

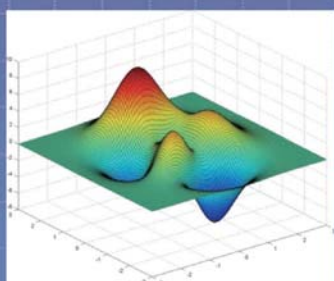


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所  
中国图象图形学学会  
北京应用物理与计算数学研究所

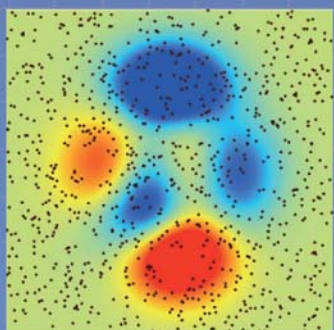
# 中国图象图形学报

2014  
02  
VOL.19

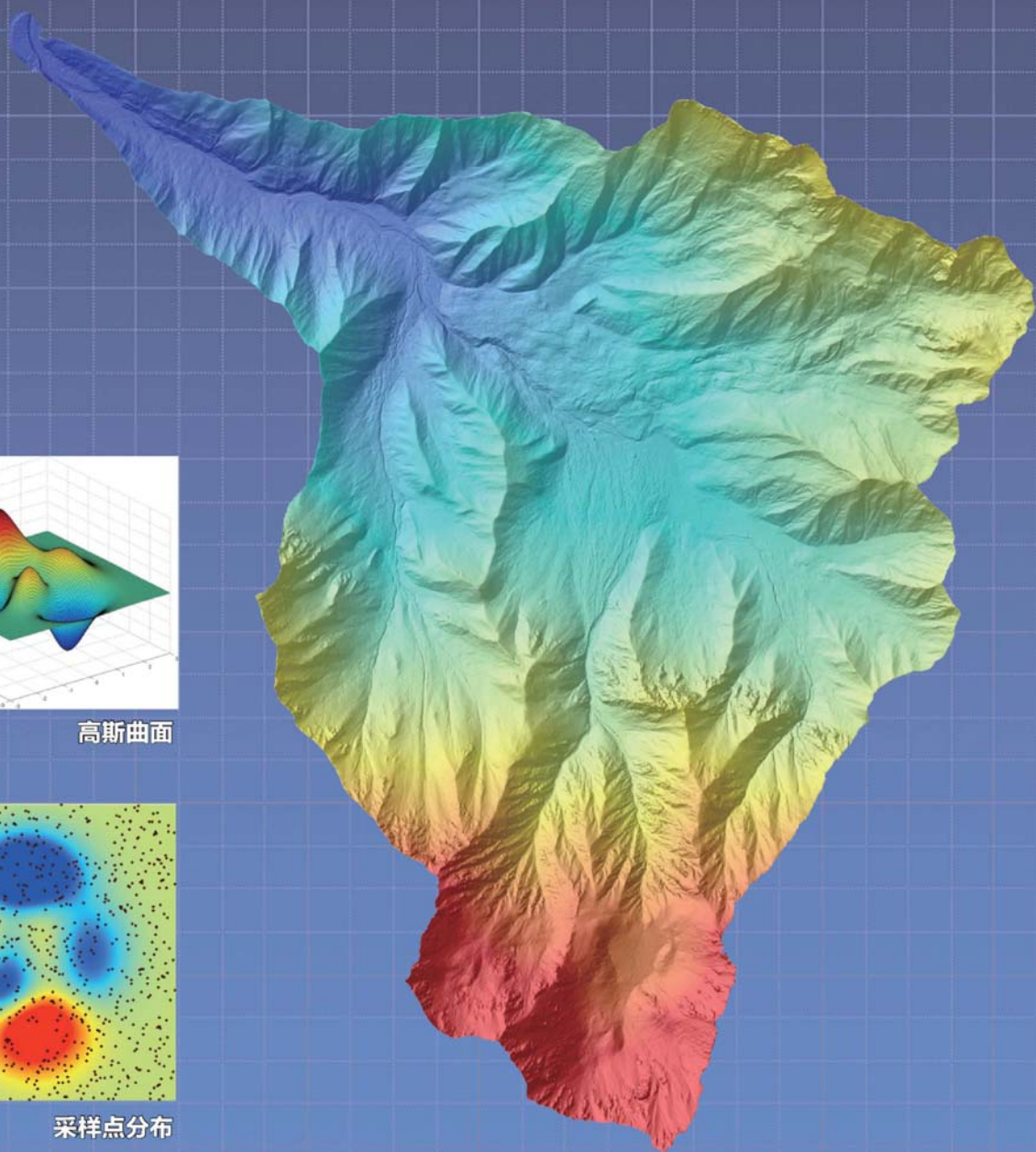
ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB



高斯曲面



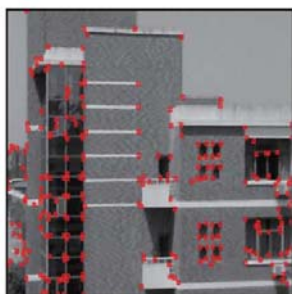
采样点分布



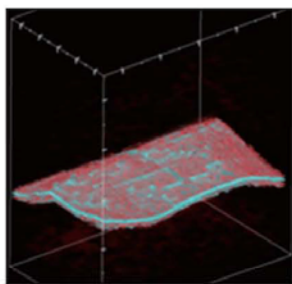
HASM地形模拟 P290



邻域最短距离法寻找最佳拼接缝(第227页)



曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测(第234页)



目标特征指导的多分辨率体绘制算法(第283页)

