

# 利用 Kohonen 神经网络进行交互式图像分割

丰艳, 陈一民, 吴志扬

**摘要:** 针对医学图像以及医学观察的特点, 提出利用 Kohonen 神经网络进行交互式的医学图像分割。针对常见的聚类数目确定方法在图像处理中存在的不足, 文本提出神经网络中输出结点的个数, 即图像分割的类别数, 不是固定按照某一种或某几种以往常见的方法来确定, 而是由医生根据分析病情的需要而动态决定, 增加了灵活性和医生的自主性。另外, 针对图像处理数据量大、处理速度慢的特点, 利用 PDS 塔型数据结构提高图像分割的速度。

**关键词:** Kohonen 神经网络; 图像分割; 输出结点; 交互式; PDS

**中图分类号:** TP391

## INTERACTIVE IMAGE SEGMENTATION BASED ON KOHONEN NEURAL NETWORK

FENG Yan , WANG MingHui , WU ZhiYang

**Abstract:** According to the characteristic of medical observation, it put forward a method of interactive image segmentation using Kohonen neural network. The amount of the output nodes in the neural network, namely the number of sorts in image segmentation, was not determined unchangeably according to some ago familiar method, but dynamically according to the physician's need of analysing patient's condition, therefore it improve the flexibility and increase the doctor's go-aheadism. In addition, on account of the great data size in image manipulation, it utilized PDS data structure to accelerate the image segmentation.

**Keywords:** Kohonen neural network; image segmentation; output node; interactive; PDS

### 1、引言:

生物医学图像处理是数字图像处理中的一个重要方面。很多生物医学信息是以图像形式表现出来的<sup>[1]</sup>, 如X射线图像、断层CT图像以及超声图像。它使人类视觉从表面向内部延伸。人们可以通过它们来获取人体内部器官在解剖学、生物化学和生理功能上的有用信息。由于医学图像中的病灶有时会与周围正常组织在灰度、形状上相似, 用肉眼不易分辨, 所以需要进行图像分割, 使病灶清晰地呈现出来。

医学图像的分割首先要求具有较强的适应性。其次, 它还需要较好的实时性<sup>[2]</sup>, 因为医学图像中需要处理的数据量很大, 对处理速度要求较高, 所以分割算法应在保证相当的精度之下尽快完成器官和

病灶的分割。

本文将 Kohonen 聚类神经网络应用于图像分割中。针对以往常见的确定聚类数目的方法存在的一些不足, 提出图像的分割类数即神经网络输出层结点的个数, 由医生根据分析病灶的需要, 在图像分割的过程中自行决定, 从而建立了医学图像的交互式神经网络分割方法。

### 2、图像分割聚类个数的确定

Kohonen 神经网络中, 权值表示各聚类的中心<sup>[5]</sup>, 输出层的结点数表示聚类的个数。在该网络训练过程中, 由于初始权值的选取对训练结果不会产生太大的影响, 所以, 聚类的个数即网络中输出结点的个数, 会直接影响到训练的结果。

在利用 Kohonen 神经网络进行训练时, 确定聚类

基金项目: 上海市自然科学基金项目(No.025115008)

作者简介: 丰艳, 女, 博士生, 研究方向为增强现实、多媒体技术, 邮编: 200072, 地址: 上海市闸北区延长路 149 号上海大学科技楼 411 室, 电话: 021—56336924, E-Mail: fywmh@163.com

个数(即输出结点的个数)的方法,通常有两种<sup>[6-7]</sup>:  
 (1)是按照Hunts-beiger等人提出的,把聚类个数确定为4;  
 (2)是按照图像直方图中峰值点的个数来确定聚类的个数。  
 这两种常见方法,在某些应用中,能够得出较满意的训练结果。  
 但是在医学图像分割中,却不能达到理想的结果。

上述方法(1)中,把聚类个数确定为4,这种做法使图像分割的结果受到限制,失去了灵活性。因为对于不同的图像,根据需要的不同,会有不同的最佳分类数目(c),而不一定都是4。

