

# 使用模糊竞争 Hopfield 网络进行图像分割\*

张黎明 李凤森

(中国科学院计算技术研究所 CAD 开放研究实验室 北京 100080)

E-mail: z. x. m@21cn.com

**摘要** 针对传统自组织竞争学习方法的不足,将模糊竞争学习引入竞争 Hopfield 网络中,由此设计了一个用于图像分割的模糊竞争 Hopfield 网络,通过将图像空间映射到灰度特征空间,实现灰度特征集的模糊聚类,进而实现图像分割.实验结果表明:对于二值分割,与 Ostu 方法相比,此算法在分割效果和对噪声的自适应能力方面具有明显的优点.对于多类分割,此算法比目前的 FCM(fuzzy C mean)算法的处理速度要快.

**关键词** 图像分割,灰度特征,模糊竞争, Hopfield 神经网络.

**中图法分类号** TP183

图像分割是计算机视觉中的一项重要低层处理内容,分割质量的好坏强烈地影响着图像识别和理解任务的完成<sup>[1,2]</sup>.1992年, Huang<sup>[3]</sup>使用 Hopfield 网络对彩色图像进行分割,其算法是,首先采用颜色直方图求得聚类的类别数  $N$ ,计算出聚类的中心,建立  $N$  个 Hopfield 网络.对每个 Hopfield 网络,根据网络能量最小化的要求,不断地迭代,直至满足终止条件,最后得到一幅分割的图像.若图像的大小为  $L \times L$ ,则此方法采用的神经元个数为  $L \times L \times N$ .神经元的个数依赖于图像的大小,图像越大,所需神经元就越多,故运算速度很慢,不宜于实时处理.然而,图像的灰度变化范围是有限的,若将图像空间映射到其灰度特征空间,则利用灰度特征分布就可以在优化性能保持不变的情况下,使运算速度大大提高.1994年,Chuang<sup>[4]</sup>等人在 Hopfield 网络中引入竞争学习机制,提出了一种竞争 Hopfield 神经网络(competitive hopfield neural network,简称 CHNN),已成功地应用于多边形近似问题中.但常规的竞争学习是基于“胜者为王”的原则,每次只有一个“胜利”的神经元受到加强学习,这显然存在着神经元利用不足的问题,因此,需要引入模糊机制.

本文基于 Chuang 的 CHNN 网络,提出了一种模糊竞争 Hopfield 神经网络(fuzzy competitive hopfield neural network,简称 FCHNN),并成功地应用于彩色图像分割.

## 1 颜色模型的选择

在用计算机进行彩色图像处理时,一般采用的彩色空间有 RGB, HLS, HBS 等,文献[5,6]采用不同的彩色空间进行分割处理时,得出了各不相同的结论.当使用 RGB 彩色空间时,其 RGB 分量均具有较强的明度因子且彼此相关,因此,随着明度的不同,容易产生错误的分割<sup>[1]</sup>.同时,由于 RGB 中均含有明度、色度和饱和度,针对性处理不易实现.在利用 HBS 或 HLS 彩色空间时,由于其 3 个分量相对独立,易于对某个分量进行处理,可以克服以上几个缺点.但是其 H 分量只在有限情况下才有意义,特别是当  $R=G=B$  时,存在本征奇点.1980年, Ohta 等人提出用动态 K-L 变换<sup>[7]</sup>,把一幅彩色图像的 3 个刺激值  $R, G, B$  转换成一组互相成交的 3 个彩色基  $I^1, I^2, I^3$ :

\* 本文研究得到国家“九五”科技攻关项目基金(No. 956010)资助.作者张黎明,1963年生,博士,副教授,主要研究领域为图像处理,模式识别.李凤森,女,1940年生,研究员,主要研究领域为计算机应用, CAD.

本文通讯联系人:张黎明,广州 510641,华南理工大学计算机科学与工程系

本文 1999-03-16 收到原稿,1999-07-14 收到修改稿

$$\begin{aligned}
 I^1 &= \frac{1}{3}(R+G+B), \\
 I^2 &= \frac{1}{2}(R-B), \\
 I^3 &= \frac{1}{4}(2G-R-B).
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

由于灰度图像  $I^1$  包含了原图像的绝大多数信息,故仅处理  $I^1$  图像,就足以令人满意<sup>[7]</sup>.

