

文章编号: 1001-0920(2006)04-0449-04

基于自组织神经网络的彩色图像自适应聚类分割

常发亮, 刘 静, 乔谊正

(山东大学 控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘 要: 针对一般聚类分割算法对于色彩丰富、背景复杂的图像容易造成聚类重叠, 引起像素错误分类的缺点, 提出一种新的基于自组织特征映射神经网络的彩色图像分割方法。首先利用各像素的 RGB 值作为输入样本对网络进行训练; 然后根据竞争层特征映射点的密度分布图, 利用自组织映射分析的方法, 确定图像颜色的聚类数和聚类中心; 最后利用距离竞争取胜的原则处理每个像素, 从而实现彩色图像的区域分割。通过实例验证, 该方法能够较好地完成彩色图像的自适应聚类分割, 处理效果良好。

关键词: 自组织特征映射; 彩色图像分割; 聚类分析; 自适应聚类

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Color Image Self-adapting Clustering Segmentation Based on Self-organizing Feature Map Network

CHANG Fa-liang, LIU Jing, QIAO Yi-zheng

(Department of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China Correspondent: CHANG Fa-liang, E-mail: flchang@sdu.edu.cn)

Abstract The traditional clustering-segmentation algorithms can produce clustering overlap easily, and result in error classification of image pixels for colorful images with complicated background. To solve this problem, a new method of color image segmentation based on self-organizing feature map (SOFM) neural network is presented. The first step is training the network with RGB values of the image elements and then getting the density distribution graph of whole feature mapping points. The next step is by means of self-organizing map analysis (SOMA), finding out the clustering number and its centers automatically. Finally, every element is calculated and classified according to the distance competition. Examples show that the method is effective on color image self-adapting clustering and segmentation.

Key words: Self-organizing feature map; Color image segmentation; Cluster analysis; Self-adapting cluster

1 引 言

彩色图像的分割方法^[1]大致可分为 4 种: 1) 基于颜色直方图的分割方法; 2) 基于物理的分割方法; 3) 综合区域和边界信息的分割方法; 4) 基于颜色特征量的聚类分割方法。基于颜色直方图的分割方法^[2]操作简单, 但受外界干扰影响大。基于物理的分割方法^[3~5]是利用双色反射模型来分割彩色图像, 但对景物中的材料、物体形状和照明条件有限制, 在实际中较难满足。基于区域和边界的方法常用的是

区域生长法^[6~8], 经常会得到不规则的边界和小洞, 且区域个数严重依赖于初始种子数。比较以上各法, 聚类分割算法的适应性较强, 它根据图像各像素的颜色特征量, 利用统计特性得到它们在颜色空间的聚类, 使每一类对应一个分割区域, 如模糊 C-均值算法^[8]。这种方法对于较简单的彩色图像可以取得较好的效果, 但对于色彩丰富、背景复杂的图像容易造成聚类的重叠, 引起像素的错误分类, 而且目前对于聚类中心和聚类数的选择没有一个具体的标准。

收稿日期: 2005-02-02; 修回日期: 2005-03-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(60104009); 山东省自然科学基金项目(Y2001G06)。

作者简介: 常发亮(1965—), 男, 山东寿光人, 教授, 博士, 从事模式识别、机器视觉与智能控制的理论及应用等研究; 乔谊正(1942—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事模式识别等研究。

本文在已有分割方法的基础上, 基于自组织特征映射(SOFM)网络良好的聚类效果, 通过对真彩色图像所有像素点的RGB值进行聚类, 然后根据输出平面上各映射点的密度分布图, 利用自组织映射分析(SOMA)方法, 确定图像颜色的聚类数和聚类中心, 最后利用竞争取胜的原则处理每个像素, 从而实现彩色图像分割。本文的算法不直接求阈值, 而是通过像素RGB值的聚类反映了整体阈值的存在, 本质上可归于整体阈值法。

2 SOFM 网络的概述

2.1 SOFM 的简介

SOFM 网络是由 Kohonen 于 1981 年提出的^[9~10], 这种网络模拟人类大脑皮层中处于不同区域的神经元, 自组织地以最佳的方式响应不同特性激励的生理功能。它是一种竞争式学习网络, 在学习中无监督地进行自组织学习。

