图像检索技术中,关键是实现语义的提取。这里要解决两个问题:(1) 语义特征具有“模糊”性,因此,要提取图像的语义内容,就必须解决特征的“模糊化”问题;(2) 语义特征与人的视觉理解紧密相关,所以在检索中要融入人的视觉感知,在“理解”图像的基础上检索图像。

将影像报告中医生给出的关于图像的描述(表 1)作为语义内容,进行相似性检索。根据医学知识,在医生的指导下建立图像特征描述库,该库记录了描述颅脑 CT 图像的关键词。每一幅图像的语义特征向量是各词在图像报告中出现的次数,当报告中不含有该词时,其值设为 0。这样就可建立影像特征矩阵,在表 2 中,每一行表示一个词,每一列表示一幅图像,其中每一项表示关键词在图像描述中出现的次数。

表 1 影像报告中医生给出的关于图像的描述

CT 图像所见	
CM 线 455~425mm 层右颞叶见有不规则高密度影,CT 值 62HV,大小为 3.9cm * 3.0cm,其四周可见有低密度影。	

表 2 图像语义特征描述的词频矩阵

关键词	图像号					
	27558	27578	27583	27977	27618	...
高密度	1	1	1	1	1	...
低密度	1	0	0	1	0	...
丘脑	0	0	1	0	0	...
放射冠	0	1	1	0	0	...
颞叶	0	0	0	0	1	...

采用余弦算法计算相似度,设 v_1 和 v_2 为两幅

图像语义特征向量,其相似度定义为

$$sim(v_1,v_2)=\frac{v_1 \cdot v_2}{|v_1||v_2|}$$

通过使用相似矩阵,可以构造出图像语义描述的基于相似性的标引,基于语义的查询于是可以表示为向量,用于在图像库中搜索接近的图像。然而对任何一个图像数据库,词的数目 T 和图像数目 D 通常很大,如此的高维数会导致低效的计算,因为结果频率表大小为 $T \times D$,而且高维数还会导致非常大的稀疏向量,这样会增加寻找词之间关系的难度。为解决这些问题,采用了潜在语义标引方法,来降低分析用的频率表的大小。潜在语义标引方法使用了矩阵理论中的奇异值分解(SVD)。给定 T 个词和 D 个图像的词频矩阵 $T \times D$,使用 SVD 方法删除一些行和列,使矩阵变为 $K \times K(K \times K < T \times D)$,为使信息丢失最小化,只忽略频率矩阵中意义最小的部分。

- 潜在语义标引方法包括如下的基本步骤:
- (1) 建立一个词频矩阵;
 - (2) 计算词频矩阵的奇异值分解,即把矩阵分裂为 3 个小的矩阵 U, V, S ,其中 U 和 V 是正交矩阵, S 是奇异值的对角矩阵。矩阵 S 大小为 $K \times K$,是原频率矩阵的消减矩阵;
 - (3) 对每一幅图像语义描述,用排除了 SVD 中消除的词的新向量替换原有的向量。
 - (4) 保存所有向量集合,用高级多维索引技术为其创建索引。
- 通过奇异值分解和多维索引,变换后的图像语义向量可用于比较两图像的相似度或找出所查询的头 N 个匹配结果。

4 实验结果及结论

综合利用低级特征和语义特征描述的医学图像检索流程如图 2 所示。

一幅颅脑 CT 示例图像首先被模糊 C 均值聚类分割为 n_c 幅子图像(见图 1),然后分别提取各子图像的 11 个矩特征和 14 个纹理特征,即利用 $25 \times n_c$ 个特征描述一幅图像,为选取主要低级特征,采用遗传算法降低特征矢量维数。提交的查询被进一步转换成一个由低层特征和高层特征结合的向量,然后分别与数据库中图像的向量计算相似度。相似度的计算分两步完成:一是计算低层特征的相似度;二是计算高层语义特征的相似度,然后采用线性组合的方法得到

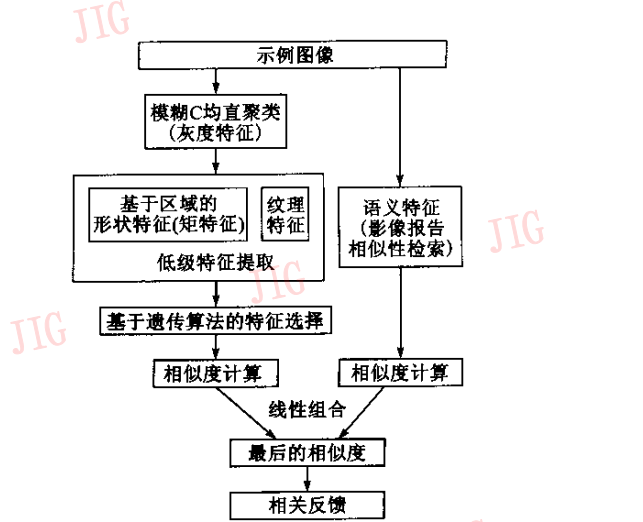


图 2 基于内容的医学图像检索流程

最后的相似度。相似度高的图像成为检索的结果。

从“医学影像数据库”中随机选取 500 幅颅脑 CT 图像。图 3(a)为示例图像,图 3(b)为只提取低级特征的最相似图像,图 3(c)为综合低级特征和语义特征检索出的最相似图像。在检索过程中,检索时间没有限制,直到检索出相似图像为止。从图 3 中可看出,综合低级特征和语义特征的检索比仅利用低级特征的检索更接近于人的视觉理解,能够检索出与原图像具有更相似病理特征的图像。从查准率-查全率曲线图(图 4)中可看出低级特征和语义特征相合的方法比仅利用低级特征的检索查全率和查准率都要高。

