

◆ 医学物理与工程学

Feature extraction of fMRI data based on discrete wavelet transform

ZHI Lian-he^{1*}, LI Yu-xiao², ZHAO Shu-jun², SHAN Bao-ci³

(1. Department of Physics and Electronical Engineering, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China;
2. Institute of BioMedical Engineering, Department of Physical Engineering, Zhengzhou University,
Zhengzhou 450052, China; 3. Key Laboratory of Nuclear Analysis Techniques, Institute of High
Energy Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

[Abstract] **Objective** To design a sensitive and fast wavelet-based analysis approach for fMRI data. **Methods** The wavelet scales in which the useful signal exists, feature scales termed in the paper, were first discerned with discrete wavelet transform (DWT) and frequency analysis. Then fMRI data were decomposed with DWT into wavelet coefficients at different wavelet scales, but those at non-feature scales were set to zero while conducting the discrete wavelet reconstruction. Finally the reconstructed signals were subjected to correlation analysis for detecting active pixels. **Results** Analyzing the visual fMRI data indicated that the sensitivity of the proposed approach was the same as the one based on the stationary wavelet transform and SPM2, but superior to the one based on the lifting wavelet transform. The process speed of the proposed approach was near to the one based on the lifting wavelet transform, but much faster than the one based on the stationary wavelet transform. **Conclusion** The method provides a sensitive and fast wavelet-based analysis approach for fMRI data.

[Key words] Magnetic resonance imaging; Feature extraction; Discrete wavelet transform; Correlation analysis

基于离散小波变换的 fMRI 数据特征提取

支联合^{1*}, 李玉晓², 赵书俊², 单保慈³

(1. 周口师范学院物理与电子工程系, 河南 周口 466001; 2. 郑州大学物理工程学院生物医学工程研究所,
河南 郑州 450052; 3. 中国科学院高能物理研究所核分析技术重点实验室, 北京 100049)

[摘要] 目的 设计一种灵敏度高且处理速度快的 fMRI 数据小波分析方法。方法 先用离散小波变换和频谱分析确定有用信号存在的小波分解尺度, 也即特征尺度; 再对实验数据进行离散小波分解, 重构时将非特征尺度里的小波系数设置为 0; 再以相关分析对小波重构信号进行激活检测。结果 对视觉数据的分析结果显示, 新方法的灵敏度与基于平稳小波变换、SPM2 方法相当, 而优于基于提升小波变换的方法; 新方法的处理速度与基于提升小波变换的方法相当, 但较平稳小波变换方法有较大提高。结论 本文为 fMRI 数据提供了一种更为灵敏且快速的小波分析方法, 更为实用。

[关键词] 磁共振成像; 特征提取; 离散小波变换; 相关分析

[中图分类号] R445.2 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1003-3289(2010)06-1151-04

基于血氧水平依赖性(blood oxygenation level dependence, BOLD)对比度机制成像的功能磁共振成像技术(functional magnetic resonance imaging, fMRI)凭其非侵入性、可重复性和良好的时-空分辨力等优点而成为大脑机制探索的理想工具。但是, BOLD-fMRI 数据构成复杂, 干扰因素众多,

除由试验刺激诱导大脑产生的试验响应信号(paradigm responsive signal, PRS)外, 还搀杂随机噪声、基线漂移等成分^[1-2]; 且 PRS 的幅度变化在扫描磁场为 1.5 T 时仅有 2%~5%, 如此弱小的信号常淹没在上述噪声中, 使后续的统计分析非常困难。

要正确地分析 fMRI 数据, 必须尽可能全面地去除干扰成分, 或者尽可能“纯净”地提取 PRS。在实际数据分析中, 去除干扰成分和提取 PRS 是两个思路不同但又紧密相连的方法。根据侧重点的不同, 目前已有的 fMRI 数据分析方法分为两类: 一类致力于全面地去除干扰成分, 然后对去除后的数据进行统计分析; 另一类则致力于直接从数据中提取 PRS, 再对 PRS 进行统计分析。

