

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 9
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年9月 第17卷 第9期(总第197期)

目次

图像处理和编码

- 自适应阈值 HMRF 模型超分辨率重建 朱虹, 刘薇, 姚杰, 欧阳光振, 刘小乾(1049)
- 亮度补偿变换矩阵的颜色恒常性算法 袁兴生, 王正志(1055)
- 小波变换和稀疏冗余表示的混合图像去噪 李慧斌, 刘峰(1061)
- 基于运动信息自适应的快速运动估计算法 李子印, 杨齐(1069)
- 融合纹理特征的两阶段聚类分割算法 王改华, 李德华(1075)
- 利用纹理和边缘特征的 Criminisi 改进算法 任澍, 唐向宏, 康佳伦(1085)

图像分析和识别

- 激光焊接对接拼缝测量的微景深方法 王平江, 黄雅婷, 齐江飞, 彭芳瑜, 李斌, 唐小琦(1092)
- 基于码本模型和多特征的早期烟雾检测 姜明新, 王洪玉, 蔡兴洋(1102)
- 结合局部特征和全局信息的自适应活动轮廓模型 朱晓舒, 孙权森, 夏德深(1109)
- 高斯颜色模型在瓷片图像分类中的应用 郑霞, 胡浩基, 周明全, 樊亚春(1115)
- 区域生长的轮对图像分割 史倩, 吴开华(1122)
- 图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类 谷瑞军, 陈圣磊, 陈耿, 汪加才(1128)

图像理解和计算机视觉

- 中介相似性量度的图像匹配 周宁宁, 吕文杰(1135)
- 自适应字典学习的多聚焦图像融合 严春满, 郭宝龙, 易盟(1144)
- 摄像机几何约束及人体定位 陶霖密, 于亚鹏, 邸慧军, 孙洛(1150)

虚拟现实与增强现实

针对层次式累进网格模型的动态评估与调整 王丹华, 卢威, 潘金贵(1158)

医学图像处理

结合形状与纹理特征的椎间盘退化辅助诊断..... 郝世杰, 蒋建国, 郭艳蓉, 詹曙, 李鸿(1168)

改进的核磁共振图像分割与偏移场恢复耦合模型

..... 王顺风, 冀晓娜, 张建伟, 陈允杰, 方林, 詹天明(1175)

遥感图像处理

光学遥感图像低可观测区域舰船检测 周伟, 关键, 何友(1181)

非下采样 Contourlet 变换与脉冲耦合神经网络相结合的 SAR 与多光谱图像融合

..... 金星, 李晖晖, 时丕丽(1188)

“计算机视觉前沿论坛”专栏征文通知 (1196)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 9 期

2012 年 9 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers

and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 9 September 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Adaptive threshold HMRF model for super-resolution reconstruction
..... Zhu Hong, Liu Wei, Yao Jie, Ouyang Guangzhen, Liu Xiaoqian(1049)
- Color constancy algorithms with luminance-compensation transform matrix Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi(1055)
- Hybrid image denosing method based on wavelet transform as well as on a sparse and redundant representations model
..... Li Huibin, Liu Feng(1061)
- Fast motion estimation algorithm based on motion information adaptation Li Ziyin, Yang Qi(1069)
- Texture feature fusion-based two-stage clustering segmentation algorithm Wang Gaihua, Li Dehua(1075)
- Improved Criminisi algorithm with the texture and edge features Ren Shu, Tang Xianghong, Kang Jialun(1085)

Image Analysis and Recognition

- Seam measurement based on micro depth of field lens for laser welding
..... Wang Pingjiang, Huang Yating, Qi Jiangfei, Peng Fangyu, Li Bin, Tang Xiaoqi(1092)
- Early smoke detection based on codebook model and multiple features Jiang Mingxin, Wang Hongyu, Cai Xingyang(1102)
- Adaptive active contour model integrating global and local image fitting energy Zhu Xiaoshu, Sun Quansen, Xia Deshen(1109)
- Porcelain shard images classification based on Gaussian color model Zheng Xia, Hu Haoji, Zhou Mingquan, Fan Yachun(1115)
- Image segmentation for wheel set measurement based on region growing Shi Qian, Wu Kaihua(1122)
- Sliding window multi-label propagation clustering for searched images
..... Gu Ruijun, Chen Shenglei, Chen Geng, Wang Jiakai(1128)

Image Understanding and Computer Vision

- Image matching based on the medium similarity measure Zhou Ningning, Lv Wenjie(1135)
- Multi-focus image fusion using adaptive dictionary learning method Yan Chunman, Guo Baolong, Yi Meng(1144)
- Geometric constraints of locating cameras and people Tao Linmi, Yu Yapeng, Di Huijun, Sun Luo(1150)

