

基于不对称度计算的胆脂瘤诊断

夏骄雄, 徐俊, 黄玮, 张武

(上海大学计算机工程与科学学院, 上海 200072)

摘要: 针对常规诊断的主观经验判断, 提出以图像不对称性理论为依据, 建立一套通过数值计算自动比对图像对称度的计算机辅助诊断软件系统, 客观度量临床胆脂瘤病例的诊断。系统以病人头颅的 CT 图像作为输入, 采用逐次求精的方法来快速搜索图像的最佳对称轴, 进而计算图像的对称度, 并通过与经验阈值的比较, 给出初步的病理判断, 以利于快速准确地诊断胆脂瘤病例。

关键词: 计算机辅助诊断; 不对称度; 数值计算; CT 图像; 胆脂瘤

Cholesteatoma Diagnosis Based on Computation Measurement of Asymmetry

XIA Jiao-xiong, XU Jun, HUANG Wei, ZHANG Wu

(School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200072)

【Abstract】 This paper discusses the application on computation measurement of asymmetry with CT images in ear cholesteatoma diagnosis. A computer-aided diagnosis software system based on the asymmetry theory is developed in purpose of computing the measurement of asymmetry with CT images. It gains the asymmetry value of inputted image by searching its optimum symmetry with stepwise refinement, compares it with experiential thresholds and puts forward its judgement.

【Key words】 computer-aided diagnosis; measurement of asymmetry; numerical computation; CT images; cholesteatoma

作为一种常见的耳科疾病^[1], 胆脂瘤是鳞状上皮囊状袋内角化物增生沉淀形成的肿块, 具备侵蚀病人的中耳、乳突颞骨岩尖, 甚至危害颅神经和脑内结构的恶性行为。由于一般只发生在病人的一侧耳区, 胆脂瘤主要的临床确诊依据是把病人当前头颅的CT图像与病人以前健康时期的同一区域CT图像进行比较。但是, 由于缺乏病人健康时期相应区域的CT扫描, 通常都是将病人当前的颞骨区域对侧的CT图像作为诊断依据, 从而使诊断过程的主观特性十分明显。

基于影像的计算机辅助诊断(medical image based computer aided diagnosis, MIBCAD)技术作为医学影像学的重要分支^[2], 利用计算机技术对采集的医学图像进行处理, 以便多方位、多层次地对影像数据进行详细观察, 实现对局部关注区域主动的定性分析和准确的定量分析, 提高影像数据的利用价值。乳腺癌辅助诊断系统^[3]、儿童骨骼发育辅助系统^[4]等一系列成功的MIBCAD技术应用示例表明, 将MIBCAD技术引入胆脂瘤的辅助诊断过程有利于高效确诊胆脂瘤。

1 不对称度理论与图像不对称度

自然科学领域中, 对称通指某种变换下的不变性, 即“组元的构形在其自同构变换群作用下所具有的不变性”, 通常有镜像对称(左右对称或双侧对称)、平移对称、转动对称和伸缩对称等^[5]。

定义 1 设 Ω 为一个欧氏空间中的有限区域, 如果 Σ 为一个从 Ω 到 Ω 的等距满射映射, 则区域 Ω 具有 Σ -对称性。

定义 2 设 Λ 为一个欧氏空间中 Σ -对称的有限区域, Ψ 为所有定义在 Λ 上的函数 ψ 的集合, 设 D 为 Λ 中任意 2 点间最大可能距离, 设 d 为一非负数。定义 Λ 上 ψ 函数的 d 邻

域 Σ -不对称度为在 Ψ 上满足下列条件的泛函数 Θ : (1) 对于 Ψ 中任意一个函数 ψ , $\Theta(\psi)$ 的取值区间为 $[0, 1]$; (2) 如果 $\psi(\xi) = \psi(\Sigma(\xi))$ 对 Λ 中每一个点 ξ 成立, 则 $\Theta(\psi) = 0$; (3) 如果 $d > D$, 则对于 Ψ 中任意一个函数 ψ , 都有 $\Theta(\psi) = 0$; (4) 如果有 $d_1 < d_2$, 设 Θ_1 和 Θ_2 为对应的不对称度, 则对于 Ψ 中任意一个函数 ψ , 有 $\Theta_1(\psi) \geq \Theta_2(\psi)$ 。

对于具体医学图像, 计算整个图像的不对称度往往因为相关范围过大导致结果缺乏参考价值。因此, 需要把不对称度的邻域范围 d 限制在适当的范围, 即计算不对称度尽可能只在特定区域进行, 避免影响计算结果的参考价值。