SOFM 网络是由输入层和竞争层两层节点组成的前向网络, 其结构如图 1 所示。网络的输入层节点构成一维阵列, 其节点数为输入模式样本的特征个数 n , 网络的竞争层节点构成二维平面阵列。输入层与竞争层之间实行全互连接, 有时竞争层各神经元还实行侧抑制连接。网络中有两种连接权, 一种是神经元对外部输入反应的连接权值, 另一种是竞争层神经元之间的连接权值, 后者控制神经元间的交互作用。

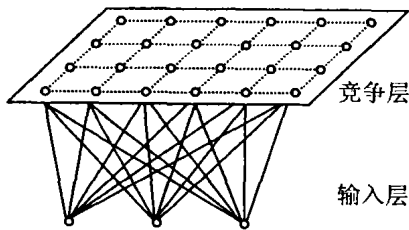


图 1 SOFM 网络结构

2.2 SOFM 网络的原理

SOFM 算法是一种无教师示教的聚类方法, 它能将任意输入模式在竞争层映射成二维离散图形, 并保持结构不变。该网络的基本原理是: 当输入某模式后, 通常只有一个或局部区域的竞争层神经元对该模式有积极响应, 这时与竞争层相应节点连接的权值向量就向输入模式的方向修正。这样, 网络通过对输入模式的反复学习, 可使连接权矢量空间分布密度与输入模式的概率分布趋于一致, 即连接权空间分布可反映输入模式的统计特征。

3 基于 SOFM 网络的图像聚类分割算法

3.1 SOFM 网络的学习算法

整个学习过程是在特征空间中进行的, 特征矢

量的选定是关键, 在此考虑到该方法的通用性和快速性, 选定彩色图像的基本属性各像素点的RGB值作为模式输入矢量, 即输入层节点为 3 个, 完成相应的聚类分割处理。另外, 考虑到样本的幅值包含分类信息(如RGB分别为(0, 0, 0)和(255, 255, 255)的样本, 显然不应从属于一类), 因此不需进行样本和权值的归一化。本文涉及的SOFM网络按照下面的算法进行学习:

Step 1: 网络的初始化 1) 将网络的连接权 $\{W_{ij}\}$ 赋予 $[0, 255]$ 区间内的随机值, $i = 1, 2, 3, j = 1, 2, \dots, M$, M 为竞争层的神经元个数; 2) 确定学习速率 $\eta(t)$ 的初始值 $\eta(0)$; 3) 确定交互作用邻域 $N_g(t)$ 的初始值 $N_g(0)$, $N_g(t)$ 的值表示 t 次学习过程中所包含的神经元个数, 一般采用正方形或正 6 边形区域; 4) 确定总的学习次数 T 。

Step 2: 反复进行以下计算, 直到达到预定次数或每次学习中权值的改变量小于某设定阈值。对图像的各像素按行扫描, 进行以下运算:

输入第 k 个像素的RGB值, 采用最小距离判别法, 找到竞争获胜元 C , 则 C 须满足下式:

$$\Delta(X, W_c) = \min\{\Delta(X, W_j)\},$$

$$\Delta(X, W_j) = \left[\sum_{i=1}^N (x_i^k - w_{ji})^2 \right]^{1/2},$$

$$j = 1, 2, \dots, M. \quad (1)$$

采用“巴拿马草帽”型近邻函数, 确定邻域交互作用函数 $F_c(j)$, 即

$$\begin{cases} F_c(j) = 1 - D_{cj}/R, & D_{cj} \leq R; \\ F_c(j) = 0, & D_{cj} > R. \end{cases} \quad (2)$$

其中: D_{cj} 为竞争获胜节点 C 与某节点 j 在二维平面上的距离, R 为交互作用邻域 $N_g(t)$ 的半径。

对竞争层邻域 $N_g(t)$ 内的所有神经元与输入层神经元间的连接权进行修正, 即

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + F_c(j)[x_i^k - w_{ji}(t)] \quad (3)$$

