

基于3D-CT图像的髋脱位定量智能诊断方法

李宏¹, 孙航¹, 刘圣楠¹, 潘诗农²

(1. 东北大学 中荷生物医学与信息工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 中国医科大学附属盛京医院 放射科, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要: 根据正常状态下股骨头与髋臼月状面所在球面同心的原理,结合三维图像分割与球面拟合两种主要思想以及细节的算法处理,提出一种有效的髋脱位定量辅助诊断方法. 首先将髋臼与股骨头三维分割,获取各自的独立数据;提取髋臼与股骨头表面数据并剔除误差点后,利用最小二乘法分别拟合出股骨头表面和髋臼月状面所在的球面,并通过两球面的球心距数值确定髋臼是否脱位. 实验结果表明,此方法判断结果有效,同时可计算出髋臼复位需要移动的距离,提高诊断精度.

关 键 词: 髋脱位;计算机辅助诊断;三维CT图像分割;球面拟合

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2018)02-0190-05

Quantitative and Intelligent Diagnosis Method of Hip Dislocation Based on 3D-CT Images

LI Hong¹, SUN Hang¹, LIU Sheng-nan¹, PAN Shi-nong²

(1. School of Sino-Dutch Biomedical and Information Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. Department of Radiology, Shengjing Hospital of China Medical University, Shenyang 110004, China. Corresponding author: LI Hong, E-mail: lihong@bmie.neu.edu.cn)

Abstract: Considering that the spherical surface of the femoral head should be approximately concentric with that of the acetabulum, an effective method based on three dimensional image segmentation and spherical surface fitting was proposed, with some detailed algorithm designed. First, the three dimensional segmentation was implemented on the femur and acetabulum to obtain respective independent data. After extracting the valid data of the femoral head and acetabulum boundary and removing the error points, the least square method was applied to fit the spherical surface of the femoral head and the surface of the acetabulum. Then the respective sphere center distance between two spherical surfaces was calculated, thus determining whether the acetabulum is dislocated or not. The results of experiments show that the method proposed can provide the distance for hip replacement and improve the diagnostic accuracy.

Key words: hip dislocation; computer aided diagnosis (CAD); 3D-CT image segmentation; spherical fitting

髋脱位疾病机理是股骨头脱出髋臼窝以外,一般分为前、后及中心脱位,其诊断方法主要是影像学检查,包括X线检查和3D-CT. 临床诊断中医生大多通过浏览CT图像中多幅二维断层图像所提供的信息,依靠主观想法和临床经验来判断病灶的严重程度及其周围的三维几何关系,此方法缺乏客观准确性,诊断效率也存在一定局限. 三维CT重建可以立体地显示关节表面,图像逼真,并且可以任意角度旋转图像而获得最佳暴露部位,可大大减轻医生诊断负担,提高诊断效率. 医生观察三维重建图像虽然比较直观,但所得到的诊断结论也非定量化结果,仍然缺乏准确性.

在计算机辅助髋脱位诊断领域中,目前已有一些研究:文献[1]提出基于混合光伏部分容积法处理患者的CT/MRI髋关节影像,得到髋臼指数和中心的定量测量边角,但此方法分割效果较粗糙,准

确性低;文献[2]提出自动分割股骨头和髌臼软骨方法,但需根据经验设定感兴趣区域(ROI),对于髌关节尚未发育完全的患者并不能准确提取;文献[3]在灵活转动的髌关节中设计了股骨头和骨盆的复合统计模型,这些方法不足之处在于尚未形成有效、自动的定量诊断方法来辅助判断髌脱位。

目前,在 3D-CT 数据基础上髌关节内部分割有一些进展,但文献[4]基于形状模型的方法对患者依赖性高,可能在分割严重异常的关节时会遇到困难,导致剩余健康骨的分割精度降低;图切约束图搜索算法^[5]在低对比度和窄的接合空间容易存在过分割。文献[6]结合快速随机森林回归的地标检测和关节统计形状模型的拟合,提取髌关节表面模型。针对粘连处,文献[7]使用图形编程提取股骨,降低了时间复杂度,但针对难度更高的股骨头与髌臼提取无过多研究;对于结合紧密难以分割区域,可借文献[8]提出的压力分析准确分割股骨并可视化显示的方法,但对于凹陷形态的髌臼的提取,文献[8]并无研究。

