

基于CT三维图像的肺结节良恶性鉴别研究

常莎 王瑞平

摘要 目的 运用计算机方法处理肺部CT图像以识别肺结节良恶性并辅助肺癌诊断,现已成为国内外研究的热点。**方法** 提出一种基于肺部CT图像三维肺结节信息的肺结节良恶性鉴别方法。首先结合阈值分割、区域生长、形态学运算等在CT图像上分割出肺结节,进而提取每个肺结节的三维特征并优化,选择有效特征。然后,基于有效特征采用支持向量机(support vector machine, SVM)的分类算法对多维向量所描述的肺结节进行良恶性的二分类。最后从敏感性、特异性、准确率以及似然比等方面全面评估分类结果。**结果** 实验获得敏感性为0.7776,准确性为0.7378,阳性似然比2.2410,阴性似然比0.3682,显示基于CT三维肺结节图像可以达到令人满意的肺部肿瘤良、恶性鉴别效果。**结论** 上述结果证明了基于CT三维图像的肺结节良恶性鉴别方法的可行性。本研究对计算机辅助肺癌的诊断具有重要意义。

关键词 肺部;CT图像;三维重建;良恶性结节;支持向量机

DOI:10.3969/j.issn.1002-3208.2013.01.03.

中图分类号 R318.04 文献标志码 A 文章编号 1002-3208(2013)01-0012-05

Identification of benign and malignant pulmonary nodule based on 3D CT image

CHANG Sha, WANG Ruiping

School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044

[Abstract] **Objective** Identification of benign and malignant pulmonary nodules by using the computer-aided detection and diagnosis system is one hot spot. **Methods** An identification method for benign and malignant pulmonary nodule based on the 3D information of lung CT image was proposed. First we segmented the pulmonary nodules from CT images with the methods of segmentation, regional growth, morphology, then extracted and optimized the 3D information of each pulmonary nodule. Finally we utilized the SVM classification algorithm to divide those pulmonary nodules into two categories based on the effective features. **Results** The classification results were assessed by sensitivity, specificity, accuracy, and likelihood ratio. From the experiment we got the results as follows, the sensitivity was 0.7776, the accuracy was 0.7378, the positive likelihood ratio was 2.2410 and the negative likelihood ratio was 0.3682. **Conclusions** All the results showed that the new method achieved satisfactory identification effect and was significant for the computer-aided diagnosis of lung cancer.

[Key words] lung; CT image; three-dimensional reconstruction; benign and malignant nodule; support vector machine

0 引言

近年来肺癌已成为危害人类生命健康的恶性肿瘤之一,提高治疗效果的有效途径之一是早期诊断。

基金项目:北京交通大学基本科研业务费专项基金(2011JBM021)资助
作者单位:北京交通大学计算机与信息技术学院(北京 100044)
作者简介:常莎(1987—),女,研究方向为医学图像模式识别

医学上对肺癌的早期诊断主要利用CT扫描,即计算机断层扫描技术。CT图像中肺癌以肺结节形式存在,由于其分布位置不定,大小不一,形态各异,密度与肺部其他组织类似,单凭人眼进行识别难度很大,而CT扫描又会产生大量图像,直接导致医生工作量增加,增加误诊和漏诊的概率。计算机辅助诊断(computer aided diagnosis, CAD)系统基于医学影像、结合医学知识、运用图像处理、模式识别等技术,先对CT图像进行分割,提取图像特征,通过分析和筛选,最终得到检测和诊断结果,帮助医生进行理解和判断图像^[1]。

目前对肺癌的计算机辅助诊断研究以二维特征分析为主,三维特征分析为辅,而肺结节本身是一个三维空间的对象,以三维特征对其进行分析应具有更准确全面的检测诊断结果。所以本文对肺结节的一些二维特征做了推广,基于肺结节三维特征并采用相应的分类方法对肺结节的良恶性进行鉴别。