对竞争层各节点响应该输入模式的程度进行累加记录, 以备后面的聚类分析所用, 每次的累加值为 $F_c(j)$ 。

选取第 $(k+1)$ 个像素的RGB值提供给网络的输入层, 返回 Step 2, 直至整个图像的所有像素的RGB值全部提供给网络, 转入 Step 3。

Step 3: 按下式更新学习速率 $\eta(t)$ 和交互作用邻域 $N_g(t)$, 即:

$$\eta(t) = \eta(0)(1 - t/T),$$

$$N_g(t) = \text{NT}[N_g(0)(1 - t/T)] \quad (4)$$

其中: t 为学习次数, T 为总的学习次数, $\text{NT}[x]$ 为取整符号。

Step4: 令 $t = t + 1$, 返回 Step2, 直至 $t = T$.

3.2 竞争层节点的自适应聚类分析

聚类分析的目的是将样本集在满足分割视觉效果基础上分为较少的几类, 但针对比较复杂的彩色图像, 为了避免聚类重叠, 一般竞争层节点数不可选得太小. 本文引入一种改进的方法, 称为自组织映射分析(SOMA), SOMA^[9] 是通过自组织学习过程将样本集映射到神经元平面上, 将学习后的一个样本映射到的节点称作这个样本的像, 而样本称作这个节点的原像. 在节点平面上统计各个节点的原像数目(称为像密度, 可直接引用 Step2 中得到的累加值), 得到相应的像密度方块图, 每个方格对应一个神经元节点, 用某灰度值代表像密度的相对大小.

根据 SOMF 网络的性质和上面提到的节点间对应样本之间的关系, 可以按照密度图将样本集分类, 将样本密度较高且集中的节点对应的样本识别为一类, 从而精确该样本集的聚类数. 具体的实现过程是借鉴 C-均值法的思想, 通过类别数 C 的逐步增加, 观察准则函数(即各类均值与相应样本的误差平方和)的变化趋势, 从中得到最佳聚类数. 其原理是: 准则函数随 C 的增加而单调减少, 当数据集表现为 C 个很集中的聚类时, J 随 $(C - 1)$ 类增加到 C 类后将迅速减小; 当 C 继续增加时, 相当于将本来较密集的集合再度分开, 因此 J 虽有所减小, 但速度比较缓慢, 直到 C 为样本数时 $J = 0$. 因此在 $J-C$ 曲线中, 拐点对应的 C 即为最佳聚类数. 此方法描述如下:

Step1: 确定初始类别数为 $C = 2$ (因为 2 个类别是分类的最低要求).

Step2: 选择代表点. 首先选择像密度方框图中灰度值最大的点作为第 1 个代表点, 然后人为地规定一个整数 $\xi - 1$ (一般取为 $1 \sim M/10$), 在离开第 1 个代表点距离 ξ 以外选择次大灰度值点作为第 2 个代表点, 这就避免了代表点可能集中在在一起的问题, 其余代表点的选择可类似地进行.

Step3: 用欧式距离法进行各像密度点的初始分类, 与哪个代表点的距离最近就归入哪一类.

Step4: 计算各类样本的均值 m_1, m_2, \dots, m_c 和准则函数 J , 即

$$m_i = \frac{1}{N_{i_y T_i}} \sum_{y \in T_i} y, J = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in T_i} (y - m_i)^2,$$

其中 N_i 是第 i 聚类 T_i 中的样本数.

Step5: 令聚类数 $C = C + 1$, 返回 Step2, 直至 $C = \text{NT}[M/2]$ (经验所得 C 最大取 $\text{NT}[M/2]$) 即可满足要求).

Step6: 观察准则函数 J 的变化趋势, 找到 $J-C$ 曲线的拐点处所对应的 C 值即为最佳聚类数 C_M .

3.3 图像分割的实现

通过前 2 步的处理得到了彩色图像各像素点的较优聚类, 从而确定了图像分割的整体阈值, 再利用所有像素与 C_M 个聚类中心所对应的权值进行距离竞争, 可实现较好的图像分割. 具体实现如下:

Step1: 针对已求出的 C_M 个聚类, 采用重心法确定该类的聚类中心节点, 由 SOMF 学习算法的保存结果确定该节点所对应的连接权值.