## 2 基于 FCHNN 的图像分割

本文旨在通过将图像空间映射至灰度特征空间,采用模糊竞争 Hopfield 网络对灰度特征集完成模糊聚类.也就是说,需要在某种目标函数最小化的条件下,实现灰度特征集的最优模糊划分.当网络能量函数取所求问题的目标函数时,目标函数的最小化问题就变成使用 Hopfield 网络求解最优化的问题.

由于图像的灰度变化是有限的,因此,可以将图像空间映射到灰度特征空间.这样,在采用 Hopfield 网络进行像素聚类时,就可以在分割质量保证不变的条件下,使处理速度大大提高.

设图像共有  $N$  个像素,则图像  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$  是  $N$  个待聚类的像素的集合,  $f_i$  是第  $i$  个像素,又设  $g_i$  是像素  $f_i$  的灰度特征.

定义 1. 设  $M: M(f_i) = g_i (i=1, 2, \dots, N)$  为特征映射,则称  $FG$  为  $F$  的特征集,若  $FG$  满足:

- (1) 对于  $\forall f_i \in F, M(f_i) \in FG (i=1, 2, \dots, N)$ ;
- (2) 对于  $\forall a, b \in FG$ , 则  $a \neq b$ ;
- (3) 对于  $\forall g \in FG$ , 则  $\exists f_i \in F$ , 使得  $M(f_i) = g$ .

定义 2. 设  $FG = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$  为集合  $F$  的灰度特征集,  $n$  为图像的灰度级数,若定义  $F$  于  $FG$  上的统计  $H, H = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ , 其中

$$h_i = \sum_{j=1}^N \Theta(f_j), \quad \Theta(f_j) = \begin{cases} 1, & M(f_j) = g_i, \quad i=1, 2, \dots, N \\ 0, & M(f_j) \neq g_i, \quad j=1, 2, \dots, n \end{cases}
 \tag{2}$$

则称  $H$  为灰度特征分布.

对于一幅灰度级数为  $n$ 、待分类数为  $c$  的二维图像,模糊竞争 Hopfield 网络由  $n \times c$  个神经元所组成,显然,神经元的数目是与图像的大小无关的.网络中的神经元组成  $c$  行  $n$  列的阵列,形成一个无监督二维 Hopfield 网络;任意一个神经元  $(i, j)$  的状态取值  $[0, 1]$ , 表示灰度特征  $j$  隶属于类别  $i$  的程度,因而可以表达模糊概念.网络的结构如图 1 所示.

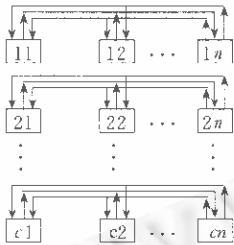


Fig. 1 Structure of fuzzy competitive Hopfield neural network  
图1 模糊竞争Hopfield网络的结构

第  $i$  行神经元的状态表示各灰度特征隶属于第  $i$  类的程度,每行中各神经元采用双向全互连的连接.网络第  $j$  列的各神经元表示灰度特征  $j$  隶属于各类的程度,每列的各神经元通过模糊竞争学习而达到调整突出权的目的,直至网络收敛到能量函数最小化为止.此时网络的状态就是灰度特征集模糊聚类的结果,将此结果映射回图像空间,就得到图像分割结果.这样,基于像素分类的图像分割问题就映射为

模糊竞争 Hopfield 网络在某种目标价函数下的灰度特征聚类问题.

若定义灰度特征集  $FG$  中任意两个灰度特征之间的欧氏距离平方为

$$d_{ij} = |g_i - g_j|^2,
 \tag{3}$$

则可以形成一个距离矩阵  $[d_{ij}]$ . 基于这种距离度量, FCHNN 算法将各灰度特征分配至相应的模式类,使得各灰度特征和类中心的距离平均值达到最小.

