

一种基于BP网络的CT图像肝实质分割算法

吴志坚 王博亮 黄晓阳 鞠颖 胡丽玲

关键词 BP神经网络 纹理 灰度共生矩阵 三维区域生长

摘要 提出一种基于BP网络分割CT图像序列中肝实质的方法。首先选取训练样本,提取样本图像中肝脏的纹理特征,作为输入向量,以对训练样本手工分割的结果作为导师信号,对BP神经网络进行训练,再用训练好的网络对CT图像序列中的肝实质进行分割,最后对分割后的结果进行三维区域生长及孔洞填充处理。实验结果表明:该方法能够有效的对肝脏纹理特征明显的CT图像序列进行分割,可用于CT图像序列的自动分割。

Segmentation Algorithm of CT Image Liver Parenchyma Based on BP Network / WU Zhi-jian, WANG Bo-liang, HUANG Xiao-yang, et al // China Digital Medicine.-2008 3(8): 18 to 20

Keywords BP neural network, texture, gray level co-occurrence matrix, 3-D domain growth

Abstract It puts forward a method to segment liver parenchyma in CT image sequence based on BP network. Firstly, select the training sample, extract the texture features of liver in sample image as input vector, take the result of manual segmentation on training sample as teacher signal to train BP neutral network, and then make segmentation on liver parenchyma in CT image sequence by trained network, and finally, make 3-D domain growth and hole filling and treatment for the result after segmentation. The experimental result shows that this method can effectively segment CT image sequence with obvious liver texture features, which can be applied to the automatic segmentation of CT image sequence.

Corresponding author Computer Science Department of Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian Province, P.R.C.

Fund project National Natural Science Funds (30770561, 60701022), Scientific Research Fund of Minister of Health—Funded Project of Fujian Provincial Health and Education United Key Plan (WKJ2005-2-001)

在医学图像处理中,如何利用计算机准确将CT图像中的肝实质(Liver Parenchyma)分割出来,是一个难度很大的问题。为了准确得到肝组织的边界,可采用手工勾划的方式,对肝实质进行分割。然而,一般一套病人CT图像有150-400张左右,单纯靠手工进行分割工作量巨大,而且难以精确分割出肝实质,操作者的经验以及图像本身质量都会影响到分割效果。如果借助于计算机进行图像分割,则可大大减轻图像处理工作量。由于人体生物组织十分复杂,且灰度相差不明显,传统图像分割方法如阈值法,不能有效的区分各组织;而区域生长法^[1],则存在着分割边界不平滑、容易溢出的问题。通过观察,发现CT图像中的肝实质纹理特征明显与周边组织不同;通过提取图像中肝实质的纹理特征,采用BP神经网络方法对CT图像肝实质进行分割,该方法具有较强的自学习性及自适应性。

基金项目:国家自然科学基金(30770561, 60701022),卫生部科学研究基金—福建省卫生教育联合攻关计划资助项目(WKJ2005-2-001)
厦门大学计算机科学系, 361005, 福建省厦门市思明南路422号

1 纹理特征提取

图像的纹理特征描述了在图像中反复出现的局部模式和它们的排列规则,反映了宏观意义上灰度变化的一些规律^[2];图像的纹理可以定义为规律性或随机性重复显示的某种图像基元。图像中局部不规则而宏观有规律的特性称之为纹理^[3]。

提取CT图像的纹理特征的方法使用了灰度共生矩阵。灰度共生矩阵方法是建立在估计图像的二阶组合条件概率密度函数基础上的纹理分析方法,已经有了较长的研究历史,也是当前人们公认的一种重要的纹理分析方法^[4]。

在纹理图像中,某个方向上相隔一定距离的一对像元灰度出现的统计规律,应当能具体反映这个图像的纹理特性。可以用一对像元的灰度共生矩阵来描述这个规律,进而由共生矩阵计算出一些参数定量来描述这个纹理的特性。

灰度共生矩阵是描述在方向上,相隔d像元距离的一对像元,分别具有灰度i和j的概率。其元素可记为 $P(i, j | d, \theta)$,当 θ 和d选定时,也可简记为 $P_{i,j}$ 。

显然灰度共生矩阵是一个对称的矩阵,其阶数由图像中的灰度决定。由于所用的CT图像有256级灰度,则其灰度共生矩阵大小为 256×256 。一般定义 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向的灰度共生矩阵。