Step2: 以聚类分析后得到的各权值作 SOMF 的网络权值, 网络的竞争层节点数设为 C_M , 重新将各像素点的 RGB 值输入网络进行竞争, 若某一像素靠近竞争节点 $i (i = 1, 2, \dots, C_M)$, 则节点 i 获胜, 该像素的 RGB 值设为节点 i 对应的权值向量.

Step3: 当所有像素完成 Step2 的竞争判断后, 即实现了彩色图像分割.

4 实验结果与分析

文中采用 128×128 的 24 位真彩色图像作为实验分析对象, 用 VC++ 编写算法程序, 实现聚类分割. 第 1 幅实验图像如图 2(a) 所示, SOMF 网络的初始设置是: 竞争层为 6×6 的二维平面, 输入节点为

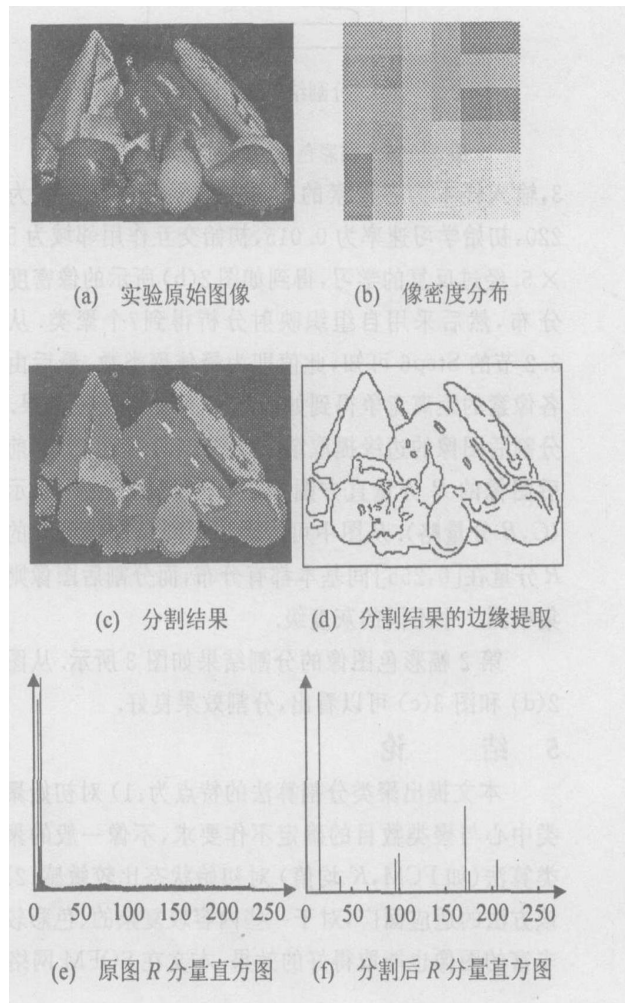


图 2 第 1 幅彩色图像的分割实验结果

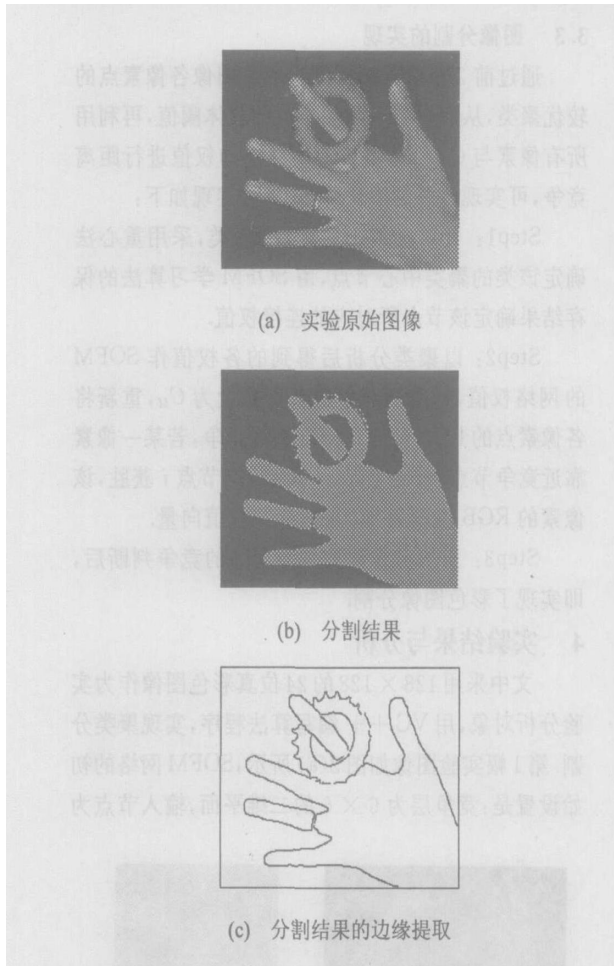


图3 第2幅彩色图像的分割实验结果

3, 输入样本为各像素的RGB值, 学习的总次数为220, 初始学习速率为0.015, 初始交互作用邻域为 5×5 . 经过反复的学习, 得到如图2(b)所示的像密度分布, 然后采用自组织映射分析得到7个聚类. 从3.2节的Step6可知, 此值即为最佳聚类数. 最后由各像素的距离竞争得到如图2(c)所示的分割结果. 分割后图像的边缘提取结果如图2(d)所示. 分割前后图像的R分量直方图如图2(e)和图2(k)所示(G, B分量略). 从图中可以看出原彩色图像像素的R分量在 $[0, 255]$ 间基本都有分布, 而分割后图像则集中到7个不同的灰度级.

第2幅彩色图像的分割结果如图3所示. 从图2(d)和图3(c)可以看出, 分割效果良好.

5 结论

本文提出聚类分割算法的特点为: 1) 对初始聚类中心与聚类数目的确定不作要求, 不像一般的聚类算法(如FCM, K 均值)对初始状态比较敏感; 2) 该方法的适应面广, 对于一些内容较复杂的、色彩较丰富的图像也能取得好的效果. 本文在SOFM网络

的学习过程中, 只采用彩色图像最基本的颜色属性作为网络的输入特征. 在实际应用时, 可针对不同要求、不同应用背景或不同性质的图像进行分割, 还可进行适当改进, 通过增加其他的输入特征量, 如纹理特征、矩特征等, 利用线性加权的方式进行特征融合, 以达到更好的分割效果.

参考文献(References)

- [1] Pal N R, Pal S K. A Review on Image Segmentation Techniques[J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [2] Lin Y W, Lee S U. On the Color Image Segmentation Algorithm Based on the Thresholding and the Fuzzy C-means Techniques [J]. *Pattern Recognition*, 1990, 23(9): 935-952.
- [3] 詹劲峰, 戚飞虎. 基于人眼视觉特性的彩色图像分割方法[J]. *计算机工程*, 2001, 27(2): 68-69.