第一类方法较为普遍, 如国际上权威的方法——统计参

[基金项目] 周口师院博士科研启动基金(2006SRFD002)、河南省教育厅自然科学研究计划项目(2007310024、2008A180040)。

[作者简介] 支联合(1967—), 男, 河南周口人, 博士, 副教授。研究方向: 生物医学信号处理。

[通讯作者] 支联合, 周口师范学院物理与电子工程系, 466001。

E-mail: zhilianhe2008@163.com

[收稿日期] 2009-11-23 **[修回日期]** 2010-03-06

数图 (statistical parametric mapping, SPM)^[3-4] 即属此类。SPM 用高斯函数进行空间平滑去除高频噪声, 用离散余弦变换去除基线漂移, 用实验刺激函数与血流动力学函数卷积的方法模拟 PRS, 能够较全面地去除干扰成分。但是, 这类方法需要人为假设干扰成分的某些特性, 去除效果取决于人为假设符合实际的程度。

第二类方法则相对简单, 只需模拟 PRS 即可, 不再人为假设噪声的特性, 而小波分析技术也使这类方法的实现更为便捷。小波变换具有多尺度分析的特性, 能将一个复杂信号里不同特征的成分分离开来, 广泛用于信号分析^[5-6]。鉴于 PRS 具有特定的时频属性, 利用平稳小波变换 (stationary wavelet transform, SWT) 直接对 PRS 进行特征提取, 再用相关分析检测激活, 灵敏度较高, 但速度较慢^[7-8]。用提升小波变换 (lifting wavelet transform, LWT) 代替 SWT, 可提高处理速度, 但却降低了灵敏度^[9]。基于 SWT 和 LWT 的方法难以在实际中得到广泛应用。本文基于离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 继续研究提取 PRS 的方法, 以寻求处理速度与灵敏度间的最佳平衡, 以期找到一种更为实用、能被普遍接受的分析方法。

1 资料与方法

1.1 视觉 fMRI 试验 3 名视力正常的健康受试者 [年龄 (28.0 ± 2.0) 岁] 参加了 block-designed 型视觉试验。任务 block 刺激为棋盘格闪烁视觉刺激 (闪烁频率 8 Hz), 对照 block 刺激为空白屏幕。试验设计: 先给予受试者对照 block 刺激 80 s, 然后 10 s 的任务 block 刺激与 30 s 的对照 block 刺激交替 4 次呈现给受试者, 最后是 16 s 的对照 block 刺激。全程 128 幅梯度回波 EPI 序列 T2 加权 BOLD 功能图像 (全脑轴向 20 层) 数据用 Siemens 1.5T 扫描机获得, 扫描参数为: TR 2000 ms, TE 50 ms, 层厚 6 mm, 间隔 1.2 mm, 视场 22 cm × 22 cm, 图像大小 (像素) 为 64 × 64。

1.2 DWT 在数学上, DWT 的实质是用一族小波函数系和尺度函数系逼近要研究的信号 a_0 , 它们充当了傅立叶变换中三角函数的角色, 而小波函数系由一个所谓母小波经二进制伸缩和平移得到, 其中每一个小波函数都是其定义域上的一个小段波, 携带有特定的局域性的时频信息, 且上、下级函数之间具有倍频关系。在信号处理上, 小波函数和尺度函数相当于高、低通滤波器, 而离散小波分解的实质是对 a_0 进行高、低通滤波和二选一的下抽样, 分离出 a_0 中的高频成分 d_1 和低频成分 a_1 , 此即为 DWT 一级分解。如继续将低频成分 a_1 中的高频 d_2 和低频 a_2 也分离开, 则为二级分解。因此, 若对 a_0 连续分解 J 次, 则 a_0 里 $J+1$ 个不同时频特征的成分 d_1, \dots, d_J, a_J 就会被分开, 依次分离到 $J+1$ 个时频尺度里, 这就是 DWT 的多尺度分解。多尺度分解为提取信号特征提供了便利, 因为如果只对 a_0 中某些频段成分感兴趣, 则只需保留相应尺度的分解系数而将其余的设置为 0, 然后借助小波重构, 即可将这些成分从 a_0 中提取出来。

