

文章编号:1000-5404(2013)16-1653-05

论著

基于边缘检测与支持向量机的关节软骨自动分割算法研究

庞剑飞¹, 邱明国², 陈伟³, 刘杰³, 陈永林³ (400038 重庆, 第三军医大学: 学员旅十三队¹, 生物医学工程学院医学信息学教研室², 西南医院放射科³)

[摘要] **目的** 设计并实现一种针对核磁共振成像(MRI)图像的关节软骨自动分割算法。**方法** 利用像素的整体与局部特征分别构建二分类支持向量机(support vector machine, SVM)分类器对股软骨、胫软骨及髌软骨进行自动分割。首先提出一种基于边缘数目反馈的Canny检测器阈值迭代法并利用该方法提取图像的主要边缘, 随后根据特征参数对提取的边缘进行识别并标记出不同的骨-软骨边缘, 利用训练的SVM分类器对软骨进行初步分割并根据软骨的解剖位置缩小搜索空间, 最后利用形态学操作对初步分割结果进行优化。**结果** 自动分割结果中软骨的形态轮廓与原始图像吻合效果好, 股软骨、胫软骨及髌软骨的Dice's系数平均值分别为0.80、0.76、0.74, 与手工分割结果具有较好的一致性。**结论** 该算法能够准确、快速地分割出MRI图像中不同的软骨组织。

[关键词] MRI; 软骨; 分割; 边缘检测; 支持向量机

[中图法分类号] R312; R322.72; R445.2

[文献标志码] A

Segmenting articular cartilage automatically by edge detection and support vector machine

Pang Jianfei¹, Qiu Mingguo², Chen Wei³, Liu Jie³, Chen Yonglin³ (¹13th Student Team, ²Department of Medical Informatics and Medical Imaging, College of Biomedical Engineering, ³Department of Radiology, Southwest Hospital, Third Military Medical University, Chongqing, 400038, China)

[Abstract] **Objective** To explore the possibilities of automatic segmentation of articular cartilage in the MR images. **Methods** Three binary classifiers were built with edge-distance, intensity and other voxel features using support vector machine to segment the femur cartilage, tibia cartilage and patellar cartilage separately. Firstly, an iterative procedure based on the feedback of the number of main edges was designed to get an appropriate threshold for Canny operator and extract the main edges with it from MRI images. Secondly, the different edges with some feature parameters were identified, which distinguished different cartilages synchronously. To improve the speed of segmentation, the search space was reduced according to the cartilage edge and its anatomic location. Thirdly, the cartilage tissues were segmented preliminarily with different trained classifiers. Finally, morphological operations were used to make those results better. **Results** The cartilage edge was smooth in automatic segmentation results and had a good consistency with manual segmentation results. The mean Dice similarity coefficient of femoral cartilage, tibial cartilage and patellar cartilage was 0.80, 0.76 and 0.74, respectively. **Conclusion** The algorithm can segment the articular cartilage automatically from MR images more accurately and quickly.

[Key words] MRI; cartilage; segmentation; edge detection; support vector machine

Supported by the Major Program of National Natural Science Foundation of China (61190122). Corresponding author: Qiu Mingguo, Tel: 86-23-68772485, E-mail: qiumingguo@yahoo.com

随着人民生活水平的不断提高与人口老龄化的加剧, 骨关节炎^[1]已成为降低中老年工作、生活能力的主要疾病, 常伴随关节软骨的退化、破坏及形态改变。

核磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)作为一种无创的检查方式, 已成为评估软骨形态、功能的主要手段^[2]。通过在MRI影像上对关节软骨进行分割进而计算其厚度、体积等参数, 可实现软骨的定量评估。但目前临床上对关节软骨进行分割主要依靠影像医师手工或是借助图像处理软件半自动完成, 不仅耗时, 而且不同人、不同时间的分割结果存在较大差

[基金项目] 国家自然科学基金重大项目(61190122)

[通信作者] 邱明国, 电话:(023)68772485, E-mail: qiumingguo@yahoo.com

[优先出版] <http://www.cnki.net/kcms/detail/51.1095.R.20130319.1548.002.html> (2013-03-19)