通过形态分析和辅助模型^[9]可知,正常髌关节的股骨头与髌臼所在曲面应处于同心位置。对于髌脱位患者,其手术治疗的目的是尽量恢复头臼的同心圆关系,增加股骨头的覆盖面积,减少股骨头坏死率,为今后的髌臼和股骨头的发育奠定基础^[10]。在文献[9]的基础上,本文提出一种定量诊断髌脱位的方法,将股骨头与髌臼的同心关系应用在髌脱位的自动诊断上。该方法在疑似患者的 3D-CT 影像上操作,结合三维分割与球面拟合思想,通过验证股骨头与髌臼所在曲面是否同心来判断髌关节是否脱位以及脱位程度。

1 实验材料和实验方法

1.1 实验材料

本文实验数据由中国医科大学附属盛京医院提供,40 个髌关节数据(14 套疑似患者的双髌数据,3 套患者术后数据,3 套正常髌数据),具体信息见表 1。所有数据的原始像素数均为 512×512,空间分辨率为 0.41~0.74 mm,层间距为 1~1.5 mm。有效数据层是指为提高处理速率筛选的仅含股骨头和髌臼部分的图像,此区域外的其他层图像不参与后续操作。

1.2 实验方法

本方法共分三个步骤:预处理,三维分割股骨头与髌臼,球面拟合。其中预处理部分涉及到 ROI 提取和等方性(即空间分辨率的各向同性)处理;

三维分割股骨头与髌臼包括初始阈值分割、区域填充、三维区域生长和边缘提取;球面拟合包括数据点提取、误差点去除和计算股骨头与髌臼所在球面的球心距,最终达到对髌脱位的定量辅助诊断。

表 1 CT 数据参数信息					
Table 1 Parameter information of CT data					
年龄	层数	有效层	年龄	层数	有效层
1	116	20~60	10	208	92~131
3	153	35~80	25	220	31~120
4	328	90~205	24	259	82~140
12	266	99~190	44	145	33~72
24	354	82~166	10	200	69~110
12	201	91~130	11	213	99~135
14	195	75~102	21	259	55~120
28	161	1~60	9	192	42~90
10	208	102~129	24	405	77~169

注:1 岁和 25 岁患者有术前、术后两套数据。

1.2.1 预处理

步骤 1 提取 ROI 以提高运算速度。用鼠标手动点出围成 ROI 多边形的顶点,如图 1a 所示,只保留 ROI 内的数据,框外数据全部置 0,结果见图 1b。

步骤 2 图 1c 是原始数据的冠状位显示,未考虑层厚信息,由于图像的平面分辨率高于轴向分辨率,为防止重建图像严重变形,可利用插值方法使其达到空间分辨率一致,见图 1d。

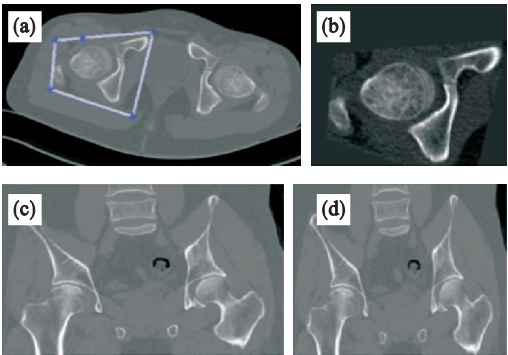


图 1 CT 髌关节图像预处理

Fig. 1 CT hip image preprocessing

(a)—ROI 选取过程;(b)—ROI 提取后单层结果;
(c)—等方性处理前的髌关节冠状面;
(d)—等方性处理后的髌关节冠状面。

1.2.2 股骨头与髌臼的三维分割

本文针对三维髌关节 CT 数据集特性使用两步方法来分别提取股骨头和髌臼。

步骤 1 图像初始分割。

首先利用全局阈值方法将图像二值化。此处使用项目组成员编写的基于 C++ 编程语言的通用影像操作平台^[11]。此平台可通过手动拖动滑动

条来选择阈值并可视化分割效果. 不同病历的图像所选阈值不同, 但均需要保留骨区域且去除软组织部分, 遗留下的噪声和孔洞等问题将在后续预处理中解决. 另外, 骨密度不均匀或病变, 会导致骨内部孔洞或骨边界不连续, 利用三维数学形态学处理二值图像, 可去除噪声及骨间粘连.