CT 图像以不同程度的灰度来表示器官和组织对 X 射线的吸收程度^[2]。通常, 黑色区域(低密度区)表示软组织等低吸收区, 白色区域(高密度区)表示骨骼等高吸收区。CT 图像具有高密度分辨能力, 在医疗诊断中普遍采用, 鉴于中耳胆脂瘤单侧发生的高概率性, CT 图像的不对称度专指图像中中耳所在左、右两侧颞骨特定区域相互间的不对称度, 不对称区域如图 1 所示。

不对称度的计算首先在左、右两侧颞骨区域 R_a 和 R_b 之间构造一个等距满射映照。最简单的构造方法就是确定一条关于 2 个颞骨区域的对称轴, 2 个颞骨区域各自位于对称轴的一侧。

基金项目: 上海市高等学校科学技术发展基金资助项目(04AB29)

作者简介: 夏骄雄(1973 -), 男, 博士、副教授, 主研方向: 计算机辅助系统, 数据仓库; 徐俊, 硕士、助教; 黄玮, 硕士; 张武, 博士、教授、博士生导师

收稿日期: 2006-09-17 **E-mail:** jshardrom@staff.shu.edu.cn

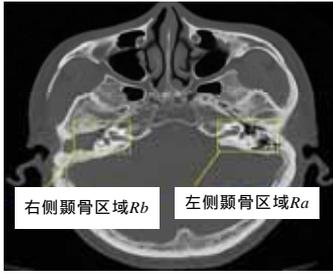


图1 不对称区域

设图1所示图像为平面直角坐标系中像素点 $P(x, y)$ 的灰度值函数 $f(P)$ 的值, x, y 分别表示像素点 $P(x, y)$ 的横、纵坐标。设左侧颞骨区域 R_a 的中心位置初始点 $P_0(a, b)$, 其关于对称轴 L 的镜像点为 $P_1(a', b')$, 并位于右侧颞骨区域 R_b 的中心区域(如图2所示), 则对称轴 L 的方程为

$$(a-a')x + (b-b')y = \frac{1}{2}(a-a')(a+a') + \frac{1}{2}(b-b')(b+b')$$

其中, 法向量为 $\langle a-a', b-b' \rangle$ 。

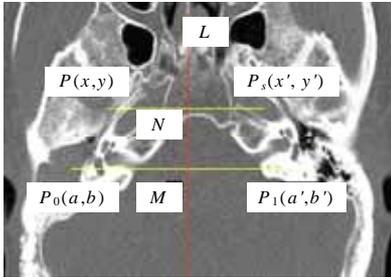


图2 任意点坐标的转化

在图2中选取任意一点 $P(x, y)$, 其关于对称轴 L 的镜像点 $P_s(x', y')$ 坐标表示为 $\langle x', y' \rangle = \langle x, y \rangle + t \cdot \langle a-a', b-b' \rangle$ 。假设图2所示线段 P_0P_1 、线段 PP_s 分别与对称轴 L 相交于点 M 和点 N , 则由平面几何的性质 $MN \perp P_0P_1$ 可知, 两者法向量的点积为0, 即

$$\left(\frac{1}{2} \langle a+a', b+b' \rangle - \frac{1}{2} \langle x+x', y+y' \rangle \right) \cdot \langle a-a', b-b' \rangle = 0$$

由此求解参数 t 的值为

$$t = \frac{(a+a'-2x)(a-a') + (b+b'-2y)(b-b')}{(a-a')^2 + (b-b')^2}$$

并完成任意点 $P(x, y)$ 关于对称轴 L 的镜像点 $P_s(x', y')$ 的坐标转换, 即使用初始点 $P_0(a, b)$ 关于对称轴 L 的镜像点 $P_1(a', b')$ 的坐标表示任意点 $P(x, y)$ 关于对称轴 L 的镜像点 $P_s(x', y')$ 的坐标。

由于人体只是近似的左右对称, 因此左、右两侧颞骨区域的图像并不可能完全对称。选取一个以初始点 P_0 为中心、非负数 d 为邻域的凸域 R_0 将一侧的颞骨区域囊括在内, 则凸域 R_0 关于对称轴 L 的镜像凸域 R_1 也能够大致包括另一侧的颞骨区域。如图2所示, 以初始点 $P_0(a, b)$ 为中心的 d 邻域左侧颞骨区域 R_a 关于对称轴 L 形成的以镜像点 $P_1(a', b')$ 为中心的 d 邻域镜像凸域与右侧颞骨区域 R_b 之间存在着相当大的重合度。