二维 Hopfield 网络的 Lyapunov 能量函数可以表述为

$$E = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c \sum_{l=1}^c \mu_{kl} w_{kl,ij} I_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c I_{ik} \mu_{ik},
 \tag{4}$$

其中  $\mu_k$  表示神经元  $(k, i)$  的状态,  $w_{h,lj}$  表示神经元  $(k, i)$  和神经元  $(l, j)$  之间的连接权. 任一神经元  $(k, i)$  的总输入为

$$U_{ki} = \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^c w_{h,lj} \mu_{lj} + I_{ki}. \quad (5)$$

根据灰度特征到类中心的距离的平方的平均值最小化的要求, 可以给出聚类目标函数:

$$E = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^c \frac{1}{\sum_{j=1}^n h_j \mu_{kj}} \mu_{ki} d_{ij} h_j \mu_{kj}. \quad (6)$$

上式所代表的物理含义是距离的平方的平均和, 与式(4)进行比较可以得到

$$w_{h,lj} = \begin{cases} -\frac{1}{\sum_{j=1}^n h_j \mu_{kj}} d_{ij} h_j, & \text{若 } l=k \\ 0, & \text{若 } l \neq k \end{cases}. \quad (7)$$

且  $I_{ki} = 0$ . 将上式代入式(5), 得

$$U_{ki} = -\frac{1}{\sum_{j=1}^n h_j \mu_{kj}} \sum_{j=1}^n d_{ij} h_j \mu_{kj}. \quad (8)$$

若令  $D_{ki} = -U_{ki}$ , 则  $D_{ki}$  具有距离的平方加权平均的含义且不等于 0. 众所周知, 在自组织竞争学习方法中, 只有竞争中获胜的节点将受到加强学习, 而其他节点无论“赢”的程度如何, 都不会有机会参加学习. 实际上, 很多模式类别的边界并没有明显的界限, 特别是某些模式还存在重叠的情况, 所以需使用模糊的方法来处理. 如果将所有神经元参加竞争时“赢”的程度定义成一个模糊子集, 学习是基于这些模糊子集来进行的, 那么所有神经元都有机会参加训练, 因而可以避免上面提及的神经元利用不足的问题, 而且训练样本与所有神经节点对应的类别矢量的距离靠近程度信息也得到利用. 设参与竞争的神经元为第  $i$  列, 则可定义该列各神经元的状态(隶属函数)为

$$\mu_{ki} = \frac{1}{D_{ki}} = \frac{1}{U_{ki}}. \quad (9)$$

显然,  $D_{ki}$  越大, 相应的隶属函数就越小, 竞争胜利的机会也就越小; 否则,  $D_{ki}$  越小, 相应的隶属函数就越大, 竞争胜利的机会也就越大.

### 3 实验结果

本文所提出的方法已在 Sun Alira I 工作站和 K6-2/350 微机上实现, 对于二值分割, 与 Ostu 方法进行比较; 对于多类分割, 则与目前广泛使用的 FCM(fuzzy C mean)算法<sup>[5]</sup>进行比较. 如图 2 所示为采用两种方法对施加噪声的岩石图像的处理结果. 图 2(a)为如图 3(a)所示的原始岩石图像施加高斯噪声的结果( $K=32$ ). 图 2(b)为直方图, 可以看出无明显的二个众数, 图像大小为  $160 \times 120$ . 图 2(c)为 Ostu 方法的处理结果, 门限值为 119, 显然, 对噪声较敏感. 由图 2(d)可以看出, FCHNN 方法具有较高的抗干扰能力, 并具有较好的分割质量, 两种方法的分割时间相同. 如图 3 所示为原始石油地质图像的 3 类分割, 分别代表岩石的主要部分、岩石裂缝和标注胶贴, 图像的大小为  $160 \times 120$ . 图 3(b)为 FCM 算法的处理结果, 图 3(c)为 FCHNN 方法的处理结果. 两种方法的分割质量基本相同, 但 FCHNN 算法的处理时间少于 FCM 算法的处理时间.