异^[3],因此设计一种准确、快速的全自动关节软骨分割算法是十分必要的。由于解剖结构的复杂性,关节软骨的分割始终是一项极具挑战性的工作,目前还没有一种通用的分割算法。许多研究者针对不同的MRI成像序列,提出了基于像素特征、边缘检测、图论、图集匹配等理论的分割算法^[4-15],其中基于像素分类的算法分割出的软骨边缘效果较差,对噪声敏感,分割时间较长,但能对不同软骨同步分割并区分相互接触的软骨;基于边缘的算法对相互接触的软骨及与软骨MR信号相近的肌肉组织区分困难,但分割出的软骨边缘效果较好。Vapnik于1995年提出支持向量机^[16](support vector machine, SVM)模型,通过构造正例和反例间的最优分类超平面可用于模式分类,与其他分类模型相比, SVM能提供好的泛化能力,具有较强的鲁棒性与有效性。本研究将膝关节的解剖知识与图像信息有机结合,提出了一种基于边缘检测与SVM的膝关节软骨全自动分割算法,以期在保留上述算法优点的同时克服其缺点与不足。

1 材料与方法

1.1 材料来源

采用由第三军医大学西南医院提供的1名无关节病史的健康成年男性右膝关节矢状位MRI图像作为研究对象, MRI扫描序列为T2-star (TR:825 ms, TE:4.42 ms, 层厚:3.6 mm, 层数:20, 分辨率:384 × 384)。图像从外至内依次编号为01~20。T2-star是临床上进行关节软骨检查的常用序列,能较为清晰地显示软骨组织,如图1所示。

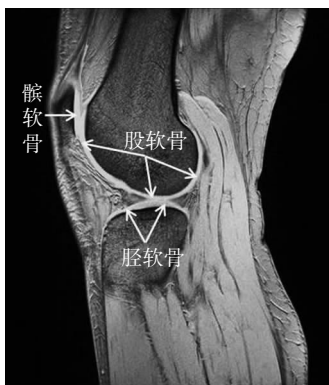


图1 膝关节MRI原始图像(编号15)

1.2 算法概述

根据软骨的解剖及MRI图像特点,本研究设计的算法总体流程如图2所示。首先将原始DICOM格式图像转换为8位BMP格式的灰度图像,分别计算像素的整体与局部特征,其中整体特征是指像素的边缘距离及位置,局部像素特征是指像素的灰度值、8邻域方差及梯度,之后利用SVM分类器对像素进行分类得到初步分割结果,最后进行相应的后处理操作即得到最终的分割结果。

1.3 自适应边缘检测及识别

1.3.1 自适应边缘检测 Canny检测器是一个在边缘检测敏感性、完整性方面均较理想的检测算子,故在计算整体特征时首先利用Canny检测器^[17]自适应地提取不同骨-软骨边缘。实验发现,图像中骨-软骨边缘属于强边缘,而其他肌肉、血管等边缘属于弱边缘,可通过设置较高的Canny检测器梯度阈值去除弱边缘,但Canny检测器对阈值十分敏感,如图3A、B给出了设置不同阈值的检测效果,可以看到阈值较低时检测到许多无用的弱边缘,较高时软骨-骨的边缘不能有效检出,因此如何根据图像自身信息选择合适阈值是决定Canny检测器检测效果的关键。骨-软骨边缘与其他边缘相比属于“大边缘”(像素数目多、跨度大),利用这一特点,本研究提出了基于“大边缘”数目反馈的阈值迭代方法:首先利用李二森等^[18]提出的梯度图全局阈值法得到初始阈值,将Canny检测器的阈值设置为此阈值并进行边缘检测,计算“大边缘”数目,当边缘数目过多时提高阈值,数目较低时降低阈值,当“大边缘”数目在设定范围或迭代次数为最大迭代次数时停止,从而得到较理想的边缘检测结果。利用该方法,得到骨-软骨边缘检测结果如图3C所示。分析发现,图3C中存在少量干扰边缘、边缘断裂、边缘“毛刺”以及边缘局部较粗等问题。故对其进行连通区域标记、去“毛刺”、边缘连接、细化等形态学处理,得到图3D所示的优化后边缘图。