1.3 fMRI 数据分析 设一个像素的数据序列 X 由

PRS、包含随机噪声和基线漂移的干扰信号 N 组成, 本文方法如下。

1.3.1 确定 PRS 的小波特征尺度 由 SPM2 模拟出 PRS, 频谱 (图 1A) 显示其主要包含 0.050 Hz、0.025 Hz 及低频三种成分, 但低频成分与 fMRI 数据里基线漂移的频段重叠, 因此通常都给予去除。再用 sym4 小波对 PRS 进行 7 级离散小波分解和单尺度重构, 分析每个尺度的频谱确认 PRS 中 0.050 Hz、0.025 Hz 的成分分布于尺度 3 和 4, 此即为 PRS 的小波特征尺度。重构这两个尺度所得信号记为 wPRS, 其频谱 (图 1B) 显然包含了 PRS 的主要成分。文献 [7-8] 用 sym4 小波和 SWT, 文献 [9] 用 db1 小波和 LWT 也都得出此结论 (图 1C、D)。

1.3.2 fMRI 数据特征提取 对每个像素的 X 进行 4 级离散小波分解, 但重构时将非特征尺度里的小波系数设置为 0, 重建信号记为 wX , 此信号即为较完全地滤除掉 N 的信号。

1.3.3 统计学分析 将每个像素的 wX 与 $wPRS$ 作相关分析, 得到相关系数 r 。为便于计算显著性水平, 用 Fisher Z 变换, $Z = \frac{\sqrt{L-3}}{2} \ln \frac{1+r}{1-r}$, 将相关系数 r 转化为 Z 值, 其中 L 为数据长度。每个被试的 Z 值求出后, 对 3 个被试的 Z 值进行平均得到总的分析结果。在做相关分析前, 实验数据先用 SPM2 进行空间配准、标准化和空间滤波, 并用每幅图像里最大值的 1/5 滤掉低值像素以去除脑外像素。为消除小波变换边缘效应, 每个像素都只用前 120 个数据点, 即 $L=120$ 。选取判断阈值为 $Z=4.75$, 与此值对应的显著性水平为 10^{-6} , 近似为 Bonferroni 修正^[10]。

为对比方法的优劣, 本文也同时提供 SPM2、文献 [8] 和文献 [9] 三种方法的分析结果。其中, SPM2 是先对数据用缺省的截止周期 (128 s) 进行高通滤波, 然后根据广义线性模型用双样本 t 检验逐像素地检验任务与对照两状态的差异, 最后得到的 t 值再由 SPM2 自带的软件转化为 Z 值以便于同本文方法比较。另外两种方法中, 文献 [8] 采用 sym4 小波和 SWT, 文献 [9] 采用 db1 小波和 LWT, 其余则与本文方法相同。本文程序都基于 Matlab 软件编写, 版本号为 R2006a。