定义3 设以初始点 $P_0(a, b)$ 为中心、非负数 d 为邻域

的凸域 R_0 中任意点 $P(x, y)$ 关于对称轴 L 的镜像点为 $P_s(x', y')$, 且 $P_1(a', b')$ 是 $P_0(a, b)$ 关于对称轴 L 的镜像点, 则定义 P_1-L 的不对称度为

$$\rho_{P_1}(f) = \int \frac{|f(P) - f(P_s)|}{\max|f(P)| + \max|f(P_s)|} dR_0$$

由于 P_1-L 的不对称度 $\rho_{P_1}(f)$ 的值由镜像点 P_1 的位置唯一确定, 因此, 在镜像凸域内调整 P_1 的位置坐标 (a', b') , 获取 P_1-L 不对称度的最小值 $\min(\rho_{P_1}(f))$, 则由该最小值所确定的镜像点 P_1^* 与初始点 P_0 共同确定的对称轴将是一条最佳对称轴。通过最佳对称轴计算得到的不对称度最小, 即图像的对称程度最高, 有利于将主观判断的对称程度转化成计算机系统量化的客观数值。

2 不对称度的自动计算与求精

由于头颅的CT扫描采用分层图像来实现, 其分层间距在0.65mm与2mm之间^[6], 颞骨区域影像并非出现在每张分层图像中, 因此其不对称度计算求解也需要进行CT分层图像的选取。基于同一尺寸的CT图像颞骨区域, 左、右两侧颞骨区域 R_a 和 R_b 所处的位置是相对不变的。通过测量CT图像中颞骨区域的位置得到的统计参数作为不对称度计算界定的大致计算区域范围^[7], 确定计算的初始点, 从而完成CT图像不对称度计算的初始化。

为了对CT图像进行不对称度计算, 需要将图像信息进行存储。按照常规的二维数组存储方式, 由于数据结构过于简单, 因此在采用逐步求精方法进行计算时, 中间结果无法保存, 导致了大量的重复计算, 严重影响了计算效率。

分层的金字塔结构提供了有效利用中间结果的新方式^[8], 分为矩阵型金字塔(M-Pyramid)和树型金字塔(T-Pyramid)2种。矩阵型金字塔利用矩阵表示图像的序列结构 $\langle M_L, M_{L-1}, \dots, M_0 \rangle$, 其中, M_L 是与原图像具有同样分辨率和内容的图像, M_{i+1} 是 M_i 降低一半分辨率后得到的图像。当原始图像最高分辨率为2的整数幂时, M_0 对应于一个像素。树型金字塔则是在矩阵型金字塔的基础上, 利用集合与函数关系表示图像的树状结构 $T = \{P, F, Z, V\}$ 。其中, 结点集合 $P = \{(k, i, j)\}$ 的元素分别对应矩阵型金字塔的一个矩阵, $k \in [0, L]$ 为树型金字塔的层数, $i, j \in [0, 2^k - 1]$ 为对应矩阵的坐标值; 映射 $F: P_{k-1} \rightarrow P_k$ 表示树型金字塔第 $k-1$ 层结点与第 k 层结点之间的关系, 且满足:

$$F(k, i, j) = (k-1, \text{div}(i/2), \text{div}(j/2))$$

Z 是对应于灰度级别的所有级别数集合; 函数 $V: P \rightarrow Z$ 表示树型金字塔结点与图像的灰度值之间的对应关系, 除叶子结点的值取原始图像在最高分辨率下的灰度值以外, 其他层结点的值为其4个子结点的算术平均值。

相对矩阵型金字塔的图像序列, 树型金字塔的树状结构更有利于多分辨率图像矩阵的并行性使用以及计算机在数字图像处理过程中的处理。基于树型金字塔的图像数据分层存储结构, CT图像的不对称度计算过程通过具体构造算法加以实现。

算法 CT图像不对称度计算的树型金字塔构造算法

假设CT图像的原始大小为 $2^L \times 2^L$ 像素, 色深为 Y bit,

并构造变量 $t=L$ 。

(1)构造二维矩阵 M_t ，其大小为 $2^t \times 2^t$ 像素，其中，每个元素 $m_t(i, j)$ 的值为原始图像对应位置的像素灰度值 z ， $z \in [0, 2^y - 1]$ 。

(2)判断 t 是否为 0。若是，则结束算法；否则 $t=t-1$ ，并转(3)。

(3)构造二维矩阵 M_t ，其大小为 $2^t \times 2^t$ 像素，其中，每个元素 $m_t(i, j)$ 的值为

$$\frac{1}{4} [m_{t+1}(2 \times i, 2 \times j) + m_{t+1}(2 \times i, 2 \times j + 1) + m_{t+1}(2 \times i + 1, 2 \times j) + m_{t+1}(2 \times i + 1, 2 \times j + 1)]$$

并转(2)。

使用以上算法进行 CT 图像的数据处理时，由于低分辨率图像对于后期计算处理的参考价值基本丧失，因此无须构造完整的金字塔结构。通常只需要构造由叶子结点往上若干层的半树型金字塔结构，即由底向上依次构造至 64×64 分辨率的若干层结构，有利于减少计算数据量、提高数据处理速度。