灰度共生矩阵一般可以提取14个左右的特征,实验中使用了比较常用的5个特征^[5]:

$$1.1 \text{ 角二阶矩 (能量) } ASM = \sum_i \sum_j P(i, j)^2$$

$$1.2 \text{ 对比度 (惯性矩) } CON = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)$$

$$1.3 \text{ 相关 } CORRLN = \left\{ \sum_i \sum_j [(ij)P(i, j) - \mu_x \mu_y] \right\} / \sigma_x \sigma_y$$

$$1.4 \text{ 熵 } ENT = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j)$$

$$1.5 \text{ 逆差矩 } IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j)$$

由于CT图像的分辨率为 512×512 ,因此,每个特征产生的二维特征值矩阵的长宽也为 512×512 。可以使用提取出来的灰度共生矩阵的特征值作为BP神经网络的特征输入向量。

2 BP神经网络

BP(Error Back Propagation)神经网络是使用了误差反向传播算法进行训练的多层前馈网络。BP算法的基本思想是,学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个

过程组成。正向传播时,输入样本从输入层传入,经各隐层逐层处理后,传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出(教师信号)不符,则转入误差的反向传播阶段。误差反向传播是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此误差信号即作为修正各单元权值的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程,是周而复始地进行的。权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止^[6]。

2.1 训练集特征提取 可以观察到,大部分CT图像中的肝实质的纹理特征比较明显,因此,可以提取肝实质的纹理信息作为BP网络的特征输入。提取纹理特征的方法有很多种,灰度共生矩阵是一种典型有效的基于统计的纹理提取方法。由上面介绍可知,可以定义 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向的灰度共生矩阵,而每个灰度共生矩阵可以提取五个特征值。这样,可以得到 $4 \times 5 = 20$ 个特征值。考虑到CT图像的像素灰度值也是一个很重要的特征,为了达到更好的分割效果,把像素点的灰度值也作为BP网络的特征输入。这样,可以确定BP网络的21个输入向量,即CT图像像素值,以及灰度共生矩阵20个特征值。

2.2 初始权值调整 网络权值的初始化方法对缩短网络的训练时间至关重要。初始权值足够小,可以使各节点的净输入在零点附近,从而加快网络训练速度。因此,对训练集进行了归一化处理。

2.3 BP网络节点数确定 BP神经网络是多层前馈网络,需要确定其输入层、输出层及隐层的节点数量。隐层的数目可以有多个,本文使用了应用最为普遍的单隐层网络。由于选取了21个特征值,故网络的输入层节点数为21,即样本的规模数为21。一般来说,输入向量越多,训练结果越能正确反映其内在规律。但样本数多到一定程度时,网络的精度也很难再提高。在BP神经网络的训练过程中发现灰度共生矩阵的特征值中的和两个特征值具有较小的相对差值,因此,将这两个特征去掉,这样,输入向量总共为 $1 + 4 \times 3 = 13$ 个。输入向量数量减少了,训练时间相应减少,训练规模变小了,训练时所需内存空间也减少了。

分割后的图像应能够区分出目标和背景。因此,输出层节点数设为1。这里,取目标区域为0(黑色),背景区域为1(白色)。

隐节点用于提取并存储样本中的内在规律。隐节点过

少,网络获取信息能力差,训练结果不足以体现样本规律;而隐节点过多,又有可能强化样本中非规律性的内容,从而产生过拟合现象,降低了泛化能力。节点数可以由以下经验公式确定: $m = \sqrt{nl}$ 。其中, m 为隐层节点数, n 为输入层节点数, l 为输出节点数^[6]。由此公式, 隐层节点数可以取 4。

2.4 BP 网络的建立 BP 网络的建立及训练需要确定的参数。BP 神经网络输入层、输出层、隐层节点数目由上面陈述可知, 分别为 13、1、4。针对本文研究对象的特点, 隐层传递函数可以选择双曲正切 S 形函数, 而输出层由于要控制输出大小在 0 - 1 之间, 可以选择对数 S 形函数。选取 CT 图像序列中一张肝脏部分比较明显的图片, 提取其点阵信息、纹理信息, 作为期望输入, 并勾勒出肝脏部分, 作为期望输出。训练次数也是一个比较重要的参数, 训练次数过少, 存在网络参数调整不够充分, 训练结果达不到要求的问题; 而训练次数过多, 则网络参数在训练次数尚未到达时可能已经调整充分。因此, 要在保证网络充分训练的前提下尽量减少训练次数。在实验的训练过程中, 注意到训练次数在 80 次左右之后网络学习的误差变化不大, 故训练次数设为 80。