步骤 2 髌臼和股骨头的提取.

1) 三维区域生长算法.

利用数据结构中栈的后进先出特性, 将分割出的像素点存储在栈中, 并在三维空间内以六邻域标准生长, 可提高种子点生长效率.

通过交互形式选取三维区域生长种子点. 在某有效断层图像中, 分别在股骨头和髌臼所在区域选取, 如图 2a 所示. 由于待处理图像是二值图像, 所有符合条件的像素值需为 255.

从分割出的股骨中提取股骨头和髌臼, 如图 2b~2d 所示, 以便后续的球面拟合.

2) 区域填充与边缘提取.

采用填充孔洞的方法来处理已经分割好的股骨头和髌臼, 见图 2e; 为提取髌臼和股骨头的边界, 采用 Sobel 算子进行边缘检测.

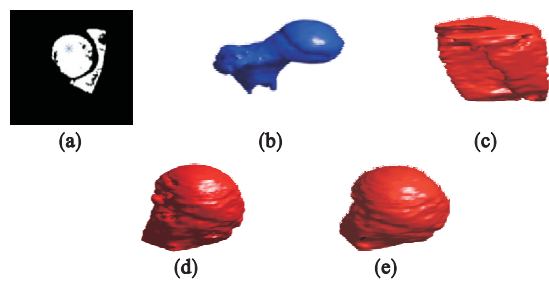


图 2 股骨头与髌臼三维分割

Fig. 2 3D segmentation of femur and acetabulum

(a)—选取种子点; (b)—分割的股骨;
(c)—分割的髌臼; (d)—分割完提取出的股骨头;
(e)—区域填充后的股骨头.

1.2.3 球面拟合

步骤 1 有效数据点提取.

为得到髌臼和股骨头的边界信息, 需要提取有效数据点用于球面拟合. 将边缘提取后得到的存有股骨头边界信息的数据体遍历, 可得到股骨头的空间坐标采样点集; 而髌臼月状面所在球面的数据点采集要比股骨头的复杂很多, 本文采用等距栅格采样法, 等距离分布的栅格线 with 目标轮廓的交点即为采样点. 对于左髌臼, 从左边发射等距的栅格; 右髌臼则是从右边发射等距的栅格.

步骤 2 球面拟合.

利用最小二乘法将筛选出的有效数据点用于球面拟合. 即求解下式目标函数 F 的最小值.

设拟合的理想球面方程为

$$(x-x_0)^2+(y-y_0)^2+(z-z_0)^2=R^2. \tag{1}$$

设定 C 是由理想球面方程变换并考虑高阶微量做出的变换:

$$C=x_0^2+y_0^2+z_0^2-R^2. \tag{2}$$

利用最小二乘法, 可将式(1)转化为求解目标函数最小值的问题:

$$F(x_0,y_0,z_0,C)=\sum_{i=1}^n[x_i^2+y_i^2+z_i^2-2x_ix_0-2y_iy_0-2z_iz_0+C]^2. \tag{3}$$

式中 x_i,y_i,z_i 为球面上的所有点数据. 根据极值原理, 欲使 F 取得最小值, 必须满足 F 对各变量的偏导均为 0, 整理得到如下正规方程:

$$\begin{bmatrix} 2\sum_{i=1}^nx_i^2 & 2\sum_{i=1}^nx_iy_i & 2\sum_{i=1}^nx_iz_i & -\sum_{i=1}^nx_i \\ 2\sum_{i=1}^nx_iy_i & 2\sum_{i=1}^ny_i^2 & 2\sum_{i=1}^ny_iz_i & -\sum_{i=1}^ny_i \\ 2\sum_{i=1}^nx_iz_i & 2\sum_{i=1}^ny_iz_i & 2\sum_{i=1}^nz_i^2 & -\sum_{i=1}^nz_i \\ -\sum_{i=1}^nx_i & -\sum_{i=1}^ny_i & -\sum_{i=1}^nz_i & \frac{n}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \\ C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^nx_i(x_i^2+y_i^2+z_i^2) \\ \sum_{i=1}^ny_i(x_i^2+y_i^2+z_i^2) \\ \sum_{i=1}^nz_i(x_i^2+y_i^2+z_i^2) \\ -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^n(x_i^2+y_i^2+z_i^2) \end{bmatrix}. \tag{4}$$

式(4)用可逆矩阵求解. R 用下式求得:

$$R=\sqrt{x_0^2+y_0^2+z_0^2-C^2}. \tag{5}$$

步骤 3 误差点剔除.

在空间坐标采样过程中, 并不是所有数据均有效. 对于股骨头, 误差主要是因为分割过程中有一部分股骨颈会包含在内; 对于髌臼而言, 误差主要来自髌臼的自身条件限制, 因为它是一个很特殊的结构, 其表面不是一个完整的曲面, 还包含了髌臼窝等凹陷部位, 因此采样时会探测到这些非关节球面, 需要迭代剔除误差点以获得有效数据集. 误差点的剔除流程如下:

1) 遍历空间坐标采样点集, 并将步骤 2 所得到的拟合结果代入式(6), 计算每一个采样点的拟合残差 v_i :

$$v_i=(x_i-x_0)^2+(y_i-y_0)^2+(z_i-z_0)^2-R^2. \tag{6}$$

2) 由 Bessel 公式计算 v_i 标准差估值:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n v_i / (n - 1)} . \tag{7}$$

n 为拟合数据点的总和.

3) 用 Laiyite 准则剔除误差点:若某采样点拟合残差大于 3σ ,则认为是粗大误差点,属异常数据,可剔除.

4) 更新采样点集,重复 1)~3),直到新的空间采样点集中没有粗大误差点.图 3 为股骨头和髋臼有效数据点的迭代过程.

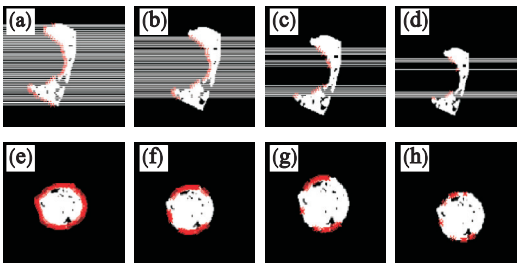


图 3 股骨头和髋臼数据点的迭代过程
Fig. 3 Iterative process of data points of femur and acetabulum

- (a) — 股骨头数据; (b) — 迭代 1 次;
- (c) — 迭代 2 次; (d) — 迭代 3 次;
- (e) — 髋臼数据; (f) — 迭代 1 次;
- (g) — 迭代 2 次; (h) — 迭代 3 次.

2 结果与讨论

上述结合 3D-CT 图像分割与球面拟合的髋脱位辅助诊断方法在 40 个髋关节数据上进行测试.其中包括 14 套疑似患者的双髋数据(蓝色点),3 套患者术后数据(绿色点),3 套正常髋数据(黄色点).如图 4 示,选取其中 4 组髋关节数据,分别在断层图像、三维切割和三维重建拟合上展示结果;每一纵列代表一套髋关节的数据结果,分别为 3 岁患者左髋、3 岁患者右髋、4 岁患者右髋和 12 岁患者左髋.根据髋关节中股骨头和髋臼分别拟合的球心间的欧几里得距离评估,若球心距小于 10 mm,则可判定髋关节正常;反之则确定脱位(图中红线为阈值线).如图 5 所示,将测试结果与医生的诊断结果对比发现,仅 14 和 23 号髋关节与医生诊断有差别,这是因为患者年龄较小,属于先天性髋脱位,股骨头没有完全长成一个类球体,使得球心距处在判定临界值(10 mm)的边缘,导致判定失误.其他髋关节均能准确给出正确的答案,准确率达到 95%.

