

基于模糊 ART 的图像分割

黄建军¹, 赵荣椿²

(1. 深圳大学计算机系, 深圳 518060; 2. 西北工业大学 1105 教研室, 西安 710072)

摘 要: 本文提出了一种基于模糊 ART 神经网络的灰度门限化图像分割方法, 该方法不仅可以自动确定分类数目, 而且还能有效地抑制噪声. 对人工和实际图像的分割实验结果验证了本文方法的有效性.

关键词: 模糊 ART; 灰度门限化; 图像分割

中图分类号: TP751. 1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 05-0718-04

A Fuzzy ART Based Image Segmentation Approach

HUANG Jian-jun¹, ZHAO Rong-chun²

(Department of Computer, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China; 2. Lab. 1105, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A new gray level thresholding approach to image segmentation based on a fuzzy ART neural network is presented, which can determine automatically the number of classes of and suppress effectively the noise in the given image. Segmentation results on manual and real images demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: fuzzy ART; gray level thresholding; image segmentation

1 引言

图像分割方法的研究始于上世纪五十年代, 经过几十年的发展, 提出了许多成功的方法. 其中, 自八十年代中后期开始的基于模糊数学和人工神经网络的图像分割方法由于分割效果良好且对噪声的抑制能力强^[1,2]而成为图像分割研究的一大热点, 而探讨将两者结合的产物——模糊神经网络引入到图像分割中则成为其中的一个重要方向^[6,7]. 本文将 FART 引入到图像分割中来, 提出了一种新的灰度门限化方法, 并通过实验进行了验证.

2 模糊自适应共振(FART)神经网络

模糊自适应共振 Fuzzy Adaptive Resonance Theory, 简记为 (FART) 神经网络是由 S. Grossberg 和 A. Carpenter 于 1991 年提出来的^[3,4], 它是一种自组织模糊神经网络, 能够实时进行非监督学习, 非常适合于图像分割这样的非监督模式识别问题.

FART 网络的结构如图 1 所示, 图中 a 是输入矢量, ρ 是警戒线 (vigilance), F0、F1、F2 分别代表三个不同的域 (Field). 域 F0 的兴奋矢量 (activity vec-

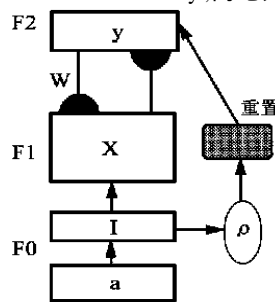


图 1 FART 结构图

tor) 用 $I = (I_1, \dots, I_M)$ 表示, 这里 $I_i \in [0, 1], i = 1, \dots, M$; 域 F1 的兴奋矢量用 $x = (x_1, \dots, x_M)$ 表示; 域 F2 兴奋矢量用 $y = (y_1, \dots, y_N)$ 表示. FART 网络的具体工作过程见文献^[3,4].

3 基于 FART 的图像分割

由上一节的描述可知, FART 网络具有人类视觉的某些特性, 即可以处理模糊信息、能自动将注意集中到已学习过的样本、能实时自学习、能自动确定样本类别数等等. 它的这些特点, 非常适合图像分割这样的与视觉有关的非监督模式识别问题. 因而本文将引入图像分割中, 提出了一种新的分割方法.

将 FART 用于图像分割, 首先要确定 FART 的输入矢量 a, 它是一个模糊量 (或模糊集), 应该反映图像的模糊特征. 由于图像的灰度统计信息具有数据量小的特点, 因而我们以图像灰度的模糊特征作为 FART 的输入, 通过对图像灰度的分类来实现对图像的分割. 设待分割的图像为 $g(m, n)$ ($m = 0, 1, \dots, M-1; n = 0, 1, \dots, N-1$), 定义如下的两个模糊集 A、B, 其隶属度函数分别为:

$$\begin{cases} \mu_A(i) = i/L \\ \mu_B(i) = H(i) / \sum_{j=1}^L H(j) \end{cases}, i = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

其中

$$L = \max_{m=0}^{M-1} \max_{n=0}^{N-1} g(m, n) \quad (2)$$

是图像灰度最大值

$$H(i) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (i - g(m, n)) \quad (3)$$

是图像的灰度直方图, 这里

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases} \quad (4)$$

由式(1)的定义可知, 模糊集 A 表示灰度级 i “亮”的程度, 而模糊集 B 则表示灰度级 i 属于图像的程度. 于是, 灰度级 i 的模糊特征可以表示为

$$a^{(i)} = (\mu_A(i), \mu_B(i)) \quad (5)$$

有了图像的模糊特征以后, 就可以对 FART 进行训练了. 具体的训练算法如下:

(1) 在 F_0 域对输入矢量 $a^{(i)}$ 进行补编码 (complement coding), 即令

$$I^{(i)} = (a^{(i)}, (a^{(i)})^c) = (\mu_A(i), \mu_B(i), 1 - \mu_A(i), 1 - \mu_B(i)) \quad (6)$$

于是有输入节点数 $M = 4$.