1.3.2 边缘识别 利用自适应边缘检测方法提取的边缘图中含有皮肤边缘、骨-软骨边缘以及一些未去除的干扰边缘,因此在计算各像素与骨-软骨边缘的距离时,需先对其中的股骨-软骨、胫骨-软骨及髌骨-软骨边缘进行识别标记。根据边缘的强度大小与识别的难易程度,确定边缘识别的顺序依次为皮肤边缘、胫骨-软骨边缘、股骨-软骨边缘、髌骨-软骨边缘。将不同边缘视为二维平面上的曲线,则依据膝关节的解剖知识可得知骨-软骨边缘具有如表1所示的特征,其中开口方向与抛物线的开口方向定义类似,水平方向像素数是指位于曲线水平段的像素数目,顺时针旋转角度是指以曲线的起始端点切线方向为参考,到终止端点时曲线顺时针旋转的角度。

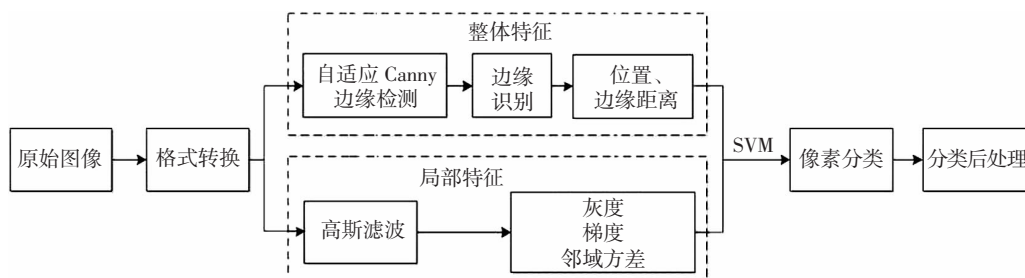
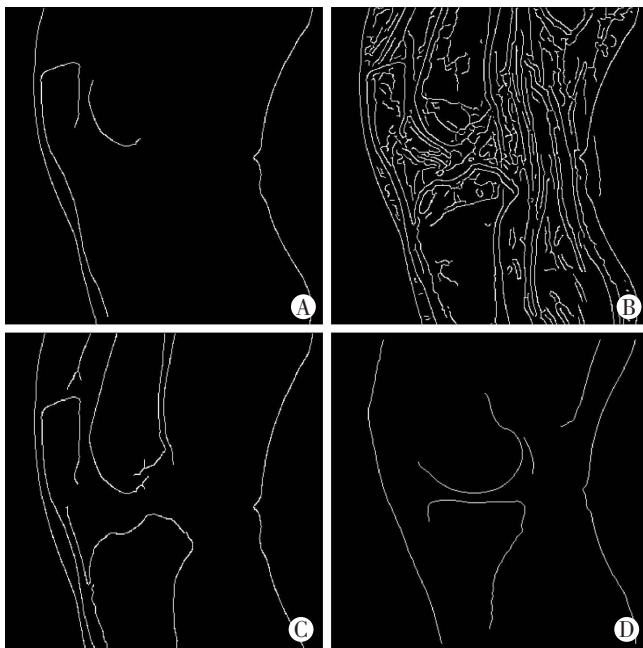


图2 关节软骨自动分割算法总体流程示意图



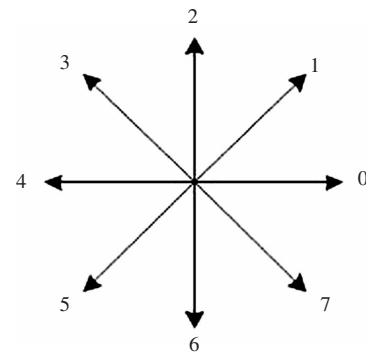
A: 阈值过高; B: 阈值过低; C: 合适阈值; D: 优化后边缘
图3 Canny边缘检测结果

表1 不同骨-软骨边缘的特征比较

边缘	位置	开口方向	水平方向像素数	顺时针旋转角度
股骨-软骨边缘	上	向上	多	大于180°
胫骨-软骨边缘	下	向下	多	大于90°
髌骨-软骨边缘	左中	向下	少	大于90°