1 肺结节的分割

为了提取肺结节的三维信息,本文采用文献^[2]所用的方法提取出肺结节。

首先对原肺部CT图片进行迭代阈值初分割,进而利用区域生长、形态学运算、掩膜运算得到完整的肺实质。肺实质分割结果如图1所示。



图1 肺实质分割结果

Figure 1 Segmentation result of pulmonary parenchyma

其次对于获得的肺实质,先采用多尺度形态学滤波,再采用迭代阈值分割、掩膜运算得到感兴趣区域ROI,如图2所示。

基于此方法提取的一个肺结节序列如图3所示。

2 肺结节三维特征的提取

CT图像中肺癌以肺结节的形式存在,因此获得



图2 ROI获取

Figure 2 Obtaining of the ROI

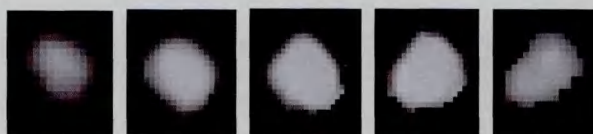


图3 肺结节序列

Figure 3 Pulmonary nodule sequence

了完整的肺结节后,需要提取肺结节的特征信息用于后续的良恶性分类鉴别工作。主流的研究方法是从灰度特征、纹理特征、形态特征及空间位置特征等方面提取肺结节的二维特征,进而进行后续的研究。由于肺结节是三维的实体,故本文将对二维特征推广到三维^[3],并进行后续的良恶性鉴别研究,理论上应具有更高的准确度和敏感度。

2.1 灰度特征

与二维只考虑单幅肺结节灰度特征不同,三维灰度特征统计的对象是同一个肺结节的整套图像,对一套完整的肺结节图像,分别计算所有像素的灰度均值、灰度方差、能量、熵^[4],以及钙化度等。

对于给定肺结节 I ,其完整的三维信息包含于 i 张CT图像中, $I_j(x,y)$ 表示该肺结节第 $j(j \in [1,i])$ 张CT图片中坐标为 (x,y) 的点的灰度值。

首先引入肺结节的总像素数 A_x 。

$$A_x = \sum_{j=1}^i \text{Count}(I_j)$$

$$\text{灰度均值: } B_x = \frac{\sum_{j=1}^i \sum_{(x,y) \in I_j} I_j(x,y)}{A_x}$$

$$\text{灰度方差: } V_x^2 = \frac{\sum_{j=1}^i \sum_{(x,y) \in I_j} (I_j(x,y) - B_x)^2}{A_x}$$

为了计算能量及熵,需引入灰度概率密度函数:

$$H(k) = \frac{\sum_{j=1}^i n_{jk}}{A_x} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

式中, k 为某一灰度值; L 为可取灰度值个数; n_{jk} 是第 j 幅 CT 图像中具有灰度值 k 的像素数。

$$\text{能量: } E_x = \sum_{k=0}^{L-1} [H(k)]^2$$

$$\text{熵: } H_x = - \sum_{k=0}^{L-1} H(k) \log_2 H(k)$$

钙化度 CA_x 可表示为:

$$CA_x = \frac{\sum_{j=1}^i \text{Count}[I_j(x, y) > T]}{A_x}$$

式中, T 为钙化阈值。

2.2 纹理特征

本文提取三维空间纹理特征基于二维纹理特征, 对一个肺结节, 分别计算每幅二维截面上的纹理特征, 最后把该结节所有图片的纹理特征进行统计平均, 代表三维的纹理特征。二维截面上纹理特征本文主要提取基于灰度共生矩阵的纹理特征^[5]。

$$\text{能量: } SE_x = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} S_{d,\theta}(i, j)^2$$

$$\text{熵: } SH_x = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} S_{d,\theta}(i, j) \log_2 S_{d,\theta}(i, j)$$

$$\text{均匀性: } SP_x = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} S_{d,\theta}(i, j)$$

$$\text{惯量: } SI_x = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 S_{d,\theta}(i, j)$$