由于计算得到不对称度的高与低具有模糊性，除了极高和极低 2 种情况，有可能计算得到的不对称度数值处于概率区域，因此，还需要通过客观的实验数据来衡量不对称度数值的具体意义。计算机系统通过足够数量的病例实验计算，获得图像不对称度与胆脂瘤病患 CT 图像之间的经验阈值 MIN 和 MAX 关系。通常，不对称度小于阈值 MIN，表示图像对称度较低，没有病变的可能；不对称度大于阈值 MAX，表示图像不对称度较高，初步诊断存在病变；而计算出的不对称度介于两个阈值之间，则说明仅仅从计算结果难以得出结论。这 2 个经验阈值对于整个胆脂瘤诊断辅助系统至关重要。

由于不对称度是同一图像中 2 个几何对称区域差异性的度量，因此，如果同一图像进行某种全局性的变化，包括放大、缩小、增强对比等，相应区域的不对称度也将基本保持不变。这意味着在进行不对称度计算时，不需要直接使用原始图像的像素信息进行计算，而是先采用树型金字塔存储的低分辨率图像进行计算，并在求得的不对称度结果不满足经验阈值的情况下再选用高分辨率的图像进行新一轮的不对称度计算，这样既有效提高计算医学图像不对称度的效率，也充分结合树型金字塔的图像存储结构优势。这种基于树型金字塔结构逐层往下求精的图像不对称度计算过程如图 3。

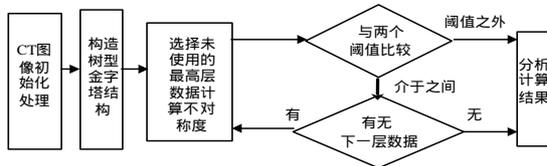


图 3 基于树型金字塔结构不对称度计算过程

3 结论与展望

基于树型金字塔结构逐层往下求精的图像不对称度计算

过程构建的计算机辅助诊断系统，在复旦大学附属耳鼻喉科医院的大力支持下，采用 34 例已经确诊的胆脂瘤病例、4 例健康者和 66 例待诊断病例的 CT 图像进行针对图像不对称度计算的测试评估。实验结果表明：利用临床医学 CT 图像数据作为输入数据，基于树型金字塔结构逐层往下求精的思想，对图像不对称度计算进行量化分析给出参考诊断意见具有重要的实用意义，而且随着更多实验分析数据的参与，能够进一步提高分析测试的准确率。

同时，验证性实验也表明，尽管对 90% 的 CT 图像能够给予正确的识别，但仍存在 10% 的 CT 图像无法确切地给予判断。引起这类问题的主要原因在于：

(1)验证性实验中与图像不对称度数值有关的经验阈值无法正确确定。2 个经验阈值 MIN 和 MAX 的采样信息过少，无法全面、准确地给出正确的概率统计数值。

(2)验证性实验中的 CT 图像信息都是基于采样时头颅在 CT 图像上的位置相对固定这一假设前提。然而实际情况中，由于病人在螺旋 CT 机中平躺时，身体和头部并不能保证与 CT 机的轴线平行，这导致病人的头部发生倾斜，引起 CT 分层图像显示的并不是真正意义上的同一“平面”上人体器官形态，从而降低了正确判断 CT 图像包含不对称度信息的可靠性。

综上所述，继续以不对称理论为指导，将 CT 图像进行三维空间区域不对称度计算，有利于完善不对称度计算在胆脂瘤计算机辅助诊断中的应用，也有利于获得其空间分布的数学特征，完善胆脂瘤预测机制的构建。

参考文献

- 何永照, 姜泗长. 耳科学[M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1983-12.
- Giger M L, Karssemeijer N, Armato III S G. Computer-aided Diagnosis in Medical Imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(12): 1205-1208.
- Giincken B, Romeny B H, Viergener M A. Computer-aided Diagnosis in Chest Radiography: A Survey[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(12): 1228-1241.
- Cao Fei, Huang H K, Pietka E. Digital Hand Atlas and Web-based CAD Server for Bone Age Assessment[C]//Proceedings of the 15th International Congress and Exhibition, Berlin, Germany. 2001.
- Klaus H, Weyl H. 对称[M]. 上海: 上海科技教育出版社, 2002-06.
- Doi K, MacMahon H, Katsuragawa S, et al. Computer-aided Diagnosis in Radiology: Potential and Pitfalls[J]. European Journal of Radiology, 1999, 31(2): 97-109.
- Brem R F, Baum J, Lechner M, et al. Improvement in Sensitivity of Screening Mammography with Computer-aided Detection: A Multiinstitutional Trial[J]. American Journal of Roentgenology, 2003, 181(9): 687-693.
- Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis and Machine Vision[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2003-09: 32-35.