在计算表1中各骨-软骨边缘的特征值时,首先采用轮廓跟踪方法获取不同边缘的位置序列,然后根据位置序列,分别利用如下方法进一步计算。计算开口方向是通过判断中间点与端点连接线的位置关系,当中间点距离端点连接线距离小于一定的阈值时视为共线。等间距的选取多个(如20)中间点,分别计算其与端点连接线的位置关系,则位于端点连接线上、下方或与之共线点数与总点数(20)的比值即为对应开口方向的特征值 $T_{open-up}$ 、 $T_{open-down}$ 、 $T_{collinear}$ 。位置序列的上下方向、左右方向的特征值 T_{pos-up} 、 $T_{pos-left}$ 为序列中所有点的行(列)平均值与行(列)总数的比值。边缘位置序列的8方向Freeman链码,如图4所示,则水平方向像素数 $T_{num-horizontal}$ 为序列链码中方向数为0或4的数目占链码总数的比例。顺时针旋转角度的计算方法为:以链码的起点方向为参考方向,逐一判断下一方向数相对上一方向数顺时针旋转的角度值,当大于180°时,计算其补角且设置其符号为负,再与上一角度值累加,最终得到序列总的顺时针旋转角度值,归一化处理后即得到顺时针旋转角度特征值 $T_{angle-clockwise}$ 。

根据要识别的边缘将上述4个特征值进行加权组合,得到各个边缘加权特征值。股骨-软骨边缘、胫骨-软骨边缘、髌骨-软骨边缘的加权特征值 T_{femur} 、 T_{tibia} 、 $T_{patella}$ 的计算式分别如式(1)、(2)、(3)所示。式中,参数 $\alpha, \beta, \theta, \lambda$ 为对应特征值的权重,该特征值由对应骨-软骨边缘的区分能力确定,区分能力越高,权重越大。当加权特征值大于一定的阈值时可判断该边缘为对应的骨-软骨边缘。



0~7:8个方向
图4 8方向链码的方向数

$$T_{femur} = \alpha_{femur} T_{pos-up} + \beta_{femur} T_{angle-clockwise} + \theta_{femur} T_{open-up} + \lambda_{femur} T_{num-horizontal} \quad (1)$$

$$T_{tibia} = \alpha_{tibia} (1 - T_{pos-up}) + \beta_{tibia} T_{angle-clockwise} + \theta_{tibia} T_{open-down} + \lambda_{femur} T_{num-horizontal} \quad (2)$$

$$T_{patella} = \alpha_{patella} T_{pos-left} + \beta_{patella} T_{angle-clockwise} + \theta_{patella} T_{open-down} + \lambda_{patella} T_{collinear} \quad (3)$$

1.4 基于SVM的软骨分割

本算法中用于像素分类的SVM模型其核函数为径向基函数,模型建立流程如图5所示,首先确定用于分类的像素特征,对数据预处理后选定模型的训练集与测试集,再进行模型训练得到用于分割的像素分类器,利用分类器对测试数据进行初步分割,最后对初步分割结果进行分类后处理即得到最终的分割结果。

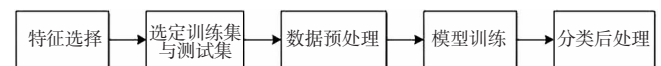


图5 SVM模型建立整体流程示意图

1.4.1 特征选择 通过实验及查阅文献最终确定用于像素分类的特征包括像素灰度值 $f(x,y)$ 、8邻域方差 $\sigma_8(x,y)$ 、梯度的模 $|Vf(x,y)|$ 、边缘距离 $d(x,y)$ 及位置 $o(x,y)$ 。其中边缘距离 $d(x,y)$ 为像素 (x,y) 与对应边缘序列中最近点的欧氏距离,像素 (x,y) 位于骨组织内部时距离为负,否则为正;当像素 (x,y) 位于髌骨-软骨边缘附近时,位置 $o(x,y)$ 为其与股骨-软骨边缘最左端的水平距离,当像素 (x,y) 位于股骨-软骨边缘或胫骨-软骨边缘附近时 $o(x,y)$ 为其与股骨最下端的垂直距离。边缘距离与位置特征反映出软骨的空间相对关系,可限定像素分类的范围,并能区分相互接触的软骨及与软骨接近的肌肉等组织。对原始灰度图像进行高斯滤波后可得到像素 (x,y) 的灰度值 $f(x,y)$,通过计算可得到其梯度向量的模 $|Vf(x,y)|$ 与8邻域方差 $\sigma_8(x,y)$ 。

1.4.2 选定训练集与测试集 请有经验的放射医师对图像中包含软骨的2~17层逐一进行手工分割,将髌软骨、胫软骨及股软骨分别标记为红、绿、蓝3种颜色。取其中编号为2、4、6、8、10、12、14、16的层面作为训练样本,3、5、7、9、11、13、15、17层面作为测试样本。