Virtual Reality and Augmented Reality

- Dynamic evaluation and modification methods against aggressive mesh hierarchy models
..... Wang Danhua, Lu Wei, Pan Jingui(1158)

Medical Image Processing

- Computer aided diagnosis on intervertebral disc degeneration with shape and texture features
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu, Li Hong(1168)
- Improved coupled model for MR images segmentation and bias restoration
..... Wang Shunfeng, Ji Xiaona, Zhang Jianwei, Chen Yunjie, Fang Lin, Zhan Tianming(1175)

Remote Sensing Image Processing

- Ship detection from low observable regions in optical remote sensing imagery Zhou Wei, Guan Jian, He You(1181)
- SAR and multispectral image fusion algorithm based on pulse coupled neural networks and non-subsampled Contourlet transform
..... Jin Xing, Li Huihui, Shi Pili(1188)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)09-1168-07

论文引用格式: 郝世杰, 蒋建国, 郭艳蓉, 詹曙, 李鸿. 结合形状与纹理特征的椎间盘退化辅助诊断[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1168-1174.

结合形状与纹理特征的椎间盘退化辅助诊断

郝世杰¹, 蒋建国^{1,2}, 郭艳蓉¹, 詹曙^{1,2}, 李鸿³

1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009; 2. 安全关键工业测控技术教育部工程研究中心, 合肥 230009;
3. 安徽医科大学第一附属医院, 合肥 230009

摘要: 在基于图像的计算机辅助诊断中, 综合考察目标形状与纹理将能获取更为全面的信息, 使取得较高辅助诊断正确率成为可能。针对椎间盘退化在磁共振成像中体现出目标轮廓非刚体形变和区域灰度分布改变两大特征, 提出分别量化刻画目标形状与纹理变化进而将其综合的思路, 即首先采用测地线距离描述椎间盘轮廓非刚体形变程度, 采用巴氏距离描述椎间盘区域灰度分布间的差异, 进而将两种距离度量结合, 通过无监督聚类方法将相似目标聚集, 辅助医生有效地区分正常与退化的目标。实验中选取 18 人共 108 例腰椎间盘, 来检验本文方法的准确度。实验结果表明, 该方法结合形状与纹理的聚类准确率可达 92.1%, 高于单独使用形状或纹理时的准确率。

关键词: 形状; 纹理; 计算机辅助诊断; 磁共振成像; 椎间盘退化

Computer aided diagnosis on intervertebral disc degeneration with shape and texture features

Hao Shijie¹, Jiang Jianguo^{1,2}, Guo Yanrong¹, Zhan Shu^{1,2}, Li Hong³

1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Engineering Research Center of Safety Critical Industrial Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Hefei 230009, China;
3. The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230009, China

Abstract: In image based computer aided diagnosis, higher accuracy can be achieved if the objects' information of shape and texture can be used simultaneously. In spine MRI, intervertebral disc degeneration can be characterized by shape and texture variances. Therefore we propose a framework of computer aided diagnosis on disc degeneration as follows. First, we describe the disc degeneration by modeling non-rigid shape deformation and texture variance respectively. The deformation between the two shapes is measured by the geodesic length in the shape space. Similarly, the texture difference is measured by the Bhattacharyya distance between intensity distributions of two disc regions. Secondly, these two kinds of distances are added by weights as inputs of an unsupervised clustering machine. The clustering result is aimed at assisting doctors in distinguishing normal and degenerated intervertebral discs effectively. In experiments, 108 lumbar discs from 18 examinees are selected as experimental data. The highest accuracy of our proposed method is 92.1%, higher than the accuracy when shape or texture information is being used separately.

Key words: shape; texture; computer aided diagnosis; magnetic resonance imaging; intervertebral disc degeneration

收稿日期: 2011-12-16; 修回日期: 2012-03-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61004103); 安徽省自然科学基金项目(11040606Q44); 安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2010A193)

第一作者简介: 郝世杰(1983—), 男, 合肥工业大学信号与信息处理专业博士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、形状分析。
E-mail: hfut_hsj@gmail.com

0 引言

形状与纹理都是刻画客观世界物体的重要表现形式。对于形状,宏观至天文望远镜中的星云形态,微观至电子显微镜下的蛋白质结构,皆蕴含了反映物体边缘特性的信息;同样对于纹理,从遥感图像中各种地貌呈现的纹理特性到病理图像中良恶性组织的不同纹理表现,亦是物体区域特性的重要体现。二者在以图像为媒质的信息处理、分类、检索、理解等众多领域中均取得了广泛深入的研究成果。