## 计算机视觉前沿论坛

## 行为理解的认知推理方法

陶霖密, 杨卓宁, 王国建 0167

## 深度学习及其在目标和行为识别中的新进展

郑胤, 陈权崎, 章毓晋 0175

## 图像处理和编码

## 分布式视频编码中基于改进FCM聚类的相关噪声模型估计

杨春玲, 吴娟 0185

## 结合一阶自回归滑动平均和压缩感知的视频模型

王教余, 徐小红, 沈仁明, 廖重阳, 杨勋 0194

## 信息量加权的梯度显著度图像质量评价

徐少平, 杨荣昌, 刘小平 0201

## 优化加权TV的复合正则化压缩感知图像重建

费选, 韦志辉, 肖亮, 李星秀 0211

## 消除图像伪轮廓的各向异性自适应滤波

倪婧, 王朔中, 廖纯, 曾兴 0219

## 邻域最短距离法寻找最佳拼接缝

郑悦, 程红, 孙文邦 0227

## 图像分析和识别

## 曲率尺度空间与链码方向统计的角点检测

曾接贤, 李炜烨 0234

## 基于方向特征的手掌静脉识别

周宇佳, 刘娅琴, 杨丰, 黄靖 0243

## 复杂环境下高效物体跟踪级联分类器

江伟坚, 郭躬德 0253

## 图像理解和计算机视觉

## 均值规范化对比度的局部特征描述符

颜雪军, 赵春霞, 袁夏, 徐丹, 刘凡 0266

## 计算机图形学

## 三角域上Said-Ball基的推广渐近迭代逼近

张莉, 李园园, 杨燕, 檀结庆 0275

## 目标特征指导的多分辨率体绘制算法

郭思奇, 鲁才, 聂小燕 0283

## 地理信息技术

## 高精度曲面建模优化方案

赵明伟, 岳天祥, 赵娜 0290

## 医学图像处理

## 应用于人体关节缺损修复的建模与可视化

邢慧君, 杨健, 李勤 0297

## 小邻域统计信息核磁共振医学图像分割模型

张建伟, 方林, 陈允杰, 詹天明 0305

## 遥感图像处理

## 结合暗通道原理和双边滤波的遥感图像增强

周雨薇, 陈强, 孙权森, 胡宝鹏 0313

## 改进NSCT和IHS变换相结合的遥感影像融合

刘慧, 周可法, 王金林, 王珊珊 0322

## 分段2维主成分分析的超光谱图像波段选择

张婧, 孙俊喜, 阮光诗, 刘红喜 0328

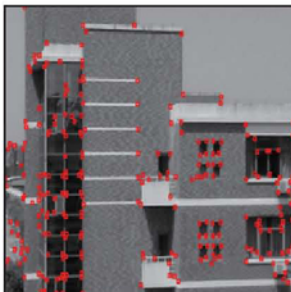


# CONTENTS

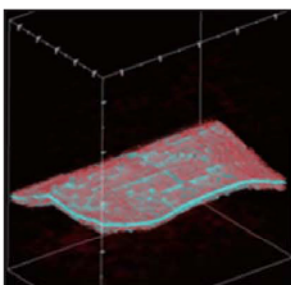
## JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood(P227)



Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics(P234)



Target feature based multi-resolution volume rendering(P283)

### Forum: Forefront of Computer Vision

#### Cognitive reasoning method for behavior understanding

Tao Linmi, Yang Zhuoning, Wang Guojian ..... 0167

#### Deep learning and its new progress in object and behavior recognition

Zheng Yin, Chen Quanqi, Zhang Yujin ..... 0175

### Image Processing and Coding

#### Correlation noise modeling based on improved Fuzzy C-Means clustering in distributed video coding

Yang Chunling, Wu Juan ..... 0185

#### Compressed sensing video model based on a first-order autoregressive moving average model

Wang Jiaoyu, Xu Xiaohong, Shen Renming, Liao Chongyang, Yang Xun ..... 0194

#### Information content weighted gradient saliency structural similarity index for image quality assessment

Xu Shaoping, Yang Rongchang, Liu Xiaoping ..... 0201

#### Compound regularized compressed sensing image reconstruction based on optimal reweighted TV

Fei Xuan, Wei Zhihui, Xiao Liang, Li Xingxiu ..... 0211

#### False contour suppression with anisotropic adaptive filtering

Ni Jing, Wang Shuozhong, Liao Chun, Zeng Xing ..... 0219

#### Finding an optimal seam-line through the shortest distance in the neighborhood

Zheng Yue, Cheng Hong, Sun Wenbang ..... 0227

### Image Analysis and Recognition

#### Corner detection based on curvature scale space and chain code direction statistics

Zeng Jiexian, Li Weiye ..... 0234

#### Palm-vein recognition based on oriented features

Zhou Yujia, Liu Yaqin, Yang Feng, Huang Jing ..... 0243

#### Efficient cascade classifier for object tracking in complex conditions

Jiang Weijian, Guo Gongde ..... 0253

### Image Understanding and Computer Vision

#### Local feature descriptor based on mean normalized contrast

Yan Xuejun, Zhao Chunxia, Yuan Xia, Xu Dan, Liu Fan ..... 0266

### Computer Graphics

#### Generalized progressive iterative approximation for Said-Ball based on triangular domains

Zhang Li, Li Yuanyuan, Yang Yan, Tan Jieqing ..... 0275

#### Target feature based multi-resolution volume rendering

Guo Siqi, Lu Cai, Nie Xiaoyan ..... 0283

### Geoinformatics

#### HASM optimization based on the improved difference scheme

Zhao Mingwei, Yue Tianxiang, Zhao Na ..... 0290

### Medical Image Processing

#### Method of modeling and visualization for repairing of osteoarticular defect

Xing Huijun, Yang Jian, Li Qin ..... 0297

#### Magnetic resonance medical images segmentation based on a local statistical information model

Zhang Jianwei, Fang Lin, Chen Yunjie, Zhan Tianming ..... 0305

### Remote Sensing Image Processing

#### Remote sensing image enhancement based on dark channel prior and bilateral filtering

Zhou Yuwei, Chen Qiang, Sun Quansen, Hu Baopeng ..... 0313

#### Remote sensing image fusion based on an improved NSCT and IHS transformation

Liu Hui, Zhou Kefa, Wang Jinlin, Wang Shanshan ..... 0322

#### Segmented 2DPCA algorithm for band selection of hyperspectral image

Zhang Jing, Sun Junxi, Ruan Guangshi, Liu Hongxi ..... 0328

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)2-0297-08

论文引用格式: 邢慧君, 杨健, 李勤. 应用于人体关节缺损修复的建模与可视化[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 297-304. [DOI: 10.11834/jig.20140216]