1.4.3 数据预处理及模型训练 对训练样本与测试样本的像素特征首先进行归一化处理,随后分别构建股软骨、胫软骨、

髌软骨的二分类 SVM 分类器并依据软骨的解剖信息采用如下两个策略以减少训练像素数量:①判断是否包含软骨。当图像不包含某一骨-软骨边缘时则不使用该幅图像数据训练对应软骨的分类器。②缩小搜索范围。由于软骨分布于骨表面一定范围内,厚度为 1~6 mm,则可仅对边缘距离小于 8 mm(包含一定的非软骨像素)的像素进行训练。

1.4.4 分类及后处理 利用不同软骨的 SVM 分类器对图像进行分割时采用与训练相同的策略减少分类像素数量,分类后的图像中还存在孔洞、边缘不平滑及像素重复分类等问题,需进行一定的分类后处理操作。像素重复分类是由于髌软骨与股软骨、股软骨与胫软骨在某些层面存在接触,位于触部区的像素可能被判定为两种软骨,因此根据边缘距离将该像素划分至距离小的一类。对于孔洞及边缘不平滑问题采用描黑算子(当某一背景像素的 8 邻域内至少有 5 个前景像素时,则该像素置为前景像素)进行处理。

1.5 分割效果评价

对分割效果分别采用定性与定量的方法进行评价:①请有经验的放射医师对分割的软骨图像与原图进行对比评价;②引入 Dice's 系数^[19]定量比较手工分割与人工分割结果的一致性, Dice's 系数 = $2 \times \text{重叠像素数} / (\text{手工分割像素数} + \text{自动分割像素数})$,其值越接近于 1 说明一致性越好。