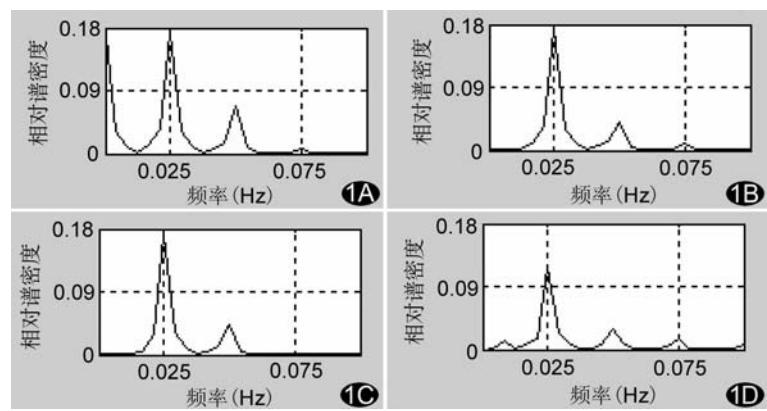


图 1 模拟信号 PRS(A)的频谱及经 DWT(B)、SWT(C) 和 LWT(D)重构尺度 3 和 4 所得信号的频谱

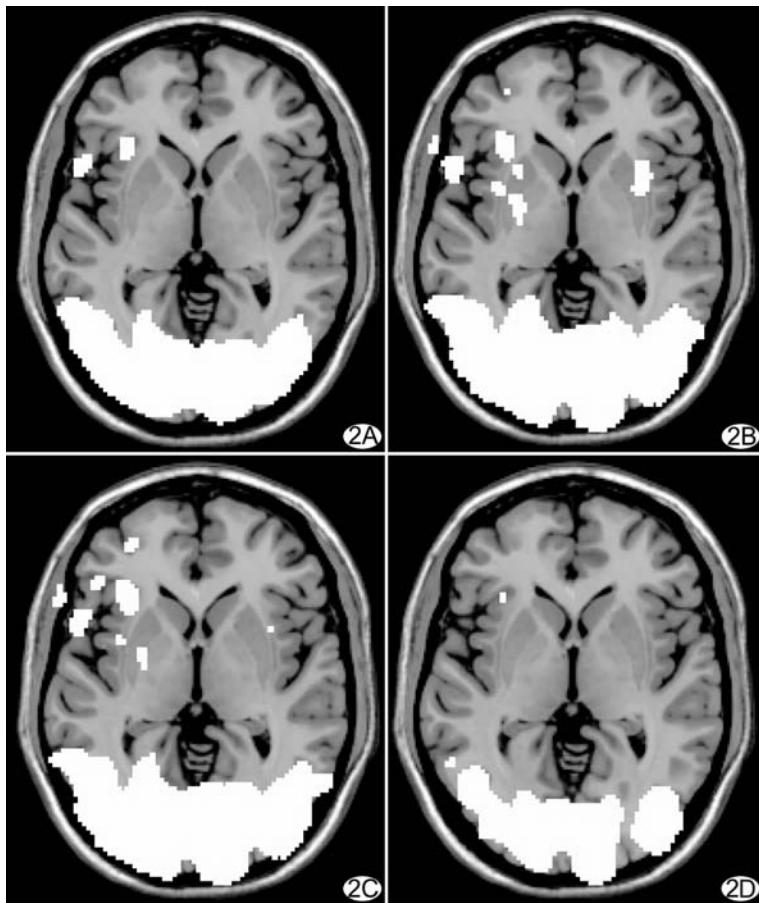


图 2 SPM2(A)、DWT(B)、SWT(C)及 LWT(D)方法分析视觉数据的平均结果

2 结果

图 2 分别给出了 SPM2(图 2A)、本文采用的 sym4 小波和 DWT(图 2B)、文献[8]采用的 sym4 小波和 SWT(图 2C)及文献[9]采用的 db1 小波和 LWT(图 2D)共 4 种方法分析三个被试视觉数据 Talairach 坐标为 0 mm 层的平均结果。

由图可看出,本文 DWT 方法与其他 3 种方法检测出的主要激活区都在公认的视觉区——双侧枕叶,尤其是舌回和距状回。虽然本文方法与 SWT 和 SPM2 方法的分析机制不同,但得到的激活区的形状和大小却极为相似,因此本文方法的结果是准确、可靠的。相比之下,LWT 的灵敏度在 4 种方法中是最高的。

图 2 只给出了激活区的位置,进一步分析激活区中的最小 Z 值、最大 Z 值、平均 Z 值和激活像素个数 4 方面的信息,可知 SPM2 方法为 4.84、8.85、7.00 和 960,DWT 方法为 4.76、13.11、7.78 和 1337,SWT 方法为 4.76、13.43、7.64 和 1249,LWT 方法为 4.76、11.02、7.01 和 679,进一步说明本文方法的高灵敏性,在实际应用中比基于 LWT 的方法更有优势。

除了视觉区激活外,4 种方法在非视觉区也都检测到激活,但 DWT 和 SWT 的激活区极为相同,且全部包含 SPM2 和 LWT 两种方法的激活区。大脑在非视觉区激活,可能源于受试者在试验过程中有关脑区并非单纯地跟随试验刺激活

动,但此类与试验刺激无关的活动通常是非常微弱的,从另一个侧面说明了本文方法的高灵敏性。

3 讨论

本文基于小波分析技术提出了一种操作简单、灵敏度高的 fMRI 数据分析新方法。新方法的着眼点不是去除数据里属性复杂、种类繁多的干扰成分,而是直接提取 PRS,并且在技术上采用具有多尺度分析特性的小波方法,因此操作相对简单。同时,由于小波多尺度分析类似于一系列的带通滤波器,因此可以非常精细地对 fMRI 数据进行特征提取。而 SPM2 在空间域去除高频噪声,在时间域去除低频基线漂移,仅类似于一个带通滤波器,这可能是本文方法灵敏度较其为高的原因。

