

基于神经网络的超声医学图像自动分割*

汪天富* * 郑昌琼 李德玉

(四川联合大学高新技术研究院 成都 610065)

【摘要】 图像分割是多维超声医学图像重建中最重要和最困难的问题。文中将传统的最近邻分类方法与自组织神经网络相结合,提出了一种超声医学图像的自动分割方法。实验表明,与传统的 K 平均方法相比,该方法除具有自动分割优点外,还具有稳定性好,自适应性强,分割准确等优点。

关键词 自组织神经网络; K 平均; 最近邻分类器; 超声医学图像分割

中图分类号 TN941.1

图像分割是图像处理、计算机视觉与模式识别等领域十分重要且十分困难的问题之一^[1],它包括特征提取与模式分类两个部分。传统的模式分类方法都是采用 K 平均聚类方法^[2],这种方法需要根据经验给出初始聚类中心数和选择初始聚类中心,并且受样本空间分布的影响较大,很难获得准确的结果,且需要人工操作,不具有自适应性。本文提出了一种自动分割方法,首先用最近邻分类方法确定模式类别数^[3],再用自组织神经网络进行自适应聚类。

1 图像纹理类别的确定

将图像分成若干个不重叠的区域,相邻区域有以下四种关系: 1) 两区域属于同一种纹理类型,可以合并; 2) 一个区域包含两种不同的纹理,另一区域则属于另一种不同的纹理类型; 3) 两区域都包含各不相同的两种不同的纹理; 4) 两区域各含一种纹理。从模式距离的角度来说,关系 1) 对应的两个区域距离最小,属于均匀区域,可以进行合并,关系 4) 对应的两个区域距离最大,属于非均匀区域,可以标记为不同的纹理类别; 关系 2)、3) 对应的两个区域的距离介于两者之间,属于混合区域,标记为不确定区域。因此,如果将所有相邻区域的欧氏距离用最近邻分类器^[3]进行聚类,可以聚成三类,分别代表均匀区域、混合区域和非均匀区域。设均匀区域内的平均距离为 D_{mean} ,最大距离

为 D_{max} ,令

$$D_{\text{th}} = (D_{\text{mean}} + D_{\text{max}}) / 2$$

则将 D_{th} 作为判断相邻区域是否属于同一种纹理的阈值。首先将距离小于 D_{th} 的相邻区域合并,再将所有距离小于 D_{th} 的不相邻区域进行合并。不能合并的区域标记为不同的纹理类别。如果属于某一类纹理的象元数太少,小于阈值 ϵ ,则不能将它作为独立的一类纹理,应将其去掉,并标记为不确定区域。最后得到了图像中总的纹理类别数,同时也获得了初始的聚类中心。

2 自组织神经网络

T. Kohonen 认为,一个神经网络接受外界刺激时将分为不同的区域,各区域对输入模式有不

① 1997 年 1 月 27 日收稿,1997 年 3 月 19 日修改定稿

* 国家自然科学基金资助项目,基金号: 69572028

** 男 30 岁 硕士 讲师

同的响应特征,同时,这一过程是自动完成的^[4]。因此,他所提出的自组织神经网络是一种无监督的聚类网络,它所形成的聚类中心能够映射到一个平面或曲面上而保持拓扑结构不变,可以对目标的固有特征作出客观的划分。

自组织神经网络的结构如图 1 所示,图中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_M)$ 表示输入模式, $w = \{w_{ij} | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq c\}$ 为权值矩阵, $Y = (y_1, y_2, \dots, y_c)$ 为输入节点的匹配响应,在时刻 t 有

$$Y = d(w(t), x(t)) \quad (2)$$

式中 d 为欧氏距离。输出节点响应的大小意味着该节点关于输入模式的匹配程度。如果要求最佳匹配,需满足

$$Y_{\text{opt}}(t) = \min(y_j(t)) \quad j = 1, 2, \dots, c$$

然后,在该节点及其拓扑邻域下调整权系数

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Upsilon(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad j \in NE_j(t), 1 \leq i \leq M \quad (3)$$

式中 $\Upsilon(t)$ 为学习参数; $NE_j(t)$ 为节点 j_1 的拓扑近邻。

自组织神经网络的学习算法包括: 1) 初始化权系数 w_{ij} ($1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq c$) 为随机小实数, 设置迭代次数 T , 初始化学习参数 $\Upsilon(0)$, $0 < \Upsilon(0) < 1$, 初始化近邻 $NE(0)$, 置初始迭代次数 $t = 0$; 2) 输入一新的模式 f_k ; 3) 计算模式与各权矢量的距离 $d_j^2 = \sum_{i=1}^M (f_{ki} - w_{ij})^2, j = 1, 2, \dots, c$; 4) 选择 d_j 最小的节点 j^* 为竞争获胜节点; 5) 根据式 (3) 修改节点 j^* 及其近邻 $NE_{j^*}(t)$ 的权系数; 6) 判断是否已输入所有模式, 否则转 2); 7) $t = t + 1$, 修改学习参数 $\Upsilon(t)$ 及近邻 $NE(t)$ 。若 $t < T$, 转 2); 若 $t = T$ 则停止。