2.3 形态特征

形态特征是描述肺结节最有效的特征。本文提取的三维特征主要包括肺结节的体积、球形度、矩形度、归一化径向长度的各类统计特征等。

为了保证形态特征不失真, 首先需要对肺结节的二维 CT 图片进行三维重建^[6], 从而获得肺结节的三维体绘制图, 如图 4 所示。

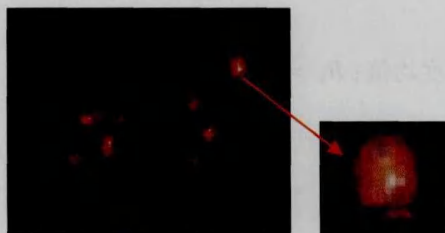


图 4 三维重建

Figure 4 Three dimensional reconstruction

选择层厚 p 为重建间距, 每个像素边长代表的实际长度为 q , 则两层中重建出了 n ($n = p/q$) 层像素。规定重建后结节总体素数即为该结节的体积。

$$\text{体积: } V_{I_x} = \sum_{j=1}^{i-1} n \frac{\text{Count}(I_j) + \text{Count}(I_{j+1})}{2}$$

$$\text{球形度: } C_x = \frac{V_{I_x} \cap C}{V_{I_x}}$$

式中, C 为与该结节具有相同质心而体积相等的球。

$$\text{矩形度: } ML_x = V_{I_x} / R$$

归一化径向长度为肺结节表面的每一个像素到质心的欧氏距离, 以最大长度对其归一化。对于归一化径向长度定义以下统计量。

$$\text{平均值: } NM_x = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{n(i-1)} \sum_{k=1}^{N_j} r_{jk}$$

$$\text{标准差: } NV_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{n(i-1)} \sum_{k=1}^{N_j} (r_{jk} - NM_x)^2}$$

$$\text{熵: } NE_x = - \sum_{j=1}^{n(i-1)} \sum_{k=1}^{N_j} p_{jk} \log p_{jk}$$

式中, p_{jk} 是归一化径向长度在 r 与 $r + \Delta$ 之间的概率, Δ 一般取 0.01。

2.4 空间位置特征

肺结节良恶性的另一个重要诊断依据为其在整个肺实质中的空间位置, 其中恶性多见于肺外带, 良性多见于上肺尖、下肺背段。所以, 提取肺结节在肺实质的位置信息也至关重要。

截面上的位置特征分为距离特征和幅角特征。距离特征 D_x 为 \overrightarrow{OP} 的长度; 幅角特征 R_x 为 \overrightarrow{OP} 的幅角并对其进行归一化。

如图 5 所示, O 、 P 分别为肺实质和肺结节的质心。

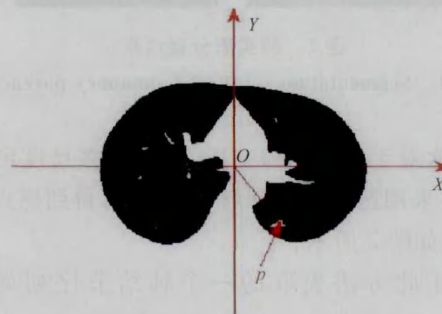


图 5 距离特征与幅角特征

Figure 5 Characteristics of distance and argument

轴向位置特征: $N_x = k/N$

式中, N 为该病例 CT 图片总数; k 表示肺结节质心所在图片编号。

3 基于 SVM 的肺结节良恶性鉴别方法

根据上述方法共得到 30 个肺结节三维特征 (其中灰度特征 5 个, 纹理特征 16 个, 形态特征 6 个, 空间位置特征 3 个)。对其进行良恶性分类, 本文采用支持向量机 (SVM) 分类的方法, 在上述 30 个特征中基于特征优化的原理^[7] 选出对良恶性影响较大的特征组成特征向量对肺结节进行良恶性分类。

SVM 主要用于解决二分类模式识别问题。其主要思想为通过在高维空间中选择适当的函数子集及判决函数, 寻找一个作为两类分界的超平面, 保证通过有限的训练样本得到小误差的分类结果^[8]。

SVM 算法的判决函数一般表达式为:

$$f(x) = \operatorname{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i x) + b^* \right\}$$

式中, $K(x_i x)$ 称为核函数, 不同核函数具有不同分类效果。本文采取的径向基函数作为核函数:

$$K(x x_i) = \exp \left\{ -\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2} \right\}$$