在医学影像中,从组织结构中提取出的形状与纹理特征往往是信息技术与医学临床应用的交汇点,这些特征是完成目标识别^[1],病灶良、恶性判断^[2-4],结构形态统计分析^[5]等工作所需的关键信息。

具体到椎间盘结构,其退化病变与广泛困扰当今社会人群的腰背病痛有直接关系^[6]。通过计算机分析医学影像来辅助医生诊断,既具有一定临床意义,也可提高医生的工作效率和诊断客观性。然而X光片和CT成像因其自身特性不能完全呈现出椎间盘生理特性,MRI成像中椎间盘形状与纹理则能成为辅助诊断其病变的两大重要元素。Peng等人^[7]利用T2加权MRI中各椎间盘中心髓核亮度较高的特点,提出一种脊椎结构定位的方法。Alomari等人^[8-9]将椎间盘形态等局部信息与相对位置等整体信息结合,通过构造概率图模型自动标识椎间盘并判断其是否有病变。Koh等人^[10]通过大量手工标识腰部图像中各结构轮廓,获取椎间盘区域特征,利用最小均方误差(LMS)和支持向量机(SVM)等分类器来判别椎间盘正常与否。Hao等人^[11]则为椎间盘形状构造形状空间,以流形上测地线距离为度量,刻画椎间盘的形变程度,作为无监督分类椎间盘的特征。Michopoulou等人^[12]由椎间盘区域样本构造图集(Atlas)统计模型,运用模糊聚类方法分割椎间盘区域。与此类似,詹曙等人^[13-14]通过建立主动外观模型(AAMs)来分割椎体区域,并利用马尔科夫随机场(MRF)来进一步对椎间盘内部组织成分进行分类。

上述相关研究中,文献[7,11]分别单独提取了形状和纹理信息,其信息利用是不完整的,因而可能影响判别或定位的准确性;其他工作则或“隐式”地在模型中包含了形状与纹理特征^[8-10,12],或“显式”

地分别构造形状模型与纹理模型并结合之(AAM模型)^[13-14],来完成目标的定位与识别。椎间盘病变分别包含其轮廓的扭曲形变和内部髓核水分丧失^[6],这在MRI图像上分别体现在目标形状的非刚体形变和纹理的灰度分布改变。显然同时利用形状与纹理信息更有利于区分正常与退化的椎间盘。

针对正常与退化椎间盘图像中呈现的形状与纹理差异,分别将其形状与纹理视为高维空间中的元素,采用测地线距离作为描述形状非刚体形变的度量,采用巴氏距离作为描述纹理差异的度量,并将此二者结合来量化表示目标之间的差异,进而通过无监督聚类方法辅助医生有效地区分正常与退化的椎间盘。

1 椎间盘形状与纹理的特征描述

1.1 椎间盘形状特征及其距离度量

根据如下思路衡量椎间盘形状退变程度:将椎间盘轮廓形状都视为高维空间中的单个元素,在移除相似变换之后,将形状元素归约到只包含非刚体形变特征的形状空间,用该空间中两元素间的测地线距离(pairwise geodesic distance)作为度量来量化计算椎间盘非刚体形变。

1.1.1 形状商空间(quotient shape space)构造

不妨称样本集合中各椎间盘轮廓构成的空间为泛化形状空间 S_C (generalized shape space),在这一空间中,各轮廓间不但包含了反映椎间盘退变程度的非刚体变化,还包含了各种相似变换,如平移(\mathbb{R}^2)、旋转($SO(2)$)、缩放(\mathbb{R}_+)、重参数化(S^1)等群作用(图1(a))。只有去除这些群作用,才能将 S_C 进一步缩小至只包含非刚体形变的形状空间 S_S 。

通过基于角度的形状来表示移去重参数化外的各种变换。设闭合形状轮廓 C 被圆环 S^1 均匀地采样: $\alpha: \mathbb{R}^1 \rightarrow S^1$ 。则 C 上每一点均可由一个角度函数 $\theta(s)$ 表示,其中 $\alpha'(s) = e^{j\theta(s)}$ 。则该形状表示下 $\theta(s)$ 的几何意义为 x 正半轴与当前轮廓点切线的交角。进一步对形状表示加以约束

$$\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \theta(s) ds = \pi$$

$$\int_0^{2\pi} \cos(\theta(s)) ds = \int_0^{2\pi} \sin(\theta(s)) ds = 0 \quad (1)$$

