

基于选择性多分辨率 Kohonen 网络的 自适应灰度图像分割方法*

叶芾芸 戚飞虎^V 蒋隽

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030)

TP391.41
TN919.8

摘要 针对多阈值分割中存在的问题, 提出一种新的基于测量空间的空间聚类方法, 即基于选择性多分辨率 Kohonen 网络的自适应灰度图像分割方法. 算法的优点在于不需预知图像分割级数, 而能够动态地根据图像局部特性决定. 实验证明该方法具有良好的适应性.

关键词 灰度图像分割, Kohonen 网络, 自组织特征映射, 多分辨率.

K-网络

引言

图像分割是低级视觉最基本、最关键的步骤, 只有将图像分割为若干有意义的区域以后, 我们才可以建立对图像的理解和表达. 图像分割是指将图像划分为多个非交区域, 各区域内部同性, 而区域间异性^[1,2].

基于特征向量聚类技术的图像分割问题从本质上说是矢量量化问题, 适用于矢量量化的 Kohonen 自组织神经网络可以用来进行图像分割, 但存在分类数目难以确定的问题. 本文提出将选择性多分辨率 Kohonen 网络用于复杂景物图像分割, 算法得益于神经网络的并行性和自适应性, 可用于复杂视场环境中的实时图像处理系统.

1 Kohonen 自组织模型用于图像分割

自组织是人类视觉系统感知方法的基本原理. 1981 年 T. Kohonen 提出了自组织特征映射(Self Organizing Feature Mapping, 简称 SOFM)网络模型^[3]. 该网络模型由输入-输出两层神经元构成, 输入节点到输出节点全连接, 输出节点之间局部连接. SOFM 通过自组织方法用大量样本训练数据来调整网络权值, 使最后网络输出能反映样本数据的分布情况.

Kohonen 的 SOFM 模型作为一种自监督的分类算法用于图像分割时, 输出层各神经元对应于不同的目标区域, 输入信号可以是各像素值或各像素与邻域的均值^[4], 也可以是由各像素与其邻域像素的某种统计特性组成的矢量^[5]. 当原始图像可被简单分为目标和背景两种区域时, 可将相应的 SOFM 输出节点数目定为 2, 以满足分割需要. 然而在大多数应用场合, 目标并非由单一统计特性的区域组成.

* 国家攀登计划 NSC92097、国家自然科学基金(69572026)及国防预研基金(9653.4.2)资助项目
稿件收到日期 1997-01-22, 最后修改稿收到日期 1997-06-09

最简单的实例如图 1 所示,用输出节点数为 2 的 SOFM 网络显然不能区分目标 1 和目标 2,甚至可能丢失目标 2. 从这里可以看出 SOFM 网络输出节点数目的选择会影响图像的分割质量. 文献[6]给出的多级分割方法通过有监督方式确定输出节点数目,但在实用场合下不可能预知待分割图像的具体内容,也就不可能指定输出节点的数目.

2 用于图像分割的选择性多分辨率 SOFM 方法

用 SOFM 方法实现图像分割时,如输出节点数目的选取不当,可能会造成某些节点利用率不高或过于拥挤. 本文提出的 SOFM 方法借助文献[7]形状分类方法的思想,动态调整输出节点数,直到达到预定的相似性度量标准. 其优点在于不必预先指定图像需要分割的级数,且训练只集中于样本空间中较复杂的区域. 其算法描述如下:首先用 SOFM 方法将样本空间划分为若干个子空间,对各子空间计算均匀性,对其中非均匀子空间再做局部特性映射到新的子空间,直到所有子空间都满足均匀性条件. 如此循环往复可实现有选择性多分辨率的特征映射. 其选择性和多分辨率在局部复杂样本空间的不断分裂中实现. 在后面我们将这种选择性多分辨率的特征映射网络称为 SMR SOFM (Selective Multi-Resoluntional Self-Organizing Feature Mapping).

网络学习过程可简述为:(1)生成 N 个输出节点的 SOFM,对原图加以标注;(2)检查节点均匀性,如不满足,则将该节点扩展成 N 个子节点;(3)对新节点检查均匀性,重复步骤 2 直到所有节点都满足均匀条件.

在图像分割过程中,建议选取 Kohonen 网络的输出层节点数目 $N = N' = 2$. 理由是在分割过程中我们可以将图像暂时分割为感兴趣区域和非感兴趣区域,而且人类视觉的机理也是在注意力的不断转移过程中实现目标的获取. 上述算法的进行不仅完成了对不同性质图像区域的标记而且事实上构造了图像的一个树状结构表达(如图 2). 该结构与人类视觉特性相同,即注意力由大到小,由图像整体注意到细节描述. 通过截取上述树结构的不同层次节点,我们可以获得注意力由粗到细的一系列分割图,从而达到不同图像分析目的. 可以说结构树本身就是分割结果.