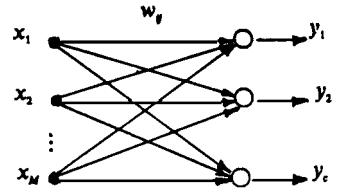


图 1 自组织神经网络结构

在实际应用中对 $\Upsilon(t)$ 与 $NE(t)$ 的选择没有一般化的数学方法,通常是凭经验选取。一般的原则是初始 $NE(0)$ 较大,乃至覆盖整个输出平面,然后逐步收缩到 0, $\Upsilon(t)$ 开始下降速度较快,可以很快捕捉到输入向量的大致概率结构。然后取在较小的基值上缓慢下降至 0,这样可以精细地调整权值,使其符合输入空间的概率结构。

3 实验结果与讨论

实验中的超声医学图像取自某大学超声诊断室,原始图像存储在视频磁带上,经录像机回放用动态图像采集卡数字化后存入计算机硬盘。图 2 为其中一幅大小为 256×256 像素的原始超声心脏图像,将它分成大小为 2×2 像素的不重叠区域,对各区域计算分形维数与 Lacunarity 指数^[2]作为特征矢量,然后用最近邻分类器进行聚类,得到的纹理类别数为 4。组成每一类纹理的最少象元数 e 取值为 192。如果 e 太大,会将两类不同纹理合成一类;而 e 太小又会将一类纹理分成两类,都不能获得正确的纹理类别数。对图 2 用 K 平均方法进行分割,结果如图 3 所示。此时选取的聚类中心数为 4,初始聚类中心则根据样本空间分布情况凭经验给出。用自组织神经网络进行分割的结果如图 4 所示。神经网络的输入层为 6 个节点,输出层为 4 个节点,并用最近邻分类器得到的初始聚类中心作为初始权矢量。

比较图 3 与图 4 可以看出,自组织神经网络方法得到的结果优于 K 平均方法,而此时图 3 的结果已是 K 平均方法得到的最好结果,如果随机选取初始聚类中心,有时会得到错误的分割结果。自组织神经网络的分割结果不受初始条件的影响,分割结果稳定,而且收敛速度也比 K 平均方法快。此外,由于自组织神经网络可以并行实现,因而具有更快的分割速度。然而,图 4 的结果与临床

应用还有一定差距,有待于进一步完善。首先文中的图像采用的是体外扫描方式,噪声较大,如果采用食管导入扫描方式(TEE),则图像质量有较大改善;其次,在进行分割前我们未对原始图像作任何预处理,若先进行滤波和噪声抑制处理,则会大大减小分割结果图像中的噪声;此外,在特征描述方法上,分形维数特征提取方法获得的特征值冗余性较大,有效特征数只有三个,有待于进一步扩充,如与 Laws 的微型模板相结合,可获取多个分形维数特征。

多幅超声心脏断层图像的分割实验表明,本文方法不仅能进行自动分割,还具有分割稳定性好,自适应性强,分割结果准确以及速度快等优点,但也有需要进一步完善的地方。



图 2 原始超声心脏图像

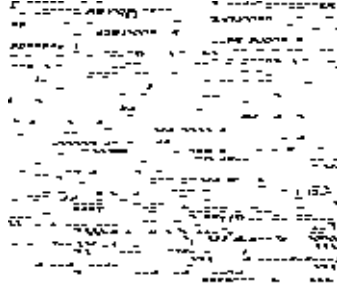


图 3 K 平均分割结果

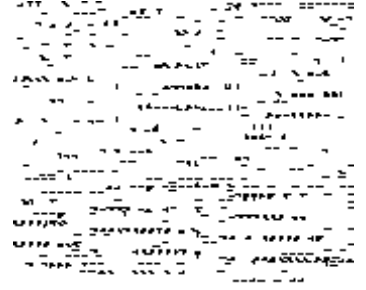


图 4 自组织神经网络分割结果

参 考 文 献

- 1 McCann A H, Sharp J C, Kinter T M et al. Multidimensional ultrasonic imaging for cardiology. Proceedings of the IEEE, 1988, 76: 1 063~ 1 071
- 2 Keller J M, Chen S, Crownover R M. Texture description and segmentation through fractal geometry. IEEE Trans CV GIP, 1989, 45: 150~ 166
- 3 Duda R O, Hart P E. Pattern classification and scene analysis. New York: Wiley, 1973
- 4 Kohonen T. Self-organization and associative memory. Berlin: Springer-Verlag, 1989

Neural Network Based Ultrasonic Medical Image Automatic Segmentation

Wang Tianfu Zheng Changqiong Li Deyu

(High Technology Research Institute, Sichuan Union University Chengdu 610065)

Abstract Segmentation is one of the most important and difficult problems in multidimensional ultrasonic medical image reconstruction. An automatic segmentation method combining the nearest neighbor classifier with self-organization neural network is studied in this paper. In addition to the automatic segmentation benefit, it is proved by experiments that the method exceeds the traditional K -means method in stability, adaptability and exactness etc.

Key words self-organization; K -means; the nearest neighbor classifier; ultrasonic medical image segmentation

编辑 叶 红