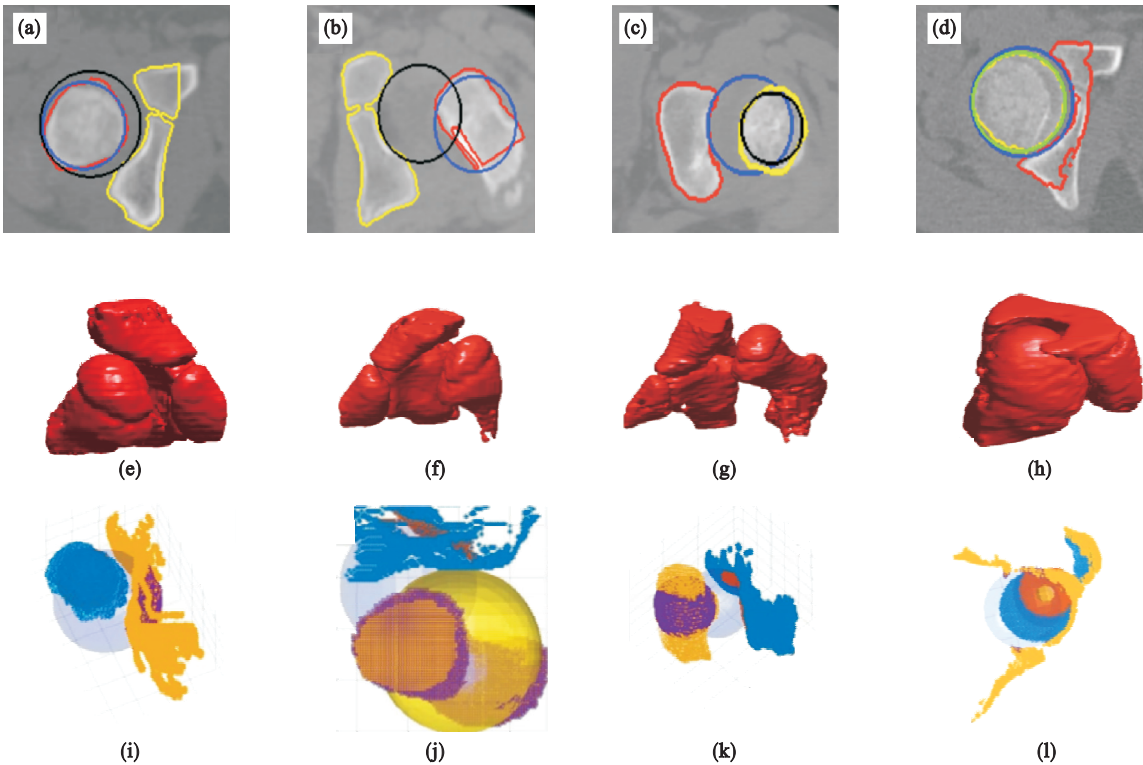


图 4 不同患者的股骨头和髋臼的数据点及拟合结果

Fig. 4 Data points and fitting results of femoral head and acetabulum in different patients

- (a)~(d) — 股骨头和髋臼边缘及其拟合球在断层图像上的显示结果; (e)~(h) — 髋关节三维视图;
- (i)~(l) — 股骨头和髋臼的数据点及对应拟合球的集成图(黄色为拟合出的股骨头球面,蓝色是拟合出的髋臼球面).