图 1 多级灰度目标
Fig. 1 Objects with gray scales

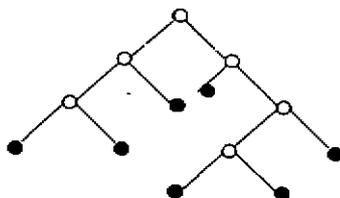


图 2 分割结构树
Fig. 2 Segmentation tree



图 3 训练图像 CT 图
Fig. 3 Training CT image

通过 SMR SOFM 映射后,我们可以完成不同层次上的图像分割. 图 2 中 ● 节点表示满足均匀性条件的区域,○ 节点表示可继续分裂的区域. 学习过程结束后所有节点都满足均匀性要求,图像分割过程也随之结束. 图 3~5 给出了 CT 脑图在各层次上的分割结果.

学习过程结束后,可以得到训练图像相应区域的代表向量,将其作为分割标准,可以对同类图像得到理想分割结果. 这将在下文讨论. 上述算法的关键在于对图像区域定义适当的

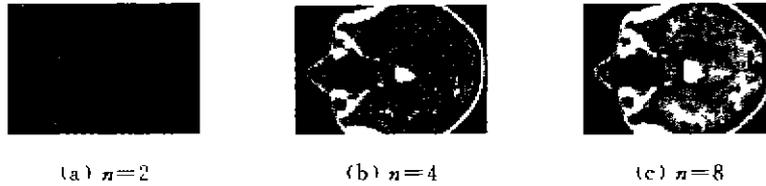


图 4 对训练 CT 图分割结果(n 为分割级数)

Fig. 4 Segmentation result for Fig 3 (n is the segmentation scale)

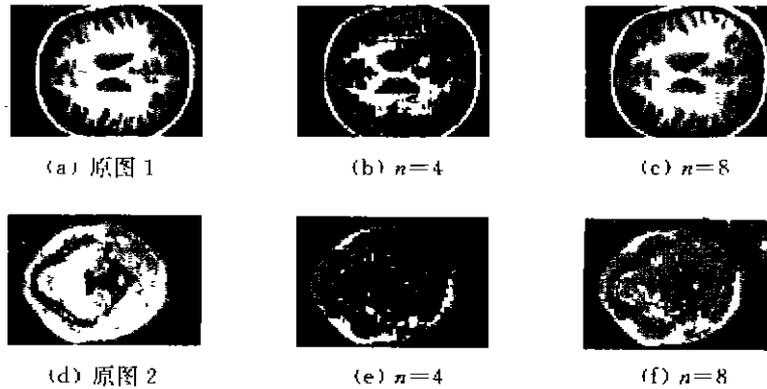


图 5 对相似 CT 图像的分割结果(n 分割级数)

Fig. 5 Segmentation results for similar CT image
(n is the segmentation scale)

均匀性度量,针对不同的用途我们可以定义不同的均匀性函数.例如,对灰度图像的分割可定义灰度均匀性,对纹理图像分割可定义纹理均匀性.

3 实验结果与分析

对灰度图像分割,我们定义 SMR SOFM 的输入为各像素点的灰度值 $f(x, y)$ 、其邻域内的灰度平均值 \bar{f} 和邻域内像素的灰度方差 σ ,共三个输入.我们可以对区域 S_i 定义均匀性函数为

$$H(S_i) = PSNR_i = 10 \log \left\{ \frac{A_i^2}{n \sum_{(x,y) \in S_i} [(f(x,y) - W_{i1})^2 + (\bar{f}(x,y) - W_{i2})^2 + (\sigma^2 - W_{i3})^2]} \right\}. \quad (1)$$

其中 n 为区域 S_i 的面积, (x, y) 是区域 S_i 内点, A_i 为图像区域 S_i 内最大值, W_{ij} 为输入节点 j 到输出节点 i 之间的连接权值.事实上, \bar{W}_i 可以认为是区域 S_i 的代表矢量.由于每个输出节点代表一个图像区域,后面我们将用区域的均匀性指代节点的均匀性.式(1)对图像分割的各区域规定代表矢量与原图的信噪比.以医学 CT 脑图和“Lena”图为例进行灰度图像分割,并根据式(1)定义节点 i 的均匀性度量.

实验中观察点邻域尺寸随分裂层次增加而减小,本文实验中分裂树各层取 8×8 、 4×4 到 2×2 ,以后各层保持 2×2 的邻域大小.每次节点分裂输出两个新节点,新节点的权连接

系数为原分裂节点的权连接值加微小扰动,学习结束条件为所有区域分裂为与自身相同的节点和一个空节点或各区域 $H(S_i) \geq 30$. 在实现分割分辨率由粗到细的过程中,分裂总是最先发生在信噪比最大的节点,以图 3 训练结果为分割标准,可以对同类医学 CT 脑图进行分割,其结果如图 5 所示.

从实验结果可以看出,CT 脑图图像在分割级数为 2 时已经能够分辨目标与背景,根据具体需要将图像分割为 4、8 级时,图像细节将逐渐清晰,当图像被分割为 8 级以后,各节点信噪比将达到 30,分割过程随之结束. 在分割图像中脑灰质、脑白质、骨和软组织各被分割到同一类别,为后续的医学图像处理和理解提供了分类结果. 图 6 给出了图 3 的分割结构树,表 1 列出了分割过程中各节点的信噪比,对图 7 所示的“lena”图像的分割结果如图 8.