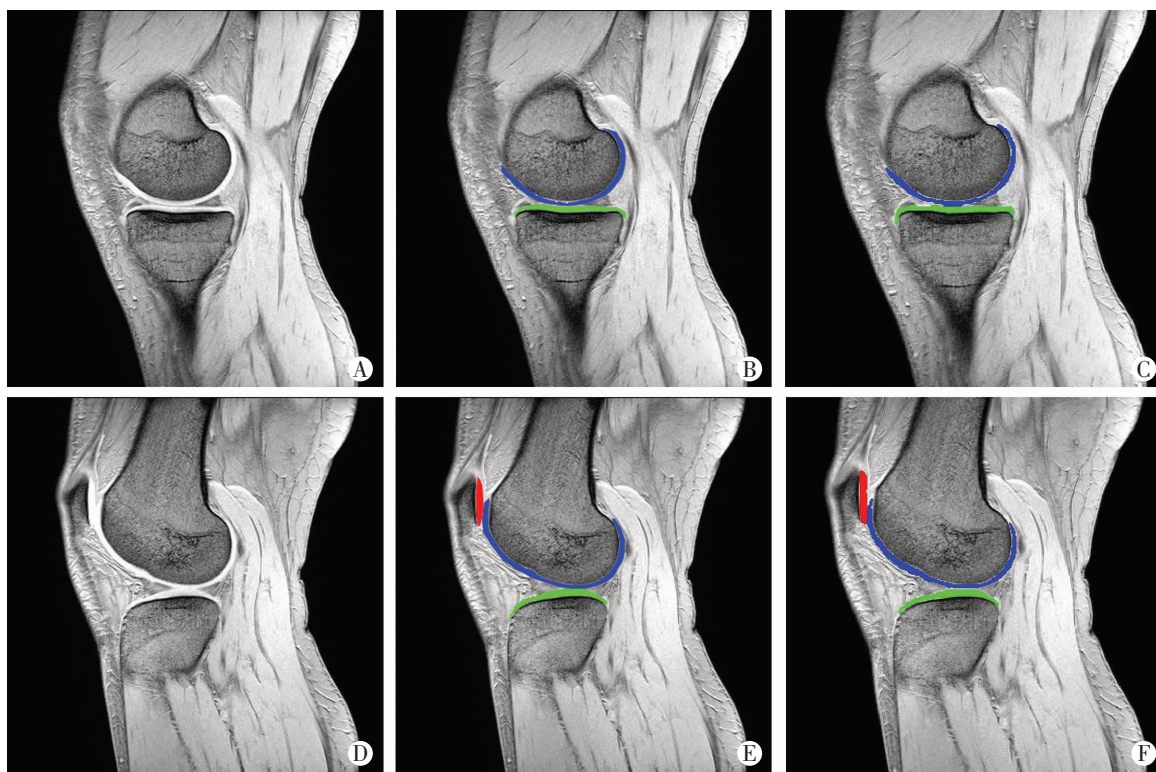
2 结果

利用 Matlab 对上述分割算法编程实现,在一台主频为 2.8 GHz 的 PC 上对测试样本进行分割耗时约 150 s,而放射医

师完成同样工作花费约 1 h,分割速度明显提高。图 6 给出了测试集中未包含髌软骨与包含髌软骨的 2 幅(编号 5、15)手工分割与自动分割的结果,可以发现,自动分割结果(图 6C、F)中软骨的形态轮廓与原图(图 6A、C)中软骨形态轮廓吻合度高,软骨边缘较光滑,能够区分相互接触的软骨组织。分别计算股软骨、胫软骨、髌软骨自动分割与手工分割结果的 Dice's 系数,其中最高的达 0.932,最低 0.45,平均值分别为 0.80、0.76、0.74,均大于 0.7,与手工分割结果(图 6B、E)具有较好的一致性。

3 讨论

对关节软骨进行三维重建或计算形态学参数有助于对软骨进行定量描述与评估,辅助临床医师对关节疾病进行早期诊断、评价药物疗效、制定手术计划^[20-22];此外,利用软骨的分割影像进行有限元分析及生物力学模拟,能够为膝关节病理、康复研究以及人工膝关节设计提供参考^[23-25]。本研究提出了一种针对膝关节 MRI 图像的全自动软骨分割算法,并对其可行性进行了验证。算法结合对膝关节的先验知识与图像信息,建立了基于边缘检测与 SVM 模型的像素分类器,能够对股软骨、胫软骨及髌软骨进行快速同步分割,与人工分割一致性较好,分割时间小于 2 min(8 层)。算法将边缘检测与 SVM 有机结合,而传统采用



A、D:待分割图像;B、E:手工分割结果;C、F:自动分割结果;A、B、C:不含髌软骨;D、E、F:含髌软骨;红色代表分割出的髌软骨,蓝色代表股软骨,绿色代表胫软骨

图6 膝关节软骨分割结果

边缘检测的软骨分割算法需要一定的人工参与以确定软骨的位置;单独利用SVM进行像素分类的算法需要更多的像素特征与样本数据,导致训练与分割时间增加。本研究提出的分割算法与目前已提出的分割算法相比主要具有以下优点:①提出了一种自适应边缘检测方法用于检测不同的骨-软骨边缘,识别标记出对应的骨-软骨边缘并利用其提供的解剖信息减少像素分类的数据量,提高了分割速度;②利用像素的边缘距离特征能够对相互接触的软骨组织或与软骨相近的肌肉组织进行区分;③全自动分割,无需人工参与,减少了放射医师的工作负担。虽然本算法已能获得较准确的软骨分割结果,但在某些层面Dice's系数相对较低,与人工分割仍有差距,原因可能为:①在边缘层面,软骨厚度较薄导致信号减弱,与骨组织相近;②中间部分层面有韧带穿过,软骨断裂;③采用的训练样本数仅有8层,不能囊括更多的特征变化。为获得更准确的软骨分割结果,未来可通过建立软骨数据库,扩大训练样本以提高算法的准确性,进而为临床提供定量的软骨数据。

参考文献:

[1] 黄洪容. 我国社区中老年人膝关节关节炎的发病趋势分析[J]. 当代医学, 2012, 18(12): 59-60.

[2] 李五根, 龚洪翰. 膝关节软骨的MRI研究基础与进展[J]. 江西医学院学报, 2009, 49(12): 128-131.

[3] 马聪, 张礼荣, 尉传社, 等. 3.0T MR半自动软件软骨体积定量测量的可重复性及准确性[J]. 中国医学影像技术, 2010, 26(4): 760-763.

[4] Tamez-Pena J G, Farber J, Gonzalez P C, et al. Unsupervised segmentation and quantification of anatomical knee features: data from the Osteoarthritis Initiative [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2012, 59(4): 1177-1188.