(Zhan J F, Qi F H. Color Image Segmentation Based on Human Vision Property[J]. *Computer Engineering*, 2001, 27(2): 68-69.)
- [4] Maxwell B A, Shafer S A. Physics-based Segmentation of Complex Objects Using Multiple Hypotheses of Image Formation [J]. *Color Research and Application*, 1997, 65(2): 269-295.
- [5] Klinker G, Shafer S. A Physics Approach to Color Image Understanding [J]. *Int J Computer Vision*, 1990, 4(1): 7-38.
- [6] Fan J P, David K Y Yau. Automatic Image Segmentation by Integrating Color-edge Extraction and Seeded Region Growing [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2001, 10(10): 1454-1466.
- [7] Cheng H D, Sun Y. A Hierarchical Approach to Color Image Segmentation Using Homogeneity [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2000, 9(12): 2071-2082.
- [8] Pieter M J Van Der Zwet, Boudewijn P F Lelieveldt, Rob J Van Der Geest. A Multi-resolution Image Segmentation Technique Based on Pyramidal Segmentation and Fuzzy Clustering [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2000, 9(7): 1238-1248.
- [9] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2002: 234-237.
(Bian Z Q, Zhang X G. *Pattern Recognition* [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 234-237.)
- [10] Toshio Uchiyama, Arbib M A. Color Image Segmentation Using Competitive Learning [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(12): 1197-1206.