由于 fMRI 数据具有海量性质,时间消耗是考察分析方法的一个重要指标。本文 DWT 方法分析每个被试 Talairach 坐标轴向 0 mm 层数据用了 36 s,SWT 用了 152 s,LWT 用了 23 s,与 LWT 方法的速度接近而快于 SWT 方法。三种方法处理速度的不同源于变换机制的不同。SWT 舍弃了 DWT 的二进抽样而在滤波器系数间加 0,计算量由 $O(L)$ 增加到 $O(L \log_2 L)$ 。与 DWT 和 SWT 这些基于傅立叶分析发展起来的经典小波变换不同,LWT 不依赖于傅立叶分析,只经过分裂、预测和更新就完成一次小波分解,从中抽取出高频成分和低频成分。由于变换过程只涉及加、乘和移位运算,运算量较 DWT 减少 30%~50%。

利用小波变换提取信号特征方法的一个独特的好处是可以进行信号压缩。因为在进行小波重构时只用到特征尺度里的小波分解系数,而非特征尺度里的小波系数须全部设置为 0,因此在保存数据时只需保存特征尺度里的小波系数即可。本文视觉试验一个像素有 128 个数据点,利用 sym4 小波进行 DWT 分解后,特征尺度里有 36 个数据,只需保留 36 个小波系数即可。文献[9]用 db1 小波进行 LWT 分解,特征尺度里只有 24 个小波系数,因此保存的数据更少。

总之,本文用 DWT 代替 SWT 和 LWT 提取 fMRI 数据里的 PRS 信号,较 SWT 方法的处理速度更快,较 LWT 方法的灵敏度更高,达到了处理速度与分析灵敏度之间的最好平衡,较非小波方法操作更简单;同时也为海量性质的 fMRI 数据的压缩提供了一个行之有效的方法,是一个实用性更强的 fMRI 数据分析方法。

[参考文献]

- [1] Hossien-Zadeh GA, Soltanian-Zadeh H, Ardekani BA. Multiresolution fMRI activation detection using translation invariant wavelet transform and statistical analysis based on resampling. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(3):302-314.
- [2] Frackowiak RSJ, Friston KJ, Frith CD, et al. 人脑功能. 2 版. 唐一源, 陈宏俊, 陈克伟, 等. 译. 北京: 科学出版社, 2006: 790-791.
- [3] 吴义根, 李可. SPM 软件包数据处理原理简介——第一部分: 基本

- 数学原理.中国医学影像技术,2004,20(11):1768-1772.
- [4] 吴义根,李可.SPM软件包数据处理原理简介——第二部分:基本数学原理.中国医学影像技术,2004,20(11):1772-1776.
- [5] Bullmore E, Fadili J, Maxim V, et al. Wavelets and functional magnetic resonance imaging of the human brain. Neuroimage, 2004, 23(Suppl 1):S234-S249.
- [6] 杨建国.小波分析及其工程应用.北京:机械工业出版社,2005:107-128.
- [7] Zhi LH, Zhao X, Shan BC, et al. fMRI time series analysis based on stationary wavelet and spectrum analysis. Progress in Natural Science, 2006, 16(11):1171-1176.
- [8] 谭素敏,支联合,单保慈,等.优化平稳小波变换去除功能MRI数据噪声的方法.中国医学影像技术,2008,24(5):789-792.
- [9] 支联合,张洁,单保慈.基于提升小波变换的功能MRI数据分析.中国医学影像技术,2009,25(7):1286-1288.
- [10] Tanabe J, Miller D, Tregellas J, et al. Comparison of detrending method for optimal fMRI preprocessing. Neuroimage, 2002, 15(4):902-907.

Occipitoparietal epidermoid cyst: Case report 枕顶部表皮样囊肿1例

张 建,杨振华,肖智博

(武警云南保山医院放射科,云南 保山 678000)