## 应用于人体关节缺损修复的建模与可视化

邢慧君<sup>1</sup>, 杨健<sup>2</sup>, 李勤<sup>1</sup>

1. 北京理工大学生命学院, 北京 100081;
2. 北京理工大学光电学院, 北京 100081

**摘要:** **目的** 关节缺损疾病治疗目前存在的主要问题是缺乏精确的关节模型以及个体化的修复方案, 为此提出量化关节骨缺损的精确建模与可视化方法。 **方法** 利用骨骼图像增强、多模态影像融合、关节结构分割、关节病变结构建模与定量分析等核心关键技术, 从关节 CT 或 MRI 影像中构建和恢复缺损关节的空间立体结构, 为关节缺损信息提供量化参数和 3 维模型, 从而帮助医生快速准确地对关节缺损疾病进行诊疗。 **结果** 针对建模与可视化方法中的核心关键技术进行了深入研究, 实验结果显示上述方法能够为关节缺损修复提供精确的 3 维量化模型。 **结论** 基于 CT、MRI 影像的关节结构建模与可视化技术为评价骨缺损大小提供了精确有效的方法, 在关节盂或肱骨结构等疾病的诊疗方面具有重要的临床意义, 此项技术的发展对关节缺损疾病的修复发挥着重要作用。

**关键词:** 关节; 骨骼分割; 建模; 定量分析

## Method of modeling and visualization for repairing of osteoarticular defect

Xing Huijun<sup>1</sup>, Yang Jian<sup>2\*</sup>, Li Qin<sup>1</sup>

1. School of Life Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

**Abstract:** **Objective** The main problem with the treatment for joint bone injury is the lack of accurate joint models for guidance in the repairing surgery. In this paper, we aim to study modeling and visualization techniques for quantifying osteoarticular defects accurately. **Method** The key techniques such as the enhancement of bone image, multi-modal image fusion, segmentation, modeling and measurement of bone structure, can visually show the three-dimensional geometry of the defect structure and provide a quantitative standard for doctors to diagnose and treat articular defects. **Result** The involved techniques are analyzed in depth, and the result shows the method above can provide accurate three-dimensional quantitative models. **Conclusion** The CT and MRI based three-dimensional modeling provide an accurate and effective method for the evaluation of osteoarticular defects. Therefore this method has a great value in assisting doctors to diagnose the defect of the glenoid and humeral head of the bone joint. The future development of this technology plays an important role to repair osteoarticular defects.

**Key words:** joint bone; segmentation; modeling; quantitative analysis

收稿日期: 2013-06-18; 修回日期: 2013-08-09

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)基金项目(2013AA010803); 北京市优秀人才计划基金项目(2010D009011000004)

第一作者简介: 邢慧君(1987—), 女, 北京理工大学生物医学工程硕士研究生, 主要研究领域为医学影像处理和计算机视觉。

E-mail: jessiejones@126.com

通信作者: 杨健, E-mail: jyang@bit.edu.cn

## 0 引言

人体的运动与关节密切相关,而关节病严重影响人们的日常运动。关节不稳定是常见疾病,在关节复发性前脱位患者中,有 90% 的人存在骨性结构缺损<sup>[1]</sup>,如肩关节盂或肱骨头骨性缺损。同样,髋关节错位、脱臼,股骨头坏死等大都存在关节结构缺失的情况。目前,关节置换术<sup>[2]</sup>被认为是治疗关节缺损的有效方法,关节置换术通常采用标准化的人工关节,即医生首先获取病人受损关节部位的 X 光片,然后从标准化人工关节假体中选取合适的型号安装到病人的受损关节部位。但是人体骨骼的形状及大小各不相同,而且目前国内外生产的人工关节规格和种类有限,因此在大多数情况下假体无法与受区骨骼匹配。若采用规格相近的人工关节替代,将会严重影响置换后关节的稳定性,甚至可能为病人带来一系列的并发症。为了弥补目前方法的缺陷,定制式人工关节置换术<sup>[3]</sup>获得了广泛的研究,该技术根据患者的 CT 或 MRI 影像设计个体化的缺损假体,使其在最大程度上与患者病变骨骼形成解剖结构上的匹配。但关节置换后的并发症发生率较高,甚至要经历数次的修复手术。精确的关节结构提取、模型引导的缺损结构补全是关节修复的关键。为此,一些研究学者提出保留原关节,利用移植骨或移植骨填充办法修复缺损关节结构<sup>[4]</sup>,从而恢复其解剖结构和生理功能。目前,利用移植骨治疗骨缺损的方法主要有髂骨移植术、异体骨移植术、肩盂前缘骨移植术等<sup>[5-6]</sup>。而正确的骨缺损量化是骨移植术最为重要的技术之一。

近年来,对关节缺损结构进行 CT 或 MRI 3 维量化分析在骨缺损量化中显示了很高的精确性<sup>[7]</sup>,被公认为是评价骨缺损大小的有效方法<sup>[8]</sup>。其中,关节结构的分割与建模技术获得了广泛的研究。Zhang 等人<sup>[9]</sup>将贝叶斯法则用于阈值的迭代求取,提出一种全自动的 3 维自适应阈值分割方法,成功地提取出了骨骼感兴趣区域。但当图像中灰度值范围有较大重叠或不存在明显灰度差异时,分割结果不够准确,因此不适用于相邻骨骼的分割。Chung 等人<sup>[10]</sup>则将区域生长法与自适应阈值相结合,通过对边界的检测不断调整阈值,控制区域生长的范围,防止边界溢出。自适应的区域生长法在骨骼分割过程中抗噪能力强、自动化程度高,且计算简单。但这

种方法仅对灰度分布较为均匀的连通目标有理想的提取效果,在骨骼弱边界区容易发生泄漏和相邻骨骼连通的情况。Soochan<sup>[11]</sup>和 Melih<sup>[12]</sup>等人基于马尔可夫模型采用图割法(graph cut)求取能量方程的最优值,从而提取膝关节结构,但这种方法存在计算量庞大的问题。此外,水平集方法和 Snake 形变模型在骨骼轮廓提取中获得了广泛应用,但 Snake 模型计算量较大,对轮廓初始化位置比较敏感。有些学者提出将初始轮廓标记点选取作为一个优化问题来解决,即利用最小描述长度<sup>[13]</sup>方法自动获取标记点,这种方法效率较高,且具有较好的鲁棒性,但 Snake 模型能量泛函只依赖于曲线参数的选择,与物体的几何形状无关,限制了其进一步的应用。水平集分割结果可能产生边界泄漏,为了改善水平集基于边界信息的缺陷,人们提出了区域型水平集的思想。Li 等人<sup>[14]</sup>将水平集边缘型和区域型思想相结合,通过在能量泛函中引入高斯核函数,构造有效的混合型水平集模型,可以在较少的迭代次数内有效地分割灰度不均匀目标。