### 4 结论

本文在总结前人工作的基础上, 针对自组织竞争学习的特点, 提出了一个用于彩色图像分割的模糊竞争 Hopfield 网络. 通过将图像空间映射到灰度特征空间, 可以实现彩色图像的快速分割. 对于二值分割而言, 两种

算法的处理时间相同,但与 Ostu 方法相比,FCHNN 算法在分割效果和对噪声的自适应能力上具有明显的优点.对于多类分割而言,FCHNN 算法与目前广为应用的 FCM 算法相比,具有较快的处理速度.诚然,由图像空间到灰度特征空间的映射,虽然带来了时间上的优势,但忽略了图像空间中像素的空间结构特征,这是本算法的不足之处.可能的改进办法是:在采用 FCHNN 算法进行图像分割后,对已分割的区域,利用图像的空间结构信息进行结构后处理.目前,此项工作正在研究进行之中.

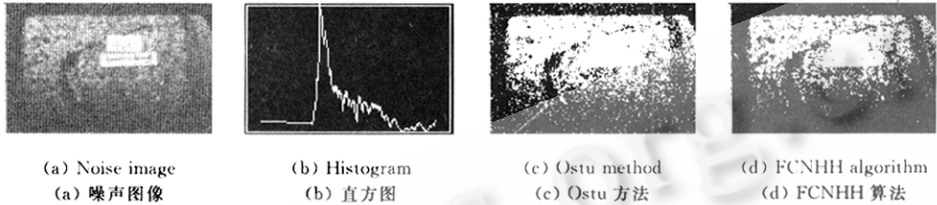


Fig. 2 Binary segmentation of rock noise image  
图 2 岩石噪声图像的二值分割

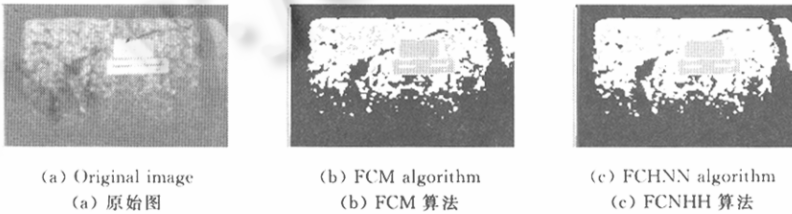


Fig. 3 Segmentation of rock image (three class)  
图 3 岩石原始图像的分割(3类)

参考文献

- 1 Fu K S, Mu J K. A survey on image segmentation. *Pattern Recognition*, 1981,14(1):3~16
- 2 Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation technique. *Pattern Recognition*, 1993,26(10):1277~1294
- 3 Huang C L. Parallel image segmentation using modified Hopfield model. *Pattern Recognition Letters*, 1992,13(5):345~353
- 4 Chung P C, Tsai C T, Chen E L *et al.* Polygonal approximation using a competitive Hopfield neural network. *Pattern Recognition*, 1994,27(11):1505~1512
- 5 Lim Y W, Lee S U. On the image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy C-mean technique. *Pattern Recognition*, 1990,23(9):935~952
- 6 Ballard D H, Brown C M. *Computer Vision*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, Inc., 1982
- 7 Ohta Y I. Color information for region segmentation. *Computer Graphics and Image Processing*, 1980,13(3):222~241

Using Fuzzy Competitive Hopfield Neural Network for Image Segmentation

ZHANG Xing-ming LI Feng-sen

(CAD Laboratory Institute of Computing Technology The Chinese Academy of Sciences Beijing 100080)

**Abstract** In this paper, based on the defect of self-organizing learning method, a fuzzy competitive learning method is proposed, and a fuzzy competitive Hopfield neural network for color image segmentation is designed based on competitive Hopfield neural network. The fuzzy clustering on gray feature set can be realized by means of mapping image space into gray feature space, then the color image segmentation can be done. The experiment results indicate that the algorithm is of better effect and adaptive ability to noise than Ostu method for binary segmentation, and shows higher processing speed than FCM (fuzzy C mean) algorithms for multi-class segmentation.

**Key words** Image segmentation, gray feature, fuzzy competition, Hopfield neural network.