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

本文处理数据来自 LIDC 数据库中的 10 个病例共 1308 张全肺 CT 扫描图像, 包括三维结节 62 个, 其中, 恶性结节 46 个, 良性结节 16 个。

肺部图像数据库联盟 (LIDC) 由美国国家癌症研究会建立。其主要是为各种 CAD 或图像处理技术提供一个参考数据库, 用于开发、评价诊断肺癌的计算机辅助诊断系统。目前 LIDC 数据库包含 68 个病例全肺 CT 扫描图像 (512 × 512 像素), 总容量大于 6GB。每个病例一个文件夹, 包含完整的 DICOM 格式肺部 CT 图像 100 ~ 300 张, 一个 XML 格式注释文件。注释文件内容为 4 名放射学专家对每张 CT 图片出现结节的判定, 包括结节的位置轮廓坐标和主要 CT 特征, 如钙化度、分叶征、毛刺征以及结节恶性度等。

4.2 实验方法及结果分析

为了对肺结节良恶性检测结果进行评估, 本文

将检测结果标记为 TP (真阳性)、FP (假阳性)、TN (真阴性)、FN (假阴性) 四类, 并采用敏感性 (真阳性率)、误诊率 (假阳性率)、特异性 (真阴性率)、漏诊率 (假阴性率); 准确性以及阳性、阴性似然比作为性能评价标准进行评价。

由于本文获得的实验数据有限, 为得到比较准确的实验结果, 本文采用分组实验、反复训练、循环预测的方法, 主要步骤为: 首先将 62 个结节分为 4 组, 第一、三组良性结节 4 个恶性结节 12 个; 第二、四组良性结节 4 个恶性结节 11 个。对于这 4 组数据, 依次保留其中一组作预测数据, 其他三组作训练数据; 然后, 将此 62 个结节平均分为 2 组, 每组包含良性结节 8 个, 恶性结节 23 个, 分别用一组训练, 一组预测。将良性结节标记为 1, 恶性结节标记为 -1。

实验结果统计如表 1 所示。对检测结果进行评估, 结果如表 2 所示。

表 1 肺结节良恶性检测结果

Table 1 Test result of the benign and malignant pulmonary nodules

编号	良性结节	恶性结节	真阳性	假阳性	真阴性	假阴性
1	4	12	9	2	2	3
2	4	11	10	1	3	1
3	4	12	7	1	3	5
4	4	11	8	2	2	3
5	8	23	20	3	5	3
6	8	23	19	3	5	4

表 2 肺结节良恶性检测性能评估

Table 2 Performance evaluation of the test results

编号	敏感性	误诊率	特异性	漏诊率	准确性	阳性似然比	阴性似然比
1	0.7500	0.5000	0.5000	0.2500	0.6875	1.5000	0.5000
2	0.9091	0.2500	0.7500	0.0909	0.8667	3.6364	0.1212
3	0.5833	0.2500	0.7500	0.4167	0.6250	2.3332	0.5556
4	0.7273	0.5000	0.5000	0.2727	0.6667	1.4546	0.5454
5	0.8696	0.3750	0.6250	0.1304	0.8065	2.3189	0.2086
6	0.8261	0.3750	0.6250	0.1739	0.7742	2.2029	0.2782
平均值	0.7776	0.3750	0.6250	0.2224	0.7378	2.2410	0.3682

由以上结果可以看出, 采用文中所述方法对肺

结节良恶性进行鉴别,对于敏感性,在进行的几组试验中,敏感性大部分都在 0.8 以上,还有达到 0.9,仅有一组敏感性稍低,使得最后得到的平均值没有达到 0.8,但总的来看,该方法对恶性结节的识别还是比较敏感的;而对于特异性,由于本实验所用的数据不多,每组的良性结节也仅有 4 个或 8 个,使得若仅有一个良性结节识别错误也会占较大比例,致使特异性,即良性结节的识别率也不是太高,为 0.625,但已可以正确识别大部分的良性结节;同时由于实验数据较少导致的良性结节的识别正确率不高这一因素直接影响了实验结果在准确性的表现上也没有达到非常好的效果;对于阳性似然比和阴性似然比,本实验结果显示二者分别达到了 2.241 和 0.3682,说明在恶性样本中检测出恶性的机会是在良性样本中检测出恶性机会的 2.241 倍,而在恶性样本中检测出良性的机会是在良性样本中检测出良性的 0.3682 倍,这个结果说明该方法检测结果正确的性能是可以接受的。