在医学图像分割中,我们的分割重点是病变部位,即我们要把图像中的病变部位作为一个类同图像的其他部分区分开来,这在医学图像分割中是很关键的。但是,病变部位的面积却可能非常的小,甚至在整幅图像中所占的比例微乎其微。其灰度值反映在直方图中,可能不是在峰值点,甚至是在峰谷,或者是在函数值接近X轴的部位。这种情况下,如果我们利用上面提到的方法(2)-----利用直方图中峰值点的个数来确定聚类个数,可能会产生一个严重的错误结果,即病变部位由于像素点个数太少而被忽略,从而被归入其他的类中。这样就完全背离了医学图像分割的初衷。

因此,无论是规定聚类的个数为4,还是规定按照峰值点的个数来确定聚类个数,两种方法都使得对医学图像的分割变的很机械,失去了适应性<sup>[8-9]</sup>,进而影响医生对病情的分析。

为了能够对医学图像进行灵活的分割,我们提出了交互式的Kohonen神经网络图像分割方法。对于每一幅医学图像,它的聚类个数不按事先规定的模式来确定,也就是说Kohonen神经网络中输出层的结点个数事先不确定,而是由医生根据分析病情的需要而随机变动。即图像的聚类个数由医生输入电脑之后,神经网络才确定输出结点的个数,进行网络训练。这就建立了一种人机交互式的神经网络训练方式。

利用这种交互式的网络训练方式,医生可以灵

活的变换聚类的个数,对于同一幅医学图像,得到不同的分割结果,并从多幅分割图像中,选出有助于病情分析的分割图像。

### 3、Kohonen 自组织神经网络的基本原理

Kohonen在1984年首先提出用自组织神经网络(HKCNN)进行聚类分析。该算法采用迭代法优化目标函数来获取对数据集的分类。Kohonen聚类神经网络(HKCNN)结构图如图1所示<sup>[4]</sup>。

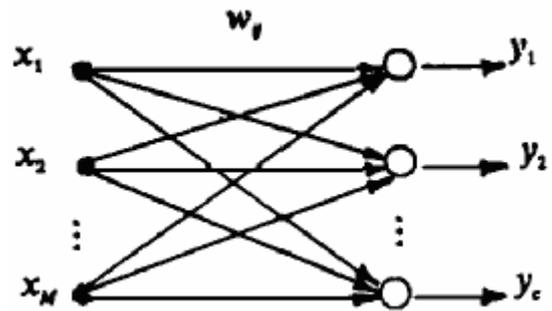


图1 Kohonen 网络结构图

HKCNN神经网络是一个两层前馈神经网络,第一层为输入层,含有m个神经元(等于数据的维数m)。第一层神经元为线性神经元,其响应函数为线性函数。第二层神经元为竞争输出神经元,其个数为数据集的类数c。第二层神经元的输出在{0,1}中取值。第一层和第二层的权连接包含 $m \times c$ 个。即 $W=[w_1, w_2, \dots, w_c]^T$ ,  $w_i=[w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$ 表示第i类的聚类中心。

聚类神经网络采用竞争学习算法,在竞争学习过程中,对于每次输入的训练矢量,仅竞争胜利者朝着这个训练矢量修正权值,其它竞争失败的神经元对应的权值不变。

竞争学习过程如下:

(1) 对于各样本,计算  $x_k$  到各个聚类中心的欧氏距离的平方值:  $d_{ik}^2 = (x_k - v_i)^T(x_k - v_i)$

(2) 对  $\{d_{ik}^2\}$ 按递增次序排序。

(3) 按下式修正 $\{d_{ik}^2\}$ 中距离最小对应的类,

$v_{i,t} = v_{i,t-1} + \eta(x_k - v_{i,t-1})$ , 其中  $\eta$  表示学习系数。

在实际的应用中,对  $\eta$  的选择没有一般化的数学方

法，通常是凭经验选取。

#### 4、塔型数据结构(PDS)的引入

利用Kohonen神经网络进行图像分割，运算量非常大。为了减少运算量，提高运算速度，我们引入了塔型数据结构(PDS)，按下列公式把图像分成不同级的量化图像，式中 $I_k$ 表示 $k$ 级量化图像的灰度值：

$$I_{k-1}=\{I_k(2i,2j)+I_k(2i-1,2j)+I_k(2i,2j-1)+I_k(2i-1,2j-1)\}/4$$

利用上述公式，可由 $k$ 级图像计算出 $k-1$ 级的图像。不难看出， $k-1$ 级图像的分辨率比 $k$ 级图像的分辨率降低了4倍，相应的运算量也减少了4倍，从而提高了运算速度，较好的改善了处理过程的实时性。