[5] Shan L, Charles C, Niethammer M. Automatic multi-atlas-based cartilage segmentation from knee MR images [J]. IEEE Int Symp Biomed Imaging, 2012: 1028-1031.

[6] Shan L, Charles C, Niethammer M. Automatic atlas-based three-label cartilage segmentation from MR knee images [J]. Proc Workshop Math Methods Biomed Image Analysis, 2012: 241-246.

[7] Zhang K, Deng J, Lu W. Segmenting human knee cartilage automatically from multi-contrast MR images using support vector machines and discriminative random fields. ICIP 2011 [C]//IEEE International Conference on Image Processing, September 11-14, 2011. Brussels: 2011: 721-724.

[8] 赵云鹏. 使用变分方法的半自动膝关节软骨分割[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010: 28-37.

[9] Yin Y, Zhang X, Williams R, et al. LOGISMOS—layered optimal graph image segmentation of multiple objects and surfaces: cartilage segmentation in the knee joint [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2010, 29(12): 2023-2037.

[10] Frupp J, Crozier S, Warfield S K, et al. Automatic segmentation and

quantitative analysis of the articular cartilages from magnetic resonance images of the knee [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2010, 29(1): 56-64.

[11] Folkesson J, Dam E B, Olsen O F, et al. Segmenting articular cartilage automatically using a voxel classification approach [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2007, 26(1): 106-115.

[12] Chi Y, Cashman P, Kitney R. Automatic segmentation of cartilage in MR images using CDCG: chessboard directional compensated GVF snakes [C]. MediVis'06: 3rd International Conference on Biomedical Visualisation, London, July 5-7 2006. London: 2006: 45-50.

[13] Tejos C, Hall L D, Cardenas-Blanco A. Segmentation of articular cartilage using active contours and prior knowledge [C]. IEMBS 04: Engineering in Medicine and Biology Society, 26th Annual International Conference of the IEEE, San Francisco, September 1-5, 2004. San Francisco: 2004: 1648-1651.

[14] Stammberger T, Eckstein F, Michaelis M, et al. Interobserver reproducibility of quantitative cartilage measurements: comparison of b-spline snakes and manual segmentation [J]. Magn Reson Imaging, 1999, 17(7): 1033-1042.

[15] Kapur T. Model Based Three Dimensional Medical Image Segmentation [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1999: 54-70.

[16] MATLAB 中文论坛. MATLAB神经网络30个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 112-121.

[17] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1986, 8(6): 679-698.

[18] 李二森, 张保明, 周晓明, 等. 自适应Canny边缘检测算法研究 [J]. 测绘科学, 2008, 33(6): 119-120, 65.

[19] Dice L R. Measures of the amount of ecologic association between species [J]. Ecology, 1945, 26(3): 297-302.

[20] Wirth W, Larroque S, Davies R Y, et al. Comparison of 1-year vs 2-year change in regional cartilage thickness in osteoarthritis results from 346 participants from the Osteoarthritis Initiative [J]. Osteoarthritis Cartilage, 2011, 19(1): 74-83.

[21] Frobell R B. Change in cartilage thickness, posttraumatic bone marrow lesions, and joint fluid volumes after acute ACL disruption: a two-year prospective MRI study of sixty-one subjects [J]. J Bone Joint Surg Am, 2011, 93(12): 1096-1103.

[22] Koo S, Giori N J, Gold G E, et al. Accuracy of 3D cartilage models generated from MR images is dependent on cartilage thickness: laser scanner based validation of *in vivo* cartilage [J]. J Biomech Eng, 2009, 131(12): 121004.

[23] Zheng H, Huang R, Zheng H, et al. Effects of bony structure simplification methods on biomechanics of knee's cartilage, ligaments and menisci in series of flexion angles [C]. ICDMA2012: The 3rd International Conference on Digital Manufacturing & Automation, GuiLin (China), July 31-August 2, 2012, GuiLin: 2012: 351-355.

[24] Horng A, Raya J, Zscharn M, et al. Locoregional deformation pattern of the patellar cartilage after different loading types-high-resolution 3D-MRI volumetry at 3 T *in-vivo* [J]. RoFo, 2011, 183(5): 432-440.

[25] 王建平. 膝关节力学建模与屈曲运动生物力学特性研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2010: 71-90.

(收稿:2013-01-21;修回:2013-02-27)

(编辑 龙亮)