在获得了关节几何模型之后,如何通过先验知识补全缺损结构依然是一项世界性的难题。Michael 等人<sup>[15]</sup>根据解剖结构知识将前下肢关节盂表面近似呈圆形实现缺损结构预测。然而,人体关节形态差异较大,圆形拟合方法对精确的模型引导形成了限制。Gerd 等人<sup>[16]</sup>通过对临床数据的统计分析证明正常人的双边关节形态几乎没有差异,提出利用镜像关节对称的方法建立关节缺损前完整模型,这种方法在修复实验当中获得了理想的效果,有效提高了单边关节缺损定量分析<sup>[17]</sup>的精度。

国内对于这方面的研究虽起步较晚,但在人工髋关节计算机辅助模型构建方面取得了一定的研究成果,上海交通大学<sup>[18]</sup>利用反求工程关键技术对髋关节点云数据进行几何形态分析,建立髋关节参数曲面模型,并优化模型的参数系列值,从而为假体选配提供依据。大连理工大学<sup>[2]</sup>使用活动轮廓模型提取髋关节几何结构,并根据解剖结构知识建立训练样本的统计形状模型,然后在该先验模型的引导下计算求取了缺损股骨头的修复模型。总体上来说,国内对于关节缺损修复的研究方法较为单一,参与单位较少,没有获得足够的重视。另外,该领域研究缺乏有效的评估方法,与临床应用还存在较大的距离。



# 1 关节缺损修复的关键步骤

目前,针对关节缺损修复的研究集中于通过CT、MRI影像对关节的结构进行3维重建与形态分析。CT、MRI影像提供了关节及其周围组织的解剖结构信息,是临床诊断关节缺损非常重要的手段。CT图像能清晰地显示骨骼结构,而MRI图像主要被用来构建软骨结构模型。因此,CT、MRI骨骼影像的融合能够提供更为全面的关节结构骨性组织的缺损状况,辅助医生对关节骨和软骨结构病变进行诊疗。

对缺损部位的3维建模与几何特征分析主要包括以下关键技术:骨骼图像增强、多模态影像融合、关节结构分割、骨关节建模及病变结构定量分析等,各关键技术间的关系如图1所示。

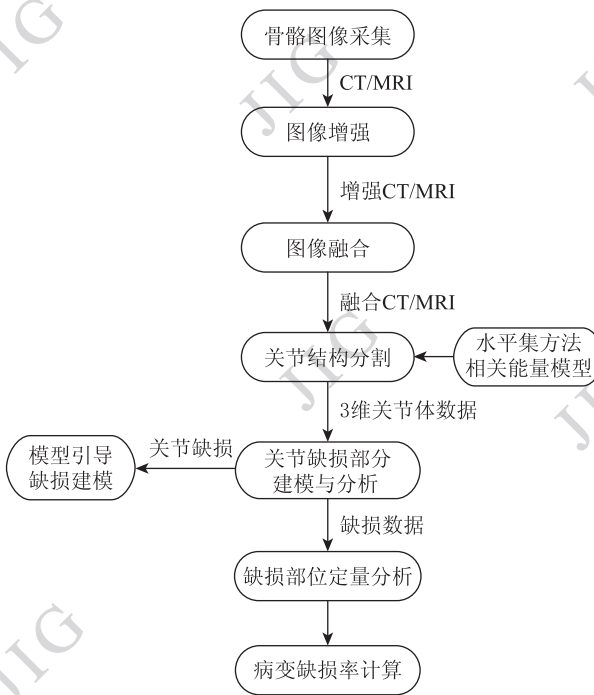


图1 骨关节缺损修复建模的工作流程

Fig. 1 Workflow of modeling for repairing of osteoarticular defect

CT和MRI影像设备在成像过程中不可避免地产生噪声,而噪声的干扰因素使得骨骼边缘的细节信息分割困难,因而,图像增强方法是改善图像质量的关键手段。多模态影像配准方法的有效性直接决定了影像的融合效果,由于骨性组织为刚性结构,其配准方法设计相对简单。骨骼分割是关节结构建模

的基础,有效准确的骨性结构分割是建立缺损模型的关键。

## 1.1 骨骼图像增强技术

在CT图像获取的过程中,由于X射线光子进入图像增强器的不均匀性以及管电流、管电压等物理因素,会产生不同的干扰噪声,严重影响图像的分割提取。MRI共振激发时,射频场的变化会引发人体内部的涡电流以及电路元器件的热效应,从而产生热噪声,降低了图像的信噪比。骨骼图像增强技术的目标是突出骨性边缘特征,削弱或抑制无用信息,从而增强对比度,加强骨骼结构的判别和识别效果。

对骨骼影像的增强主要包括提高图像的对比度、去除噪声干扰和改善边缘细节清晰度等。传统的增强方法有灰度变换、直方图均衡化、维纳滤波等,但常规方法很难兼顾去噪和细节保护两个方面的处理要求。目前,在骨性组织的增强方法中,小波分析的多分辨率特性使其能够在抑制噪声的同时增强边缘轮廓<sup>[19]</sup>。该方法的基本思想是将图像分解为大小、位置和方向均不相同的分量,通过改变小波变换域的系数,有选择地放大感兴趣区域,从而达到图像增强的目的。设 $\phi(x, y)$ 为尺度函数, $\psi(x, y)$ 为小波函数, $j$ 为分解层次, $n$ 是有限或无限的整数下标,则对任意图像 $f(x, y)$ 的小波分解可定义为

$$f(x, y) = \sum_n C_{j,n} \phi_{j,n}(x, y) + \sum_{k=1}^j \sum_n W_{k,n} \psi_{k,n}(x, y) \quad (1)$$

式中,第1项为低分辨率的图像部分,而第2项为不同频带的子图像, $C_{j,n}$ 、 $W_{k,n}$ 分别为尺度系数和小波系数。引入增益系数 $g_{k,n}$ ,则有

$$f(x, y) = \sum_n C_{j,n} \phi_{j,n}(x, y) + \sum_{k=1}^j \sum_n g_{k,n} W_{k,n} \psi_{k,n}(x, y) \quad (2)$$