分别将尺度和旋转作用消除。由于基于角度的形状表示与形状所在位置无关,则平移作用也被去除。

从整体来看,通过基于角度的形状表示和式(1)的约束, S_C 被归约至较小的一个商空间 $S_Q = S_C / (SO(2) \times \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}_+)$ 之中;从个体看, S_C 中任意两形状之间的平移、旋转、缩放的差异都被去除(图 1(b))。但此时得到的并非形状空间 S_S 而是商空间 S_Q , 因为各元素间还存在非刚体形变和重参数化变换两因素的差异,前者蕴含了椎间盘退化信息,而后者本质上是一种等距同构变换,需要进一步消除。

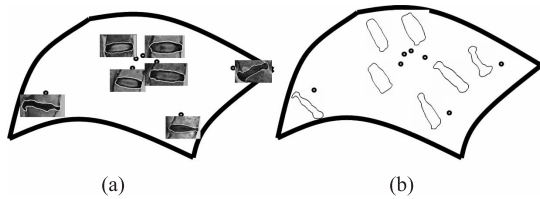


图 1 由椎间盘轮廓构成的泛化形状空间和形状商空间
Fig. 1 Illustration of Generalized Shape Space and Quotient Shape Space of disc contours

1.1.2 形状流形上的测地线估计

在实为黎曼流形^[15]的 S_Q 上估算两点之间的测地线,需先定义 S_Q 上的切空间(tangent space): 向量 $f \in L^2$ (希尔伯特空间)为 S_Q 切向量的充要条件是 f 正交于由 $\{1, \cos \theta, \sin \theta\}$ 展开的空间 $\text{span}\{1, \cos \theta, \sin \theta\}$, 切空间则记为 $T_\theta(S_Q) = \{f \in L^2 \mid f \perp \text{span}\{1, \cos \theta, \sin \theta\}\}$ 。在此基础上,可将 S_Q 上元素投影至 $T_\theta(S_Q)$ 中,记为 $T_p(\theta)$;亦可将 $T_\theta(S_Q)$ 中元素投影至 S_Q 上,记为 $S_p(f)$ 。基于这两种投影,可采用文献[15]中投射法估算 S_Q 上的测地线。其基本思路是: $\theta_1, \theta_2 \in S_Q$ 为商空间上一对形状, $\Psi(\theta_1, t, f)$ 是以 θ_1 为起点,将 $f (f \in T_{\theta_1}(S_Q) \in L^2)$ 以单位速度投射出 t 时间后,落回到 S_Q 上的形状元素 ($\Psi(\theta_1, t, f) \in S_Q$)。那么对于时间序列 $t = 0, \Delta, 2\Delta, \dots, 1$, 各时间点处的 $\Psi(\theta_1, t, f)$ 构成了连接 $\theta_1, \theta_2 \in S_Q$ 的一条路径,其中 $\Psi(\theta_1, 1, f) = \theta_2$ 。需注意到,此时形状元素仍在 S_Q 中,重参数化变换还未去除,获得的路径并不一定是测地线,需构造目标函数

$$E(f) = \inf_{s \in S^1} \| (\Psi(\theta_1, 1, f) - (s \cdot \theta_2)) \|^2 \quad (2)$$

通过对其最小化来估计出 θ_1, θ_2 之间的测地线^[15],其本质是求解 $f_0 \in T_{\theta_1}(S_Q)$, 使得 $\Psi(\theta_1, 0, f_0) = \theta_1, \Psi(\theta_1, 1, f_0) = s\theta_2$, 式中 $s \in S^1$ 为重参数化作用,即改变形状轮廓的起点。在实际的实践中,可采用文献[15]中的截断傅里叶变换表示 $\Psi(\theta_1,$

$1, f)$, 这样实际上是进行了降维,可一定程度上抑制噪声的影响。

基于 f_0 可进一步得到测地线上各点 $\Psi(\theta_1, n\Delta, f_0)$, 它们实际上可视为形状 θ_1, θ_2 之间某种最优意义上的插值。由于黎曼流形上局部可近似视为欧氏空间, θ_1, θ_2 之间测地线距离为

$$D_G(\theta_1, \theta_2) = \sum_{n=1}^N D_E(\Psi(\theta_1, (n-1)\Delta, f_0), \Psi(\theta_1, n\Delta, f_0)) \quad (3)$$

式中, $D_E(\cdot, \cdot)$ 是经典欧氏距离,即形状空间 S_S 中两轮廓对应点之间的欧氏距离之和,综合考虑测地线距离估计准确性与计算时间开销, N 一律取 15。图 2 是基于此思路对两对椎间盘形状估算测地线的结果示意图。图 2(a) 中 θ_1, θ_2 分别是正常椎间盘和退化椎间盘形状,图 2(b) 中 θ_1, θ_2 是两个正常椎间盘形状,其间分别是测地线上的 5 个中间形状,图 2(a) 中两椎间盘形状的测地线距离明显要大于图 2(b), 这表明形状空间上测地线度量可以作为区分正常与退化椎间盘的一种度量。