2.5 图像分割 建立完 BP 神经网络, 使用导师信号对网络进行充分训练, 训练好的 BP 网络的权值及阈值等参数都根据训练样本进行了调整, 可以用于对本套 CT 图像序列进行分割见图 1、图 2。图 1 为随机选择的原始图像, 具有一定代表性, 图 2 为分割效果。

3 图像后期处理

图 2 是使用 BP 神经网络分割出来



图 1 CT 图像

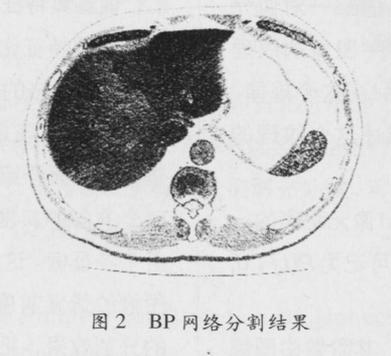


图 2 BP 网络分割结果

的结果。可以看出, 肝实质部分被强化了, 非肝实质部分被弱化了, 但并未消除。显然, 还必须对图像进行后期处理, 从而消除非肝实质部分。这里, 采用区域生长法来达到这一目标。具体算法如下:

选取一张分割后的图片, 手工选取一个肝脏区域中的像素作为种子点。

区域生长阈值定义: 小于等于此种子点的灰度值的认为是肝脏部分, 其余灰度值为非肝脏部分。

进行区域生长, 效果见图 3。可以看出, 区域生长出来的部分中间有很多孔洞, 这是 BP 网络训练中把肝脏中的肿瘤及血管当成非规律信号从而忽略造成的; 而肝脏部分是一个整体, 因此要对这些孔洞进行填充。

进行孔洞填充, 效果见图 4。

比对原图信息, 得到最终分割结果, 见图 5。

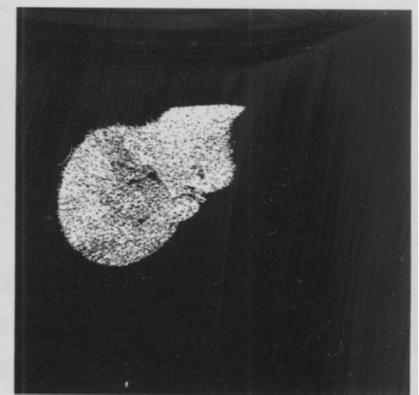


图 3 区域生长效果

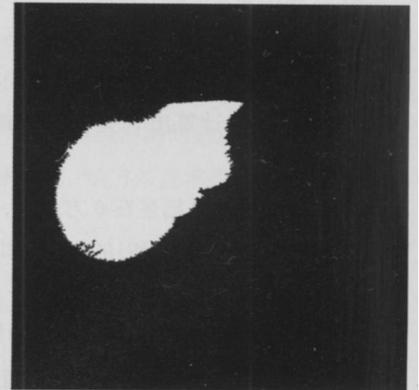


图 4 孔洞填充结果

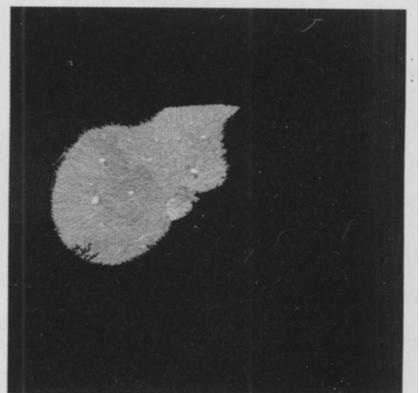


图 5 最终分割结果

4 结果

图 5 为使用本文方法得到的最终分割结果。实验中, 总共分割了 1000 张左右的 CT 图像数据, 均是取自厦门第一医院放射科。由于每套 CT 图像的成像条件基本相同, 因此, 可以把一次训练的结果用于分割本套 CT 的其他图像。实验结果表明, (下转第 23 页)

主要包括: Internet节点安全、内部网络安全、数据传输层和安全证书认证, 也为实现异地挂号、异地收费等服务措施, 促进区域内卫生资源在高速信息环境下的优化组合打下了坚实基础。

4 讨论

系统实施以来, 充分体现社区卫生服务的基本思想, 融医疗、防疫为一体, 建立完整的健康信息库, 辅助卫生服务机构为居民提供真正的健康服务; 利用先进的数据交换技术, 建立卫生服务机构与医疗保健机构间的转诊、回单机制, 尽可能将所有医疗、预防信息都纳入到健康档案的范畴, 并以电子病历为基础建立动态的疾病史, 为卫生服务机构的保健服务提供依据。