5 讨论与结论

肺结节的计算机辅助诊断一直以来都是研究的热点和难点。本文提出基于肺结节三维特征,运用 SVM 分类方法对肺结节的良恶性进行鉴别研究,实验结果表明,从敏感性、特异性、准确性以及似然比方面考虑该方法还是取得了可以接受的良恶性鉴别效果,但距临床应用的要求还是有一定差别,主要原因分析如下。

(1) 样本收集的局限性。由于本文是基于三维空间进行肺结节良恶性的鉴别,因此需要提取肺结节的三维信息,相对于二维信息的收集,三维信息的工作量明显大出很多。本文共处理 10 个病例共计 1308 张全肺 CT 扫描图像,仅得到三维结节 62 个,其中恶性结节 46 个,良性结节 16 个。尤其是良性结节非常少,导致识别的特异性和准确率无法达到很高。

(2) 特征的选择和维数大小对实验结果有影响。本文虽然提取了 30 个特征值,但在特征优化的过程中做得不够完美,导致最后选定的特征值对肺结节良恶性的鉴别效果不是十分理想。因此,在后续的工作中如何对特征优化将是工作的重点。

(3) 预处理步骤造成误差放大。由于需要处理

肺部 CT 图像,包括分割肺实质和提取肺结节,必然会带来一定的计算误差。再加上提取特征时的计算误差,必然会使误差放大,影响分类结果。

尽管如此,实验结果还是表明本文基于三维空间肺结节良恶性鉴别方法的可行性。相信随着研究的深入,基于三维空间的肺结节良恶性鉴别方法会得到进一步的完善,并将早日应用于临床诊断,以帮助医生对肺结节进行检测诊断,进一步减少误诊、漏诊、错诊的可能性。

参考文献

- [1] 崔云,马大庆.肺结节的 CT 计算机辅助检测和诊断的基本方法及应用[J].中国医学影像技术,2007,23(3):469.
Cui Yun, Ma Daqing. The basic methods and application of computer-aided detection and diagnosis of lung nodule in CT[J]. Chin J Med Imaging Technol, 2007, 23(3): 469.
- [2] 李越.基于形态学及灰度熵的肺结节检测算法[D].北京:北京交通大学,2011:24-27.
Li Yue. A detection algorithm based on morphology and gray entropy for pulmonary nodules [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011: 24-27.
- [3] 杨聃.三维肺部 CT 图像中的结节自动识别[D].武汉:华中科技大学,2007.
Yang Dan. A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of master of science [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007.
- [4] 冯伟兴,唐墨,贺波.数字图像模式识别技术详解[M].北京:机械工业出版社,2010:53-64.
Feng Weixing, Tang Mo, He Bo. Digital image pattern recognition programming using Visual C++ [M]. Beijing: China Machine Press, 2010: 53-64.
- [5] Omar S. Al-Kadi, D. Watson. Texture Analysis of Aggressive and Nonaggressive Lung Tumor CE CT Images[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2008, 55(7): 1826-1829
- [6] Onur Osman, Serhat Ozekes, Osman N. Ucan. Lung nodule diagnosis using 3D template matching[J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 37: 1167-1172
- [7] Messay T, Hardie RC, Rogers SK. A new computationally efficient CAD system for pulmonary nodule detection in CT imagery[J]. Medical Image Analysis, 2010, (14): 390-406
- [8] 姜慧妍,何炜.基于胸部 CT 图像的肺癌识别方法的研究[J].电子学报,2009,37(8):1664-1668.
Jiang Huiyan, He Wei. Research of lung cancer recognition based on chest CT images[J], Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1664-1668.

(2012-01-13 收稿,2012-04-12 修回)