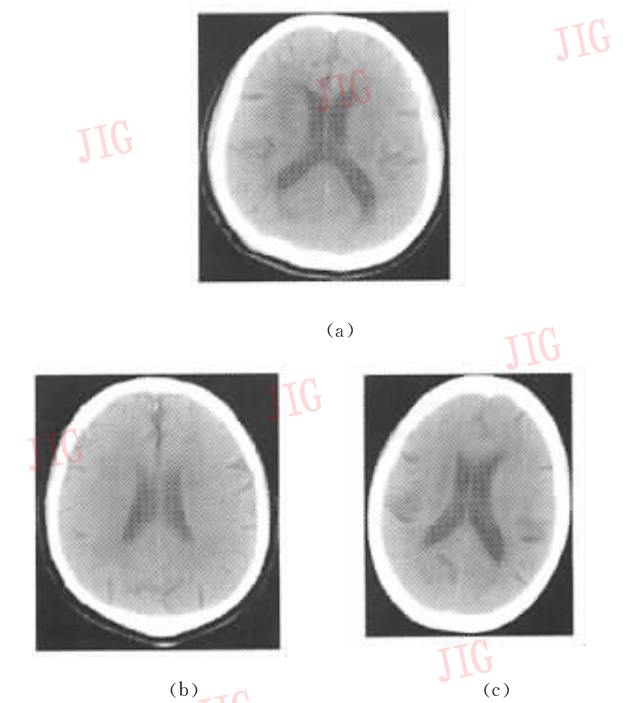


图 3 基于内容的颅脑 CT 图像检索结果

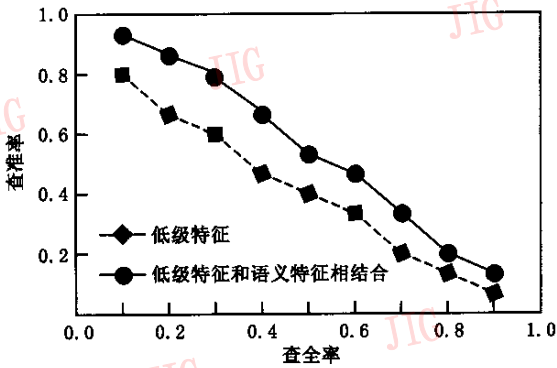


图 4 查准率-查全率曲线

虽然低层特征和高层语义特征相结合,在一定程度上提高了图像检索的效果,不过检索系统的性能还是不太令人满意,这时可引入人的交互,通过用户的相关反馈,即通过选择一些正确/错误的例子作为反馈,来逐渐提高检索的结果,逐步接近用户真正的需求,提高系统的性能。

参 考 文 献

1 Antonie Maria-Luiza, Zaiane Osmar R, Coman Alexandru. Application of data mining techniques for medical image classification[A]. In: Proceedings of the Second International Workshop on Multimedia Data Mining [C], San Francisco, USA, 2001:94~101.

2 Zhu Lei, Zhang Aidong, Rao Aibing, et al. Keyblock: An approach for content-based image retrieval[A]. In: Proceedings of ACM Multimedia[C], Los Angeles, California, USA, 2000: 157~166.

3 Zheng Zhijie, Leung Clement H C. Graph indexes of 2D-thinned images for rapid content-based image retrieval[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1997, 8(2): 121~134.

4 Nastar Chahab, Mitschke Matthias, Meilhac Christophe. Efficient query refinement for image retrieval [A]. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], Santa Barbara, California, 1998:23~25.

5 Punpiti Plamsa-nga, Alexandridis Nikitas A, Srakaew Sanan, et al. Multi-feature content-based image retrieval [A]. In: International Conference on Computer Graphics and Imaging [C], Halifax, Canada, 1998:1~4.

6 Shih Timothy K, Huang Jiungyao, Wang Chingsheng, et al. An intelligent content-based image retrieval system based on color, shape and spatial relations[J]. Proceedings of National Science Council, 2001, 25(4):232~243.

7 章毓晋. 图像工程[M]. 北京:清华大学出版社, 2001:176~187.

8 Flusser Jan. On the independence of rotation moment invariants [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(9):1405~1410.

9 徐建华. 图像处理与分析[M]. 北京:科学出版社, 1992:142~145.



邵 虹 1974 年生,讲师,现为东北大学计算机应用专业博士研究生。主要研究领域为图像检索和多媒体数据挖掘。



崔文成 1973 年生,助理研究员,现为沈阳工业大学计算机应用专业硕士研究生。主要研究领域为多媒体网络技术和信息处理。



张继武 1967 年生,IEEE 高级会员,教授,博士生导师,1998 年在西安交通大学获生物学工程博士学位。现主要研究领域为计算机应用技术、医学多媒体信息处理与通信技术、医学影像自动诊断技术。



赵 宏 1954 年生,教授,博士生导师,1991 年于东北工学院获计算机应用专业博士学位。主要研究领域为分布式多媒体信息系统及多媒体网络技术。