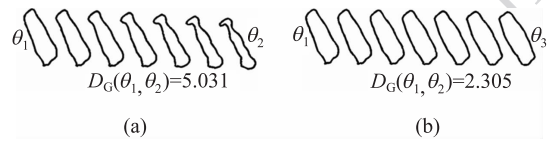


图 2 基于测地线长度的椎间盘形状距离
Fig. 2 Shape distances based on geodesic length of two pairs of disc shapes

1.2 椎间盘纹理特征及其距离度量

椎间盘退化在 T2 加权 MRI 成像上往往体现为中心区域灰度下降(水分丧失),与正常椎间盘区域具有较为明显差异,可选择区域灰度分布作为纹理特征体现这种差异。首先估计椎间盘区域的灰度分布,进而选择合适的度量来衡量两元素间的差异,以用于进一步的判别分类之中。

1.2.1 区域灰度分布估计

定义椎间盘区域(仅考虑椎间盘边缘轮廓内的像素)为 ω , 定义 z 为反映像素灰度的 1 维随机变量, $z \in \mathbf{R}$ 。由 Parzen 窗估计来定义 ω 内灰度统计信息,故对于图像灰度 z 在区域 ω 中的概率密度函数,计算相应的核密度估计

$$p(z|\omega) = \frac{\int_{\omega} K(z - Z(x)) dx}{\int_{\omega} dx} = \frac{M(z, \omega)}{A(\omega)} \quad (4)$$

式中, Z 表示图像空间, K 为核函数, $A(\omega)$ 为 ω 的面积。由于核密度估计方法对图像灰度的分布没有任何假定的要求,故理论上,任何函数均可用做核函数。由于标准高斯密度函数拥有较好的平滑性质^[16],所以这里使用它作为核函数。采用1维归一化高斯核函数作为 K , 即 $K(z) = (2\pi\sigma^2)^{-1/2} \times \exp\{-z^2/2\sigma^2\}$, 且 $K \geq 0$, $\int Kds = 1$ 。

由于实际的 MR 成像实际是对 ω 与 z 都进行了离散化(ω 被划分成栅格像素, $z \in \{0, \dots, 255\}$), 式(4)中概率密度函数实际由式(5)离散运算完成。

$$p(z|\omega) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N K(z - z^n) \quad (5)$$

式中, $\{z^n | n = [1, \dots, N]\}$ 表示区域 ω 内部像素点所构成的样本集, N 为目标区域像素个数。式(5)中核函数 K 最为关键的参数 σ 采用文献[17]中提出的自适应带宽 $\sigma \approx \sigma_0 N^{-1/5}$, σ_0 为 $\{z^n | n = [1, \dots, N]\}$ 的标准差。由于随机变量 z 取值范围为 0 到 255, ω 内灰度分布实际上构成一个 256 维向量,它被视为描述椎间盘区域纹理的高维特征向量。

1.2.2 相似性度量

通过 1.2.1 节中非参数方法估计了椎间盘区域的灰度分布,进而作为纹理特征向量。为达到区分正常与退化椎间盘区域目的,需要适合的相似性测度来量化表示不同目标区域纹理间的可辨别性。衡量两个分布特征的相似性,主要有 K-L 散度法和巴氏距离等方法。但 K-L 散度中涉及对数运算,在密度函数接近零时,对数运算在零点没有定义,会产生错误的数值解,且 K-L 散度是一种不对称的测度值。因此选择巴氏距离衡量区域分布相似度。

根据两目标区域 ω_i 、 ω_j 核密度估计得到的概率密度函数 $p_i(z|\omega_i)$ $p_j(z|\omega_j)$, 计算巴氏系数

$$BC(\omega_i, \omega_j) = \int_R \sqrt{p_i(z|\omega_i)p_j(z|\omega_j)} dz \quad (6)$$

进而定义相似度距离

$$D_B(\omega_i, \omega_j) = -\ln BC(\omega_i, \omega_j) \quad (7)$$

由式(7)可以看到 $BC(\omega_i, \omega_j) \in [0, 1]$, 且 $BC(\omega_i, \omega_j)$ 趋近于零时,两个分布密度函数距离最远,这时将二者混淆的概率越小;经过式(7)对数运算后,区域间灰度分布差异与 $D_B(\cdot, \cdot)$ 就具备了正相关关系,亦可用于椎间盘图像的分类判别之中。