系统在功能开发方面特别对影响居民健康疾病的深度干预进行了控制, 加强了对疾病监控的动态访视管理, 以及对疾病效果的监控评价, 避免只停留在健康档案的简单收集和管理上。

系统的通用信息交换平台为机构间的信息共享^[2]提供了保证; 同时, 还保留了通过社会保障卡与社保系统建立信息共享的机制; 并通过多种技术和严密设计保证健康档案的安全。

区域卫生信息共享需要卫生保健服务的方方面面参与, 涵盖社区卫生工作的各个环节, 这就要求主管部门要加大指导和协调力度, 从大局出发, 统一谋划和布局各级医疗机构的信息化建设。

对计算机操作人员加大培训和

考核力度, 同时降低软件的使用门槛, 以“傻瓜型”操作为主, 真正发挥计算机的高效性和智能性。

市区级的条线考核标准要尽快统一, 以免造成基层单位反复修改软件、更换版本, 不利于数据的汇总统一和信息化的推进。CDM

参考文献

- [1] 琚文胜. 建设卫生信息体系, 保障奥运医疗安全[J]. 中国信息界, 2008, 5: 28-29.
- [2] 樊小玲. 区域卫生信息资源开发利用模式的建立与应用[J]. 中国数字医学, 2008, 3(4): 10-12.

【收稿日期: 2008年6月16日】

(责任编辑: 赵士洁)

(上接第20页)对肝实质纹理特征明显的CT图像进行分割, 其中87%以上的图像能达到预期的分割效果; 而纹理特征不明显的CT图像, 比较好的情况下也只有27%左右可以有效分割。此方法准确率略逊于手工分割, 但优于普通区域生长法见图6。图6为未经过区域生长, 直接使用区域生长法分割的效果。可以看出, 分割结果的边缘不如BP神经网络光滑, 且左上角的骨头没有去除。此BP网络分割过程无须手工操作。而图像后期处理, 由于使用的是三维区域生长法, 只需选择一个种子点, 即可完成整套CT图像数据肝脏的分割及肝脏中孔洞的填充功能, 手工干预很少。可见使用此方法可以较好的对肝脏纹理特征明显的CT图像序列进行分割。

5 结论

本文提出的方法在分割CT图像序列的肝实质是有效的。在纹理特征

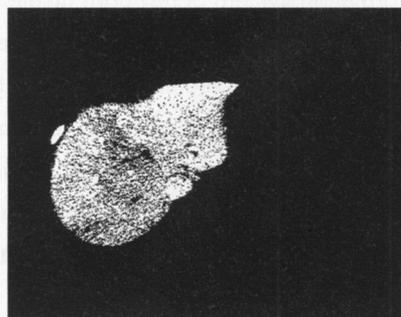


图6 不用BP网络直接区域生长效果

明显的情况下, 可以达到较为满意的分割效果。相对阈值法及普通区域生长法而言, 分割结果轮廓平滑, 分割精度高, 成功率高, 适应性强。而且, 图像分割过程人工介入少, 可以用于整套CT图像肝实质的批量分割。不足之处在于此方法分割时间相对较长。通过观察, CT图像中相当一部分空间是非人体组织部分, 因此, 可以采用部分裁剪的方法, 裁剪出有用区域, 进行训练及分割。这样, 可以大大提高BP网络的训练及分割图像的速度。此方法具有一定的通用性, 可用于其他纹理

特征明显的图像的分割。CDM

参考文献

- [1] 程明, 黄晓阳, 王博亮. 医学图像中微细管道结构的提取[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(33): 221-223.
- [2] 李丙春. 基于共生矩阵的图像纹理特征提取及应用[J]. 喀什师范学院学报, 2006, 27(6): 35-37.
- [3] 黄亚丽, 李芬华, 赵真. B超肝脏图像纹理特征提取方法的实验研究[J]. 中国医学影像, 2004, 20(12): 1937-1939.
- [4] 苏彦华. Visual C++数字图像识别技术典型案例[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2004: 13-15.
- [5] 童隆正, 王磊, 陈海荣, 等. 肝纤维化图像的灰度共生矩阵分析[J]. 首都医科大学学报, 2003, 9, 24(3): 240-242.
- [6] 韩力群. 神经网络网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002: 44-55.

【收稿日期: 2007年7月29日】

(责任编辑: 李华才)