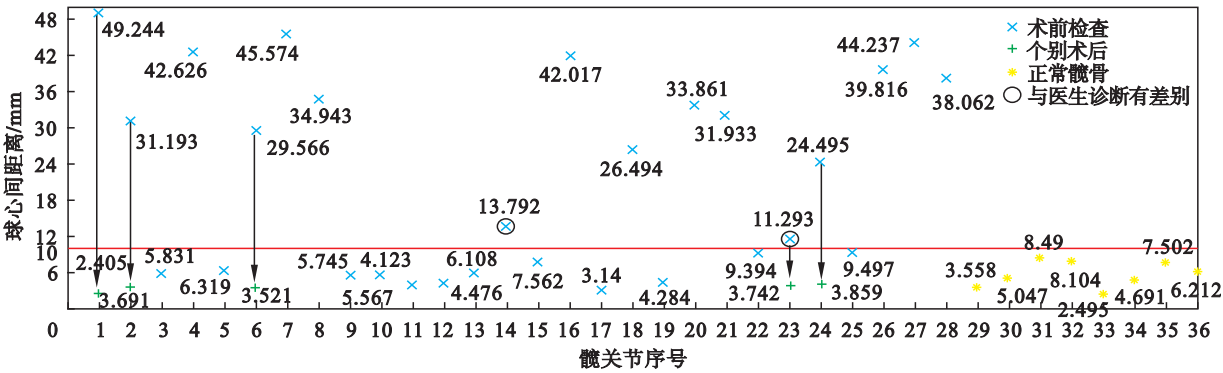


图 5 股骨头与髋臼月状面拟合的球心距及诊断结果

Fig. 5 Distance between the spherical centers of fitted femur and acetabular and diagnosis results

与其他主流分割方法比较,混合光伏部分容积法和基于形状的分割方法的效果较粗糙,准确性低;基于统计形状模型分割的方法需多步迭代,效率较低;图形编程和压力分析法对于难度更高的股骨头与凹陷形态的髋臼的提取并无详细研究.而本文提出的方法详细讨论了股骨头和髋臼的分割方法,并在三维空间上对其重建拟合;根据两者应有的位置关系利用计算机计算迅速得出精确的诊断结果.

3 结 语

本文提出了一种结合 3D-CT 图像分割与球面拟合的髋脱位定量辅助诊断方法.该方法可较准确地判断髋臼是否出现脱位,同时也可计算出使髋臼复位需要移动的距离,实现计算机自动化辅助医生诊断的目的,提高诊断效率.后续的工作可着重于对婴幼儿先天性髋脱位疾病定量诊断的研究.

参考文献:

[1] Chen H Y, Liu X, Lu H B, et al. Application of segmentation and measurement in the treatment of developmental dysplasia of the hip [C]//International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. New York: IEEE, 2007: 989-991.

[2] Baniasadipour A, Zoroofi R A, Sato Y, et al. A fully automated method for segmentation and thickness map estimation of femoral and acetabular cartilages in 3D CT images of the hip [C]//International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. New York: IEEE, 2007: 92-97.

[3] Kainmueller D, Lamecker H, Zachow S, et al. An articulated

statistical shape model for accurate hip joint segmentation [C]//31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. Minneapolis, 2009: 6345-6351.

[4] Chandra S S, Xia Y, Engstrom C, et al. Focused shape models for hip joint segmentation in 3D magnetic resonance images [J]. *Medical Image Analysis*, 2014, 18 (3): 567-578.

[5] Chu C, Bai J, Wu X, et al. MASCG: multi-atlas segmentation constrained graph method for accurate segmentation of hip CT images [J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 26 (1): 173-184.

[6] Chu C, Chen C, Liu L, et al. Facts: fully automatic CT segmentation of a hip joint [J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2015, 43 (5): 1247-1259.

[7] Morar A, Moldoveanu F, Gröller E. Image segmentation based on active contours without edges [C]//IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing. New York: IEEE, 2012: 213-220.

[8] Alathari T S, Nixon M S, Bah M T. Femur bone segmentation using a pressure analogy [C]//22nd International Conference on Pattern Recognition. New York: IEEE, 2014: 972-977.

[9] Song W, Ou Z, Zhao D, et al. Computer-aided modeling and morphological analysis of hip joint [C]// International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. New York: IEEE, 2007: 1218-1221.

[10] 林梁. 发育性髋关节发育不良的外科治疗 [D]. 福州: 福建医科大学, 2012.

(Lin Liang. Surgical treatment of developmental hip dysplasia [D]. Fuzhou: Fujian Medical University, 2012.)

[11] 金时开. 肾功能评价模型改进及通用影像平台构建 [D]. 沈阳: 东北大学, 2014.

(Jin Shi-kai. Optimization of evaluation in renal function model and construction of general image platform [D]. Shenyang: Northeastern University, 2014.)