图3中1、2例为正常椎间盘,3、4例为退化椎

间盘。可见正常椎间盘区域之间纹理距离较小,而正常与退化椎间盘之间的纹理距离较大。注意到第1例和第4例的形状是相似的,因而仅用形状信息可能难以区分;但如果再考虑纹理距离,则二者之间的距离将被拉大,使区分它们成为可能。这说明在本文应用背景下,同时考虑纹理信息与形状信息有助于提高区分正常与退化的准确性。

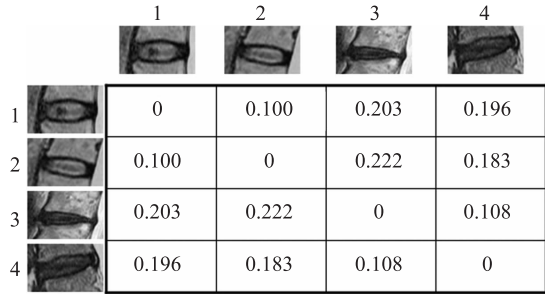


图3 椎间盘区域纹理间的相似度距离

Fig.3 Similarity distances between disc regions

2 基于混合距离度量的聚类

文献[11]仅将 $D_c(\cdot, \cdot)$ 作为聚类所需的距离度量,而本文将衡量边缘形状变化的度量 $D_c(\cdot, \cdot)$ 与衡量区域纹理变化的度量 $D_B(\cdot, \cdot)$ 结合起来,构造一种新的加权度量(式(8))来作为聚类所需的基本元素。由于形状与纹理属于两种属性,先要分别进行归一化处理 $D'(\cdot, \cdot) = (D(\cdot, \cdot) - \min\{D\}) / (\max\{D\} - \min\{D\})$, 其中, $\min\{D\}$ 为 $\{D\}$ 中除零之外最小的距离。

$$d(\cdot, \cdot) = (1 - \lambda)D'_c(\cdot, \cdot) + \lambda D'_B(\cdot, \cdot) \quad (8)$$

可以看到,应用中聚类算法输入实际是上述混合加权度量构成的两两距离,因而没有统一坐标系,不适于模糊 C 均值等最常见聚类方法。这里采用 MC-MC 技术对椎间盘样本进行无监督的聚类。医生可以通过聚类结果方便地判别出正常的一类,进而将其余的归为退化,从而一定程度上节约了用人工逐一将其分类的工作量,达到了辅助医生诊断与分析的目的。

对于 N 个未知分类的椎间盘,基于式(8)可求得距离矩阵 M_d , 其中元素 d_{ij} 是根据式(8)对第 i 个和第 j 个椎间盘计算得到的距离度量。以 M_d 为待处理对象,进行无监督聚类,其基本思路是将 N 个椎间盘分为两类 $\{n_1, n_2\}$, 以 M_d 中距离为度量,分

别使类内元素的距离平方和达到最小,即完成分类。通过构造目标函数(式(9))并最小化,将 N 个椎间盘分成两类。

$$Q(n) = \sum_{k=1,2} \frac{2}{n_k} \sum_{s_i \in n_k} \sum_{i>j, s_j \in n_k} d^2(s_i, s_j) \quad (9)$$

采用基于随机模拟退火的 MCMC 技术^[18]最小化目标函数。首先定义移动与交换两种基本操作:移动,即从一类中随机选择一例椎间盘改变其类别,并根据式(9)计算移动前后的目标函数值 Q_{ori1} , Q_{mov} ;交换,即分别从两类里分别随机选择一例椎间盘交换其类别,并计算交换前后的目标函数值 Q_{ori2} , Q_{mov} 。有了上述两种基本操作,可以利用随机模拟退火算法完成最小化,获得聚类结果,具体步骤如下:

输入:数据集 $Data_N$ (包含 N 个椎间盘),距离矩阵 M_d ,迭代次数 t ,初始温度 T ,退火系数 β 。

输出:正常类 A_{nor} ,退化类 A_{ab} 。

1) 根据式(8)计算距离矩阵 M_d

2) 分类初始化。这里对初始化没有特殊要求,在实现中将 $Data_N$ 元素分成两等份 A_1 与 A_2 即可。

3) 试执行一次移动操作,根据式(9)计算 Q_{mov} ;

计算概率 $p_1 = \frac{\exp(-Q_{ori1}/T)}{\exp(-Q_{ori1}/T) + \exp(-Q_{mov}/T)}$ 和 $1 - p_1$,根据此概率来决定是否真正执行此移动操作。

4) 同步骤 3) 类似,试执行一次交换操作,根据式(9)计算 Q_{swap} ; 计算概率 $p_3 = \frac{\exp(-Q_{ori2}/T)}{\exp(-Q_{ori2}/T) + \exp(-Q_{swap}/T)}$ 和 $1 - p_3$,根据此概率决定是否真正执行此交换操作。