#### 5、实验结果分析

Kohonen神经网络作为一种自监督的分类算法用于图像分割时，输出层的每个神经元对应一个不同的目标区域，因此输出层的神经元个数由医生输入电脑后，才能确定。而对于输入层，我们在实验中选择各像素值以及各像素与其邻域的均值作为特征输入，即输入层有2个神经元。

由于初始权值的选取对图像分割结果不会产生

太大影响，因此，本实验中,我们根据用户输入的聚类个数 $c$ ，在0~1之间均匀的取出 $c$ 个数值作为初始权值。

本实验中，我们选定训练次数为2000次。

前500次训练中，我们令学习系数 $\eta$ 从1迅速递减到0.1，其变化函数定为：

$$\eta=(4999-9*t)/4990;$$

在500到2000次的训练中，令学习系数 $\eta$ 从0.1缓慢降至0，其变化函数定为：

$$\eta=1/(t-490);$$

上述对于学习系数 $\eta$ 的选取，我们是让 $\eta$ 在实验的前1/4时间内(前500次训练)递减较快，然后(500~2000次训练)再以较慢的速度递减到0。这样做的目的是： $\eta$ 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 $\eta$ 在较小的基值上缓慢下降至0，从而可以精细的调整权值，使其符合输入空间的概率结构。

图2为利用Kohonen神经网络进行图像分割时的权值变化跟踪图，反映了网络训练过程中代表灰度值聚类中心的权值的变化情况。

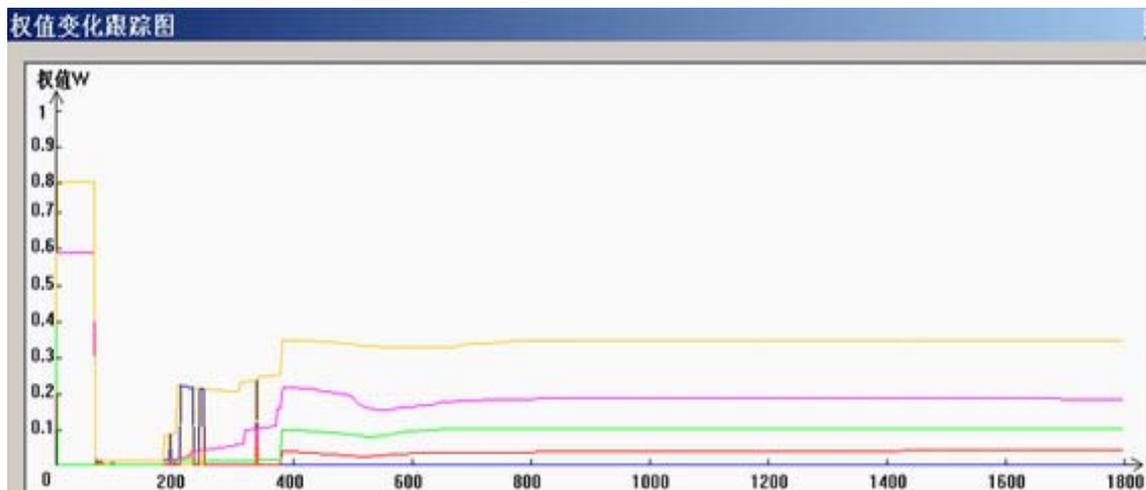
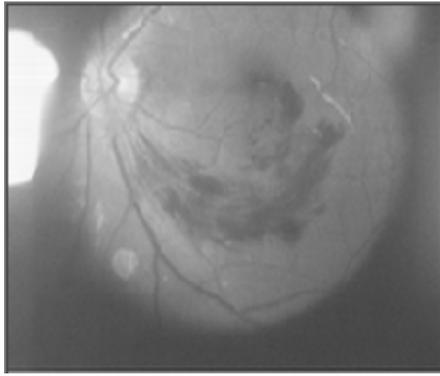