通过高频小波阈值的设定不断调整增益系数,使各子带图像增强效果取得最佳。而在离散小波变换基础上改进的离散平方小波变换方法<sup>[20]</sup>可有效去除骨骼影像中的高斯和瑞利分布噪声。

## 1.2 影像配准与融合技术

CT、MRI设备对于人体不同组织具有不同的响应范围。CT图像具有较高的空间分辨率和几何特性,对骨骼成像较为清晰,而其对软组织的对比度和分辨率较低。MRI图像可清晰反映软组织的解剖结构,但对钙化点不敏感,且易受到电磁干扰的影像

而发生失真或形变。将 CT、MRI 的骨骼图像进行配准融合,可获得更为清晰的关节结构信息,从而辅助医生制定出更加合理的治疗方案。

图像融合的关键步骤之一是将不同模态的图像进行配准,图像配准主要基于两幅图像间的相似性测度,对源图像进行一定的几何变换将其映射到目标图像的坐标系中,使两幅图像的对应特征达到空间上的一致,如图 2 所示。对于参考图像  $R$  和浮动图像  $S$ ,定义图像间的相似性测度函数  $E(S, R)$ ,当两幅图像的空间位置完全一致时,相似性达到最大。可见,对图像的配准实质是寻求最优的几何变换  $T$ ,使变换后的浮动图像  $T(S)$  与参考图像  $R$  相似性测度  $E(T(S), R)$  达到最大值,即

$$T^* = \arg \max_r E(T(S), R) \quad (3)$$

骨骼结构组织不易发生形变,物体内部任意两点间的距离在变换前后保持不变,因此对骨骼结构

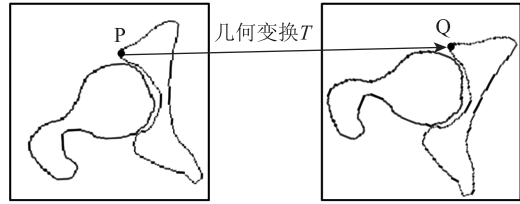


图 2 髋关节配准示意图

Fig. 2 Schematic diagram of hip joint registration

图像的配准选用刚性变换模型,只包括欧氏变换和尺度缩放。欧氏变换受到旋转矩阵  $R$  与平移向量  $t$  共同约束,旋转矩阵  $R$  由绕 3 轴旋转  $\alpha, \beta, \gamma$  共 3 个参数组成,平移向量  $t$  则拥有  $t_x, t_y, t_z$  共 3 个参数,即欧氏变换共由 6 个参数限定。尺度缩放变换由缩放因子  $s$  限定。因此 3 维坐标系下的刚性变换矩阵  $T(R, t, s)$  为 7 个参数约束下的坐标变换矩阵,即

$$T(R, t, s) = \begin{bmatrix} \cos \beta \cos \gamma \cdot s & \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma - \cos \alpha \sin \gamma & \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma + \sin \alpha \sin \gamma & t_x \\ \cos \beta \sin \gamma & (\sin \alpha \sin \beta \sin \gamma + \cos \alpha \cos \gamma) \cdot s & \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma - \sin \alpha \cos \gamma & t_y \\ -\sin \beta & \sin \alpha \cos \beta & \cos \alpha \cos \beta \cdot s & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \cdot s \end{bmatrix} \quad (4)$$

浮动图像变换之后,像素点产生了位移,坐标位置为浮点数,因此需要用灰度插值的方法对像素灰度进行计算,如三线部分体积分插值<sup>[21]</sup>(PV)算法。总体来说,骨骼多模态影像的配准问题简化为寻求最优的刚性变换参数,配准流程如图 3 所示。在配准流程中,相似性测度和参数优化算法是关键。

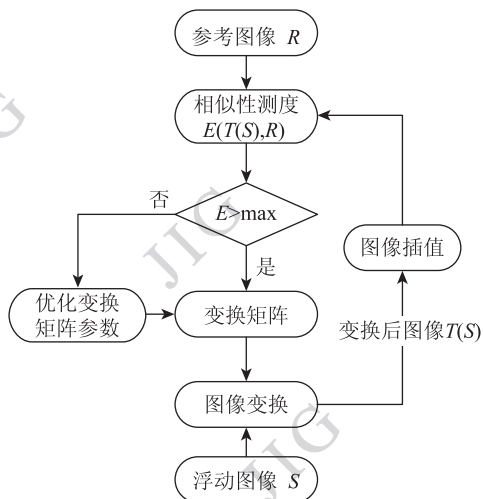


图 3 图像配准流程图

Fig. 3 Flow chart of image registration

#### 1) 相似性测度

相似性测度用于对两幅图像之间的相似性程度进行定量度量。典型的相似性测度函数<sup>[22]</sup>包括:互信息量(MI)、互相关(CC)、差值图像直方图能量(EHD)等。其中,互信息方法<sup>[23]</sup>是两幅图像灰度信息统计相关性的一种测度,被广泛地用于各种模态图像之间的配准。互信息的表达式为

$$I(S, R) = H(S) + H(R) - H(S, R) \quad (5)$$

式中,  $H(S)$  和  $H(R)$  分别是图像  $S$  和  $R$  的熵,反映了图像所含信息量的大小,  $H(S, R)$  为两幅图像的联合熵,表达式分别为

$$H = \sum_i p_i \log \frac{1}{p_i} = - \sum_i p_i \log p_i \quad (6)$$

$$H(S, R) = \sum_{i,j} p(i, j) \log p(i, j) \quad (7)$$

式中,  $p_i$  为像素灰度  $i$  出现的概率,  $p(i, j)$  为两幅图像的联合直方图概率分布。当两幅图像的互信息不满足指定条件,则优化几何变换的参数。直至满足互信息量最大时,得到最终配准结果。

#### 2) 参数优化算法

优化算法是寻找最优变换参数,得到最大化相似度。图像配准在本质上是一个多参数优化的问

题,即寻找互信息量最大时的几个空间变换参数值。这是一个寻找多维变量最大值的问题,常用的优化方法有 Powell 法、Levenberg-Marquadt 法、Newton-Raphson iteration 法等<sup>[24-25]</sup>。