5) 更新温度 $T = \frac{T}{\beta}$,返回步骤 3) 直到循环迭代至 t 次。

3 实验结果与分析

选取 18 位测试者的 T2 加权矢状面腰部 MRI 图像,每位测试者选取脊椎结构中 6 块椎间盘,108 例椎间盘区域作为实验对象。所有待测试椎间盘都由医师标记正常/退化,作为验证算法准确度的比照。算法所需的椎间盘区域由医师使用交互式 Live Wire 图像分割技术予以提取,并在分割每一椎间盘区域时统一采取顺时针顺序,以保证所有椎间

盘边缘形状的参数化方向一致。算法在 Matlab 软件环境下编写,硬件环境为 3.4 G 处理器,2 G 内存的台式机。在聚类算法中,参数选择为 $t = 40\ 000$, $T = 1.5$, $\beta = 1.000\ 1$ 。从 108 例中随机选取 100 例作为聚类对象,共选取 10 次作为 10 组待测样本。对每组待聚类样本,均取式(8)中权值 λ 为 0, 0.1, ..., 1 共 11 个值,分别应用基于 MCMC 技术的聚类算法加以实验。医生从每次聚类结果中选取正常类和退化类,对照人工分类结果,统计出错分的样本数目,除以聚类样本总数,进而计算正确率。在时间开销方面,计算 108×108 的距离矩阵 M_d 耗时 2 637.1 s;无监督聚类平均需要 148.7 ± 10.2 s 完成 40 000 次迭代。迭代过程一般在 35 000 次左右趋于稳定,如图 4 所示。

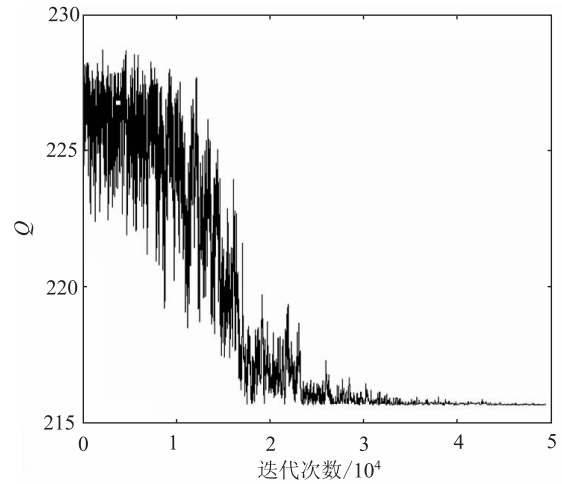


图 4 椎间盘聚类时目标函数演化示例

Fig. 4 A demonstration on the object function evolution in clustering disc samples

在分类准确性方面,在不同权值 λ 下的 10 次实验平均正确率以及敏感性(退化椎间盘不被错误聚类到正常类中的概率)与特异性(正常椎间盘不被错误聚类到退化类中的概率)如表 1 所示。 $\lambda = 0$ 是仅利用了形状信息进行聚类的结果; $\lambda = 1$ 是仅利用了纹理信息进行聚类的结果。从表 1 中可以看到,将形状和纹理信息结合后进行聚类的准确率均高于分别单独使用它们的准确率,这印证了本文开始时的设想。从权值 λ 变化对聚类准确率的影响来看,当 λ 逐渐增大时,分类准确率呈现先增长后降低的趋势,且在 $\lambda = 0.4$ 时达到最高的 92.1%,敏感性与特异性之间也基本达到了较好的平衡点。这表明形状与纹理信息间的权重并不一定在相同时才

表1 形状与纹理间不同权值下的平均聚类正确率

Table 1 Average accuracies under different weights between shape and texture information

	λ										
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0
正确率	89.7	90.7	91.0	91.3	92.1	91.6	91.8	90.5	87.4	85.6	82.4
敏感性	83.4	83.8	86.6	87.8	88.0	87.1	87.6	92.1	91.7	91.3	94.9
特异性	93.1	93.5	94.3	93.7	96.2	95.3	95.7	87.6	84.8	80.6	72.5

使得准确率达到最高。

与其他方法比较,如表2,本文方法所达到的准确率要稍高于文献[8-9,11]的。在文献[10]方法,需要对每幅MRI图像中5个椎间盘及其周围结构标识142个具有解剖意义的特征点,其判别准确率达到97%,是目前可查到相关文献中最高的;本文在使用交互式Live Wire分割技术提取目标时,对每例椎间盘仅需手动选择目标轮廓上的6至8个种子点,但因没有提取椎间盘周围结构的信息,准确性较之仍有差距。这实际是在系统获取信息的完整性与系统对人工指导的非依赖性之间做出了取舍。