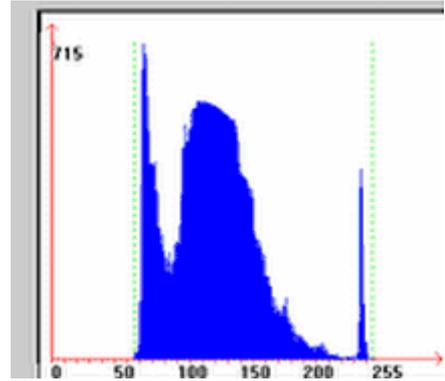
图2 权值变化跟踪图

从图2可以看到，权值在网络的前500次训练中，变化较大，从而较快的找到了聚类中心值的大体位置。后面的权值变化逐渐变小，从而更准确的找到了聚类中心值。

我们以病人的充血眼球图像为例进行分割。如下图所示：



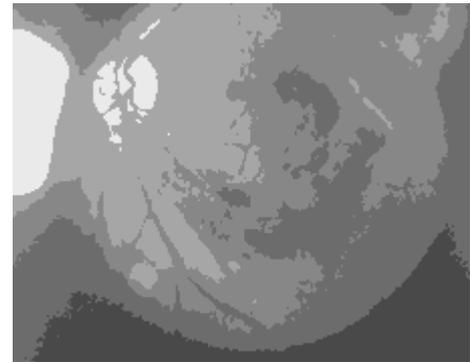
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3 充血眼球图像及其分割结果

图(a)为病人充血眼球的原图像,图(b)为原图像的灰度直方图。

从图(b)可以看出,原图的直方图中有 3 个峰值点。如果按照人们常用的以直方图中峰值点的个数确定分类个数的方法,则该图像将分为 3 类,进行分割后的图像如图(c)所示,显然,分类个数太少,分割过粗,病变部位(充血部位)没有被有效的分割出,因而很难满足医学观察的需要。但是由于图像的灰度直方图是唯一的,峰值点的个数也是唯一的,因而用此方法进行的分割结果也是唯一的。即使分割结果不是最佳的,也只能使用这唯一的分割结果进行医学观察。

图(d)是利用本文提出的交互式神经网络图像分割方法,由医生按照自己的意愿选择分割类数(本次 c 选为 5),并与电脑交互后利用 Kohonen 神经网络进行分割后的结果图像。通过对图(c)、(d)的比较,不难看出,图(d)的分割结果比图(c)细致了很多,突

出了很多细节,从而更有利于医学观察。当然,按照医生分析病情的需要,还可以随时变换分类个数,得出粗细程度不同的图像分割结果,从中选出最有利于医学观察的分割结果进行利用。

## 6、 结论

实验结果表明,本文提出的交互式神经网络医学图像分割方法,能够针对同一幅医学图像,随时根据医学观察的需要变换分类个数从而得到不同的图像分割结果,提高了图像分割的灵活性,更加有利于医学工作的开展。

## 参 考 文 献

- 1、 McCann A H, Sharp J C, Kinter T Metal. Multidimensional ultrasonic imaging for cardiology[J]. Proceedings of the IEEE, 1988, 76: I 063~I 071
- 2、 Berkman Jand Caeli T. Computation Segmentation Using Covariance Tech PAMI[J].

- 
- 1994, 16(11): 1114~1116
- 3、 Ghosal Setc . Range Surface Characterization and Segmentation Using Neural Networks . Pattern Recognition[J]. 1995 ,28(5): 711~727
- 4、 Kohonen T. Proc .2nd Scandinavian Conf . on Image Analysis[M] ,1981:214
- 5、 Kohonen T. Self-organization and associative memory[M] . Berlin: Springer-Verlag ,1989
- 6、 陈明. 神经网络模型[M]. 大连理工大学出版社,
- 7、 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M] 清华大学出版社, 1998:70~80
- 8、 刘增良. 模糊技术与神经网络技术选编 [C] 北京航空航天大学出版社, 1999:201~202
- 9、 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[C] 清华大学出版社, 2000:162~164