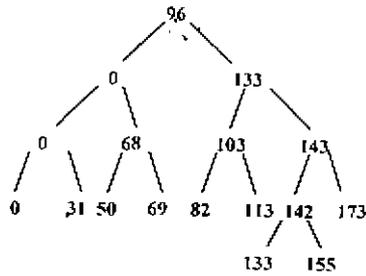


图 6 对图 3 分割结构树
Fig. 6 Segmentation tree for Fig. 3



图 7 训练图像“lena”
Fig. 7 Training image “lena”



(a) $n=2$ (b) $n=4$ (c) $n=8$

图 8 “lena”图分割图像 (n 为分割级数)

Fig. 8 Segmentation result of “lena” (n is the segmentation scale)

表 1 对图 4 分割过程中各节点的信噪比
Table 1 PSNR of each node in segmenting Fig. 4

节点号/区域数	$n=2$	$n=4$	$n=8$
0	27.563	27.563	38.425
1	20.162	31.672	31.672
2	/	27.288	32.339
3	/	26.179	31.234
4	/	/	31.775
5	/	/	34.899
6	/	/	30.804
7	/	/	34.865

从图 8 所示的实验结果可以看出,“lena”图在分割级数为 2 时已经能够给出人像轮廓,当图像分割为 4 和 8 级时,图像细节将逐渐清晰.当图像被分割为 32 级以后,各节点信噪比将达到 30,分割过程结束.图 9 给出了“lena”图的分

类结构树.在图像处理与识别的高级处理过程中,需要低级处理系统提供有意义的图像区域描述.本文的图像分割方法虽然没有完成区域的合并,但在分割过程中形成了图像的树状结构图,它体现了图像区域间的相似特性.在实现区域合并的过程中,可以对邻近节点对应的区域优先合并,从而形成有意义的分割结果.

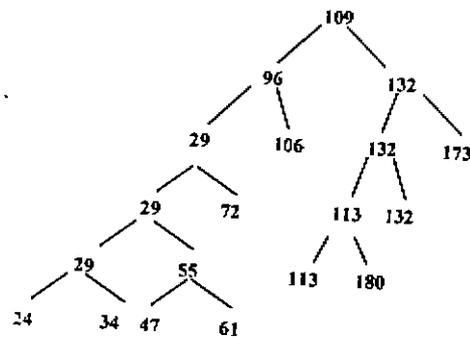


图 9 “lena”图分割结构树(简图)
Fig. 9 Segmentation tree for
“lena”(abbreviated)

4 结束语

本文提出一种新的基于测量空间的空间聚类方法,即基于选择性多分辨率 Kohonen 网络的自适应灰度图像分割方法.该算法的优点在于不需要预知图像分割的级数,而是动态地根据图像局部特性决定.它适用于复杂现场的灰度目标分割,具有良好的适应性.算法以 Kohonen 的自组织模型为基础,学习过程结束后,不仅可以得到图像分割结果,还可以得到相应区域的代表向量.将其作为分割标准,可以对同类图像得到理想分割结果.此外,可以根据不同精度的分割要求,采用分割结构树中的不同层次的代表向量进行图像的分割.值得指出的是,本文算法虽然在网络输入中利用了像素邻域间的某些统计特性,但在实现区域分割时仍有部分点不满足连通特性.在本文的后续工作中,如何进一步增加邻域点之间的约束将成为主要研究方向.

REFERENCES

- 1 Pal N R, Pal S K. *Patt. Recog*, 1993, 26(9):1277
- 2 Fu K S, Mui J K. *Patt. Recog*, 1981, 13:3
- 3 Kohonen T. *Proc. 2nd Scandinavian Conf. on Image Analysis*, 1981:214
- 4 Yan Hua. *Patt. Recog & Artif. Intell*, 1995, 2:121~127
- 5 Ghosh A, Pal N R, Pal S K. *Biol. Cybern.*, 1991, 66:151
- 6 Haring S, Viergever M A, Kok J N. *Image and Vision Computing*, 1994, 12(6):339
- 7 Sabourin M, Mitiche A. *Neural Network*, 1993, 6:275

ADAPTIVE IMAGE SEGMENTATION BASED ON SELECTIVE MULTIRESOLUTIONAL KOHONEN NEURAL NETWORK*

YE Xiang-Yun QI Fei-Hu JIANG Jun

(Department of Computer Science & Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract As to the widely used multi-thresholding technique, a new clustering method was proposed, namely the Adaptive Image Segmentation Technique Based on Selective Multiresolution Kohonen Neural Network. The proposed approach has the advantage that the number of segmentation scales is not needed to specify a priori. It can be adjusted dynamically according to local statistic property of the image.

Key words image segmentation, Kohonen neural network self-organizing feature mapping, multiresolution.

* The project supported by the National Climbing Plan, National Natural Science Foundation of China and the Preliminary Research Foundation of National Defense
Received 1997-01-22, revised 1997-06-09