针对图像边缘、轮廓承载了重要特征信息的特点,人们提出以图像特征为基础的融合方法。这种方法将多模态图像分别变换至一定变换域上,在变换域上设计一定的特征选择规则,再根据选取的规则在变换域上创建融合图像,最后逆变换得到重建融合图像。这种融合技术虽然在原理上不够直观且算法复杂,但其实现效果较好,如 Laplacian 金字塔法、Gaussian 金字塔分解法、低通比率金字塔法以及多分辨率形态滤波法和应用较多的小波变换融合法等<sup>[26-27]</sup>。

### 1.3 关节结构分割

关节结构分割的目标是将骨骼同皮肤、肌肉等其他组织分离,而后从骨骼当中提取关节结构,根据关节头和关节盂的几何特征建立缺损部分的模型。由于人体骨骼的灰度值与其他软组织的灰度值相比差别较大,因此可利用灰度阈值将骨骼和其他组织分离,但阈值法无法实现骨骼与骨骼之间的分离。活动轮廓模型将图像数据、目标轮廓、初始估计及基于先验知识的约束条件统一于目标特征的提取过程中,通过合适的初始化便可自动收敛于能量最小值状态,对于边界的搜索更为准确,在骨骼结构的精确提取当中发挥了重要作用<sup>[28]</sup>。其中,几何活动轮廓模型主要根据水平集方法,使用曲线的几何度量参数隐式地表达曲线运动过程,可以较好地处理拓扑结构的变化,且容易扩展到高维,因而在骨关节图像分割中有着广泛的研究和应用。

#### 1) 水平集方法

水平集方法的主要思想是将移动变形的曲线或面表示为更高维的超平面水平集,用高维水平集提供演化曲线或面的隐式表达,而目标曲线或面总是保持为函数在零水平截面上的点集,所以只要获得演化函数在零水平截面上点集的位置,即可得到移动变形曲线或面的演化结果。用于演化的平面闭合曲线为

$$C(p, t) = (x(p, t), y(p, t)) \quad (8)$$

式中,  $p$  为任意的参数化变量,  $t$  为时间,  $x(p, t)$ 、 $y(p, t)$  为曲线在 2 维平面  $x, y$  方向的坐标。该曲线可用零水平集函数表示为

$$\phi(x, y, t) = 0 \quad (9)$$

即在任意时刻  $t$

$$\begin{cases} C(p, 0) = \{(x, y) | \phi(x, y, 0) = 0\} \\ C(p, t) = \{(x, y) | \phi(x, y, t) = 0\} \end{cases} \quad (10)$$

对曲线  $C(p, t)$  对应的零水平集函数  $\phi(C(t), t) = 0$  求全微分,得

$$\nabla\phi \cdot \frac{\partial C}{\partial t} + \frac{\partial\phi}{\partial t} = 0 \quad (11)$$

且平面闭合曲线的演化满足

$$\frac{\partial C}{\partial t} = V(k) \cdot N \quad (12)$$

式中,  $N$  为曲线的内向法向量,  $k$  为曲率,  $V(k)$  为曲线在法线方向的演化速度。且  $N = -\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}$ , 综合式(11)(12)可得

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = V(k) |\nabla\phi| \quad (13)$$

因此,水平集方法的实质就是求解一个随时间变化的偏微分方程,通常建立闭合曲线的某一能量泛函,利用变分法对这一能量进行最小化,得到曲线的运动演化方程,从而得到水平集方程。对于不同的能量模型,速度  $V(k)$  的表达式不同,分割方法也不同。

#### 2) 相关能量模型

根据能量函数的不同,主要有基于边界能量和区域能量的水平集方法。测地线活动轮廓模型(GAC)依赖图像边界灰度的不连续性来控制曲线的演化,根据边界处的梯度信息  $|\nabla I|$  来定义能量函数。相应的水平集演化函数为

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \text{div}\left(g \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) |\nabla\phi| \quad (14)$$

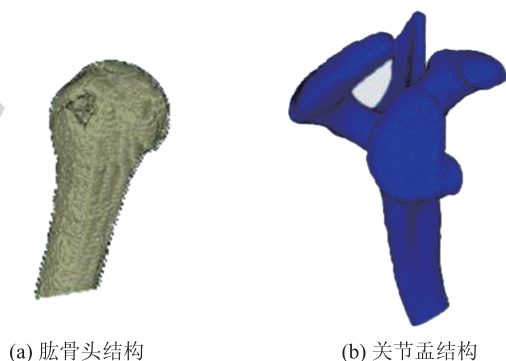
式中,  $g$  是一个由图像梯度信息  $|\nabla I|$  表示的边界停止函数,一般使用形式有

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla I|^2} \quad (15)$$

这种方法对分割有断裂面的图像呈现出很好的边缘提取效果,图4为使用 GAC 水平集方法对缺损关节结构的分割结果。CV(Chan-Vese)模型将整个图像区域分成内、外两部分,而两个区域内的图像平均灰度差值最大,恰好能反映出目标与背景的区别,那么这一条闭合曲线就可以看成是目标轮廓。相应的水平集演化方程为

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \delta_c \left[ \mu \text{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) - \lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (16)$$





(a) 肱骨头结构

(b) 关节盂结构

图4 水平集方法对缺损关节结构的分割结果

Fig. 4 Segmentation of defective joint by the level set

式中,  $\mu$ 、 $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是取值为正的常数, 一般情况下可固定为  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 。  $I$  为初始图像,  $c_1$  和  $c_2$  分别是演化曲线内部和外部的图像灰度均值。这种方法对于模糊边界、存在噪声的骨骼图像可以通过最大化目标与背景的灰度差来得到理想的分割结果<sup>[29]</sup>。结合以上两种水平集模型的优势, 以及人们对能量函数的不断改进, 水平集方法在精确分割骨关节结构方面取得了有效的成果。近年来, 有学者考虑将目标的灰度统计分布、形状的解剖学知识、目标位置的空间关系等先验知识加入到活动轮廓模型的框架中, 在关节软骨等较复杂的结构分割<sup>[30]</sup>当中能够得到较好的结果。

#### 1.4 关节缺损部分建模与分析

对关节缺损部分建模, 即用计算机视觉技术重构出缺损部分的3维形态, 直观、准确地反应缺损部分的大小、状态、空间位置等重要临床信息。模型的建立和分析大致分为以下几个过程:

##### 1) 模型引导的缺损部分建模

分割得到关节3维结构后, 需找出标准模型对病变关节进行修复, 通过标准模型与病变关节模型的配准得到缺损部分的几何结构。由于不同个体的关节形态差异很大, 肱骨头和关节盂缺损前的结构很难获得。关节重建的核心问题是恢复关节缺损前的拓扑结构。基于关节统计模型的方法需要大量的正常关节样本, 在提取骨关节结构后进行结构特征分析, 最终形成骨关节的统计平均模型, 该方法计算过程复杂且费时费力。临床实验证明, 利用镜像关节结构对缺损关节修复是一种有效的途径<sup>[16]</sup>, 该方法分别提取肱骨头及关节盂3维结构, 构建患者左右肩关节模型。根据关节镜像对称的特点, 以左右肩关节中正常关节模型作为标准引导缺损关节的

修复。

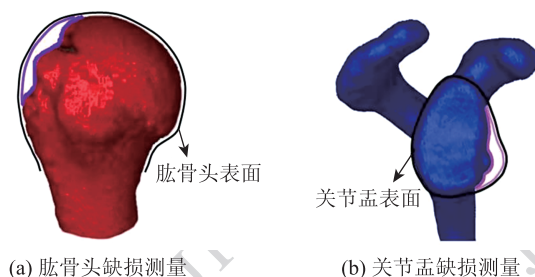
标准模型与病变关节模型的引导通常通过模型间的配准获得, 通过提取两种模型的重要特征, 如点、线、边缘、轮廓等, 根据特征的匹配关系建立图像之间的映射<sup>[31]</sup>, 由关节结构的映射关系得到缺损部分的位置信息和几何结构。该方法计算复杂度低, 对图像灰度的变化有较好的鲁棒性, 可用于复杂几何变形图像间的配准。

##### 2) 缺损部分的定量分析

医生在术前制定治疗方案时, 需要对病变部位进行参数化测量从而定量分析缺损结构的大小, 缺损部分的参数测量值决定了修复模型建立的结果, 直接影响了关节修复治疗的效果, 与术后关节运动的灵活性紧密相关, 是关节缺损修复成功与否的关键。

传统测量方法需要临床医生对多层序列图像逐步分析, 操作较为繁琐。目前, 通过CT和MRI影像对关节结构进行3维重建与量化分析使人们直接对3维结构参数化测量, 将关节表面几何特征客观地表达出来, 通过长度、宽度、深度、表面积和体积的测量参数<sup>[32]</sup>分析关节缺损结构。与传统测量方法相比较, 无论是精度还是效率都大大提高<sup>[2]</sup>。

根据关节结构的参数测量值, 采用缺损率<sup>[33]</sup>来评估骨关节缺损程度, 可指导医生采取适当的治疗策略。即通过计算肱骨头或关节盂缺损部分表面积(或体积)占正常结构表面积(或体积)的百分比来获得缺损率(图5)。



(a) 肱骨头缺损测量

(b) 关节盂缺损测量

图5 关节缺损部分的测量

(其中紫色线圈区域为模型缺损部分)

Fig. 5 Measurement of the joint defect

(purple winding area is the defect of the model)

## 2 结论

关节缺损结构的建模与可视化方法对关节缺损

修复的临床诊疗具有非常重要的意义。与定制化的关节移植相比,依据个体化CT、MRI影像建立的关节模型与受体骨性组织的匹配度更高、排异性更小,对其邻近组织的磨损更小。近年来,关节缺损结构的建模与可视化方法由于其重要的临床意义获得了广泛的研究。然而,关节缺损建模与可视化方法涉及的技术面较多、难度较大,面临的问题主要有以下几个方面:

1)在关节结构分割方面,由于常规CT、MRI影像扫描分辨率较低,人体关节中骨骼的间隙通常很小,且灰度值非常接近,从CT、MRI图像获取清晰准确的边界信息比较困难。

迄今为止,CT、MRI影像的骨骼分割没有统一的方法。基于模型的分割方法需综合应用关节解剖结构的先验知识和目标结构的运动轮廓模型,通过合适的初始化设置即可获得最优解,在关节结构的精确提取方面优势较大。但此类方法较难求解准确的偏微分方程,容易陷入边缘局部极小值,且在曲率较小的位置,收敛效果不好。不同能量模型的水平集方法各有其优缺点,基于区域的水平集方法对图像灰度分布进行了分段常量假设,因而对于目标与背景灰度差别较小或存在灰度重叠情况的图像,分割方法往往失效。基于边界的水平集方法对边界梯度信息依赖性较大,分割过程易受噪声干扰。将区域能量、边界能量以及形状信息综合,往往能够得到较好的分割结果。而如何融合多种能量函数以得到鲁棒的结果,还有待进一步深入研究。

2)在缺损部位模型构建方面,若病人单边关节缺损,可利用镜像正常关节对缺损关节修复,但正常关节对病变关节鲁棒、自动的配准方法还存在较大的技术难题。若病人双边关节缺损,则需建立基于统计平均的标准关节模型,统计模型的建立需要大量的正常关节数据,还要综合考虑患者的年龄、身高、性别等因素。

3)在缺损部位定量分析方面,对缺损部位几何参数测量方面还没有形成统一的标准,且当关节损伤部位较大时,测量较为困难,结果不够精确。另外,在关节缺损补全的临床应用中,除了对缺损修复模型进行几何特征的测量外,还需对其物理特性及生物特性进行分析。可见,适用于临床的测量参数和精准快速的测量方法还需要进一步研究,缺损部分的重建模型在临床的应用还需要大量的实验验证。

尽管用于关节缺损修复的建模与定量分析方法还有很多待解决的问题,但是利用螺旋CT、磁共振成像、超声等图像信息重建的关节结构3维模型,为辅助外科医生对病情进行诊断、制定详细的手术规划提供了客观、准确、直观的手段,对提高关节修复手术的精度、降低手术风险具有重要的临床意义。这方面的研究才刚刚开始,其技术和设备远没有成熟,随着影像设备成像技术的不断发展、分割和配准技术的完善,3维建模与分析方法将在临床关节修复的治疗过程中发挥越来越大的作用。