表2 其他方法准确率比较

Table 2 Comparisons of average accuracies with similar research

	文献[8]	文献[9]	文献[10]	文献[11]	本文
准确率/%	91.3	91	97	90.8	92.1

4 结论

以椎间盘MRI图像为研究对象,从目标形状与纹理两个方面分别提取能够区分目标属性的信息并加以结合,进而采用基于随机模拟退火的MCMC方法对其进行无监督聚类,以辅助医生进行椎间盘正常/退化的判别。实验结果表明,结合形状与纹理信息的辅助分类准确率比只使用其中一种信息较高;且可与当前其他方法的准确度比拟。

进一步的研究可从如下两个方面深入:首先,可以考虑采用更为高效、准确的聚类算法完成聚类;其次,本文仅利用了椎间盘区域的信息,因而可参考文献[10]的思路,引入椎间盘周边结构信息,以期提高准确率。

参考文献(References)

- [1] Liu J M, Udupa J K. Oriented active shape models [J]. IEEE Transactions on medical imaging, 2009, 28(4): 571-584.
- [2] Peng S H, Kim D H, Lee S L, et al. Texture feature extraction based on a uniformity estimation method for local brightness and structure in chest CT images [J]. Computers in Biology and Medicine;2010, 40(11-12): 931-942.
- [3] Pereira W, Alvarenga A, Infantosi A. A non-linear morphometric feature selection approach for breast tumor contour [J]. Computers in Biology and Medicine,2010, 40(11-12): 912-918.
- [4] Tahmasbi A, Saki F, Shokouhi S B. Classification of benign and malignant masses based on Zernike moments [J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(8): 726-735.
- [5] Fletcher T, Lu C, Pizer S, et al. Principal geodesic analysis for the study of nonlinear statistics of shape [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(8): 995-1005.
- [6] Urban P, Roberts S. Degeneration of the intervertebral disc [J]. Arthritis Research & Therapy, 2003, 5(3):120-130.
- [7] Peng Z, Zhong J, Wee W, et al. Automated vertebra detection and segmentation from the whole spine MR images [C]//Proceedings of the 27th Annual International Conference of the Engineering in Medical and Biology Society. Shanghai: IEEE Press, 2005:2527-2530.
- [8] Alomari R S, Corso J J, Chaudhary V, et al. Computer aided diagnosis of lumbar disc pathology from clinical lower spine MRI [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2010, 5(3): 287-293.
- [9] Alomari R S, Corso J J, Chaudhary V. Labeling of lumbar discs using both pixel-and object-level features with a two-level probabilistic model [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(1): 1-10.
- [10] Koh J, Chaudhary V, Dhillon G. Diagnosis of disc herniation based on classifiers and features generated from spine MR images [C]// Proceedings of SPIE Medical Imaging. San Diego, USA: SPIE Press, 2010,11(2): 762430(1-8).
- [11] Hao S J, Jiang J G, Guo Y R, et al. Intervertebral disc shape analysis with geodesic metric in shape space [C]// Proceedings of the 6th International Conference on Image and Graphics.

- Hefei: IEEE Press, 2011: 61-65.
- [12] Michopoulou S, Costaridou L, Panagiotopoulos E, et al. Atlas-based segmentation of degenerated lumbar intervertebral discs from MR images of the spine [J]. IEEE Transactions on Biomedicine, 2009, 56(9): 2225-2231.
- [13] Zhan S, Hao S J, Li H, et al. Lumbar spine image analysis based on vertebrae segmentation in spine MRI by using improved ICA-AAMs [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(2): 280-286. [詹曙, 郝世杰, 李鸿, 等. 基于脊椎 MRI 中改进型 ICA-AAMs 椎体分割的腰椎图像分析[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(2): 280-286.]
- [14] Hao S J, Zhan S, Jiang S J, et al. Spine disc MR image analysis using improved ICA-AAMs and Markov random field[J]. Journal of Biomedicine Engineering, 2010, 20(1): 6-9. [郝世杰, 詹曙, 蒋建国, 等. 结合改进型主动外观模型与马尔科夫随机场的椎间盘核磁共振图像分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2010, 20(1): 6-9.]
- [15] Klassen E, Srivastava A, Washington M, et al. Analysis of planar shapes using geodesic paths on shape space [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(3): 372-383.
- [16] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification, Second Edition[M]. New York, USA: John Wiley & Sons. 2001.
- [17] Michailovich O, Rathi Y, Tannenbaum A. Image segmentation using active contours driven by the bhattacharyya gradient flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2787-2801.
- [18] Srivastava A, Joshi S H, Washington M, et al. Statistical shape analysis: clustering, learning, and testing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(4): 590-602.