[Key words] Epidermal cyst; Skull; Tomography, X-ray computed

[关键词] 表皮样囊肿;颅骨;体层摄影术,X线计算机

[中图分类号] R739.41; R814.42

[文献标识码] B [文章编号] 1003-3289(2010)06-1154-01

患者男,22岁,以“枕顶部包块10年,包块增大伴胀痛10天”入院。专科检查:枕顶部见一驼峰状包块,大小约6 cm×6 cm×5 cm,质韧,不移动,无压痛。实验室检查阴性。CT示枕顶部偏右侧颅骨内外见巨大软组织密度肿块,大小约6 cm×6 cm×5 cm,邻近小脑半球明显受压、变形(图1),第4脑室亦受压移位,幕上脑室系统轻度积水、扩张,肿块与小脑半球分界清楚,肿块内可见斑片状高密度影,CT值约50 HU,局部枕骨呈不规则地图样破坏,且有较明显膨胀性改变,边缘较清楚(图2);CT诊断:源于脑外的良性肿瘤性病变,以动脉瘤样骨囊肿可能性大。术中见枕顶部头皮下包块大小约6 cm×6 cm×5 cm,枕顶骨有大小不等的蜂窝状颅骨侵噬区,颅骨全层受累,大小约7 cm×9 cm。肿瘤呈暗褐色,包膜较完整,内有白色鳞状物及灰褐色黏稠胶冻状物,质地较韧,血供一般;颅内部分肿瘤大小约6 cm×6 cm×5 cm,位于硬膜外,累及小脑幕;局部肿瘤包膜与硬膜有粘连。病理:肿瘤呈囊壁样组织,内附血凝块,壁厚0.4 cm;亦见咖啡样液体、灰白色碎骨组织、灰白灰褐色豆渣样物质(图3)。病理诊断:枕顶部表皮样囊肿。

讨论 表皮样囊肿起源于残余异位的上皮组织,大多为胚胎发育时外胚叶组织残余细胞所致,少数因外伤或手术使表皮

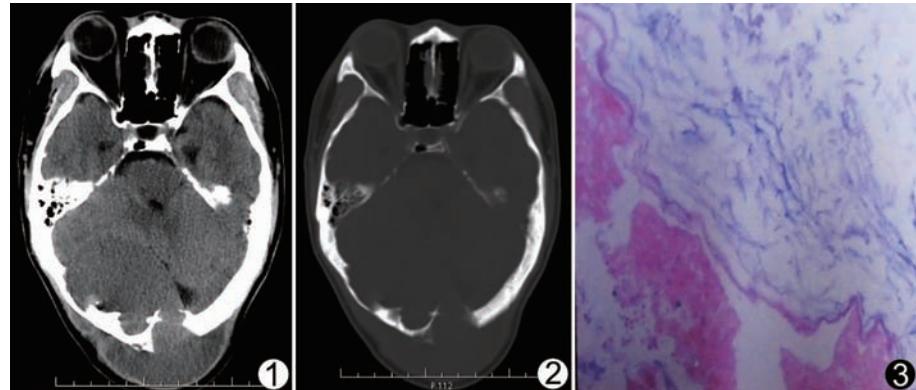


图1 CT平扫枕顶部偏右侧颅骨内外见巨大软组织密度肿块,邻近小脑半球明显受压,肿块与小脑半球分界清楚,肿块内可见斑片状高密度影
图2 骨窗示局部枕骨呈不规则地图样破坏,且有较明显膨胀性改变,边缘分界较清楚
图3 病理示囊壁样组织,内附血凝块;亦可见咖啡样液体、灰白色碎骨组织、灰白灰褐色豆渣样物质(HE, ×400)

细胞植入所致。表皮样囊肿在颅内相对较为常见,但发生于颅骨者罕见。颅骨表皮样囊肿的重要特征为病史长和无痛性皮下肿物,好发于儿童和青少年,多见于顶骨、枕骨、额骨和眶骨。X线呈局限性密度减低的骨质破坏区,边缘锐利,伴硬化带,内、外板均破坏常见。CT呈颅骨局限性骨质破坏区,外板破坏较内板明显,其“火山口”样改变较平片更直观;因胆固醇、角化物和囊液比例不同,CT值可为脂肪密度至软组织密度不等;增强扫描肿瘤一般不强化,若合并感染可有不均匀强化。

鉴别诊断:①嗜酸性肉芽肿:局限性类圆形骨质破坏,可伴骨质增生和软组织肿块,但骨质破坏呈溶骨性,无骨膨胀或膨胀较轻微,无典型“火山口”或“吹气泡”样改变,边缘骨质增生常呈特征性的花边状或小锯齿状。②局限性骨纤维不良:为局部膨胀性改变,主要累及外板,内板完整,无软组织肿块,其内部密度不均,有囊状低密度区及磨砂玻璃状稍高密度区。

[作者简介] 张建(1977—),男,云南保山人,学士,医师。

E-mail: 296176619@qq.com

[收稿日期] 2010-03-08 [修回日期] 2010-04-05