## 参考文献 (References)

- [1] Dipaola M J, Jazrawi L M, Rokito A S, et al. Management of humeral and glenoid bone loss associated with glenohumeral instability: results with anatomical bone grafting [J]. Bulletin of the NYU Hospital for Joint Diseases, 2010, 68(4): 245.
- [2] Song W W. Study on key technologies of modeling for rehabilitation of femoral head [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2008. 宋卫卫. 股骨头修复建模关键技术研究 [D]. 大连:大连理工大学, 2008.
- [3] Choplin R H, Henley C N, Edds E M, et al. Total hip arthroplasty in patients with bone deficiency of the acetabulum [J]. Radiographics, 2008, 28(3): 71-86.
- [4] Park M J, Garcia M M S G. Arthroscopic remplissage with bankart repair for the treatment of glenohumeral instability with hillsachs lesion [J]. University of Pennsylvania Orthopedic Journal, 2010, 20:36-41.
- [5] Ljungquist K L, Butler R B, Griesser M J, et al. Prediction of coracoid thickness using a glenoid width-based model: implications for bone reconstruction procedures in chronic anterior shoulder instability [J]. Journal of Shoulder and Elbow Surgery, 2012, 21(6): 815-821.
- [6] Skendzel J G, Sekiya J K. Diagnosis and management of humeral head bone loss in shoulder instability [J]. The American Journal of Sports Medicine, 2012, 40(11): 2633-2644.
- [7] Bois A J, Fenning S D, Polster J, et al. Quantifying glenoid bone loss in anterior shoulder instability reliability and accuracy of 2-Dimensional and 3-Dimensional computed tomography measurement techniques [J]. The American Journal of Sports Medicine, 2012, 40(11): 2569-2577.
- [8] Rerko M A, Pan X, Donaldson C, et al. Comparison of various imaging techniques to quantify glenoid bone loss in shoulder instability [J]. Journal of Shoulder and Elbow Surgery, 2012, 22(4): 528-534.
- [9] Zhang J, Yan C H, Chui C K, et al. Fast segmentation of bone in CT images using 3D adaptive thresholding [J]. Computers in Biology and Medicine, 2010, 40(2): 231-236.
- [10] Huang C Y, Luo L J, Lee P Y, et al. Efficient segmentation al-



- gorithm for 3D bone models construction on medical images [J]. Journal of Medical and Biological Engineering, 2011, 31(6): 375-386.
- [11] Lee S, Park S H, Shim H, et al. Optimization of local shape and appearance probabilities for segmentation of knee cartilage in 3-D MR images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2011, 115(12): 1710-1720.
- [12] Aslan M S, Ali A, Rara H, et al. A novel 3D segmentation of vertebral bones from volumetric ct images using graph cuts [C]// Proceedings of Advances in Visual Computing. Berlin Heidelberg: Springer, 2009: 519-528.
- [13] Davies R H. Learning Shape: Optimal Models for Analyzing Natural Variability [M]. Manchester: University of Manchester, 2002.
- [14] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [15] Hantes M E, Venouziou A, Bargiotas K A, et al. Repair of an anteroinferior glenoid defect by the latarjet procedure: quantitative assessment of the repair by computed tomography [J]. Arthroscopy: The Journal of Arthroscopic & Related Surgery, 2010, 26(8): 1021-1026.
- [16] Diederichs G, Seim H, Meyer H, et al. CT-based patient-specific modeling of glenoid rim defects: a feasibility study [J]. American Journal of Roentgenology, 2008, 191(5): 1406-1411.
- [17] Griffith J F, Antonio G E, Yung P S H, et al. Prevalence, pattern, and spectrum of glenoid bone loss in anterior shoulder dislocation: CT analysis of 218 patients [J]. American Journal of Roentgenology, 2008, 190(5): 1247-1254.
- [18] Hu X. Research on key technologies of reverse engineering and its application on morphology analysis and modeling of hip joint [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2004. [胡鑫. 反求工程关键技术及其在髋关节生物形态分析与建模中的应用研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2004.]
- [19] Shi J, Shan Z. Image resolution enhancement using statistical estimation in wavelet domain [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7: 571-578.
- [20] Nowak R D. Wavelet-based Rician noise removal for magnetic resonance imaging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1408-1419.
- [21] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey [J]. Image and vision computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [22] Kalra P K, Kumar N. An automatic image registration scheme using Tsallis entropy [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2010, 5(4): 328-335.
- [23] Darkner S, Sporring J. Generalized partial volume: an inferior density estimator to parzen windows for normalized mutual information [C]// Proceedings of Information Processing in Medical Imaging. Berlin: Springer, 2011: 436-447.
- [24] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Mutual-information-based registration of medical images: a survey [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(8): 986-1004.
- [25] Chu W, Ma L, Song J, et al. An iterative image registration algorithm by optimizing similarity measurement [J]. Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology, 2010, 115(1): 1-6.
- [26] Zhang Q, Wang L, Li H, et al. Similarity-based multimodality image fusion with shiftable complex directional pyramid [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13): 1544-1553.
- [27] Yang Y, Park D S, Huang S, et al. Medical image fusion via an effective wavelet-based approach [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010: 44.
- [28] Calder J, Tahmasebi A M, Mansouri A R. A variational approach to bone segmentation in CT images [C]// Medical Imaging 2011: Image Processing. San Diego: SPIE, 2011, 7962: 79620B(1-15).
- [29] Truc P T H, Kim T S, Lee S, et al. A study on the feasibility of active contours on automatic CT bone segmentation [J]. Journal of Digital Imaging, 2010, 23(6): 793-805.
- [30] Jenny Folkesson. Statistical classification and level set methods in medical image analysis: quantitative evaluation of articular cartilage in knee MRI [D]. Copenhagen, Denmark: University of Copenhagen, 2007.
- [31] Cheng Y, Jin Q, Tanaka H, et al. Accurate bone registration in knee MR images [J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2012, 35(1): 101-113.
- [32] Brouwer K M, Bolmers A, Ring D. Quantitative 3-dimensional computed tomography measurement of distal humerus fractures [J]. Journal of Shoulder and Elbow Surgery, 2012, 21(7): 977-982.
- [33] Kodali P, Jones M H, Polster J, et al. Accuracy of measurement of Hill-Sachs lesions with computed tomography [J]. Journal of Shoulder and Elbow Surgery, 2011, 20(8): 1328-1334.