(2) 令 F_2 节点数 $N = 1$, 选定类别选择参数 $\alpha > 0$ 、学习率参数 $\beta \in [0, 1]$ 和警戒线参数 $\gamma \in [0, 1]$.

(3) 令 $t = 0, w_{11}(0) = w_{12}(0) = w_{13}(0) = w_{14}(0) = 1$.

(4) 令 $i = 1, 2, \dots, L$, 对每个 $I^{(i)}$ 执行如下的过程:

(a) 计算每个 F_2 节点 j 的选择函数

$$T_j(I^{(i)}) = |I^{(i)} \cdot w_j| / \alpha + |w_j| \quad (7)$$

其中“ \cdot ”表示模糊“与”运算, 范数 $|\cdot|$ 定义为

$$|p| = \sum_{k=1}^4 P_k \quad (8)$$

(b) 若 t 时刻至多只有一个 F_2 节点兴奋, 则称系统进行了一次类选择, 记被选中的类为 J , 即 $T_J = \max\{T_j; j = 1, 2, \dots, N\}$. 若有超过一个的 T_j 取得最大, 则下标最小的被选中. 当第 J 类被选中时, $Y_J = 1$ 且对于 $j \neq J$ 有 $y_j = 0$.

(c) 计算 F_1 兴奋矢量

$$x = \begin{cases} I^i, & \text{若 } F_2 \text{ 不兴奋} \\ I^{(i)} \cdot w_j, & \text{若 } F_2 \text{ 兴奋} \end{cases} \quad (9)$$

若

$$|x| = |I^{(i)} \cdot w_j| \geq |I^{(i)}| \quad (10)$$

则称系统发生共振, 令

$$w_j^{(i+1)} = (I^{(i)} \cdot w_j^{i+1}) + (1 - \beta) w_j^{(i)} \quad (11)$$

并且令 $t = t + 1$, 然后对新输入进行学习: 否则, 对 F_2 进行重置, 即令 $T_j = 0$ 并返回 (b) 重新进行选择.

(d) 如果所有的 F_2 节点都试过之后系统仍不能发生共振, 则在 F_2 加入新的节点, 并令新节点的权值等于 F_0 矢量, 即令 $N = N + 1, w_{N+1} = I^{(i)}$, 并继续对新输入的学习.

当训练结束以后, F_2 节点数目就是分类的类别数, 设 F_2 节点的数目为 C , 则图像的分割过程如下:

(1) 令 $i = 1, 2, \dots, L$ 分别执行下述过程;

(a) 对每个模糊特征矢量 $a^{(i)}$ 的补编码矢量 $I^{(i)}$ 按式(7)计算 F_2 节点的选择函数 $T_j(I^{(i)}) (j = 1, 2, \dots, C; i = 1, 2, \dots, L)$;

(b) 在 F_2 域进行类选择, 若 $T_J = \max\{T_j; j = 1, 2, \dots, C\}$, 则类 J 被选中, 若有超过一个的 T_j 被选中, 则选择下标最小的作为类选择结果, 于是, 第 i 级灰度被划分为第 J 类;

(2) 当上述灰度级分类过程结束后, 对整幅图像进行标记如下:

$$f(m, n) = J(g(m, n)), m = 0, 1, \dots, M - 1; n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (12)$$

其中 $J(\cdot)$ 表示在第 1 步中对灰度级所作的划分标记. 上述过程结束后, $f(m, n)$ 就是分割结果.

以上给出了采用 FART 进行灰度图像分割的具体算法, 该方法可以总结为: 首先对图像进行模糊特征提取, 由于灰度统计信息具有数据量小的特点, 用它计算模糊特征; 然后, 用灰度模糊特征对 FART 网络进行训练, 得到分类类别数; 最后, 用训练好的网络对图像的每个像素进行分类标记从而完成分割. 在训练过程中, “亮”的程度相近并且隶属于该图像的程度相近的灰度被分为同一类, 这一点也符合人类视觉的直观感觉; 同时, 经过训练, 自动地确定了分类的类别数; 此外, 由于引入模糊信息处理方式对图像灰度进行分类, 因而还可以有效地抑制噪声.

4 分割实验与结果分析

以上给出了基于 FART 的图像分割方法, 该方法不仅可以自动确定分类类别数, 而且可以有效地抑制噪声. 为了说明这一点, 用一幅 64×64 大小 256 级灰度的图像进行了一系列实验. 原始图像可分为两类: 一类是背景, 其灰度是 100, 一类是物体 (一个位于图像正中半径为 25 的圆) 其灰度是 160. 我们对它加以不同的噪声, 然后对本章方法与 Otsu 子空间法、熵函数法和二维 FCM 方法^[5]的分割性能进行了比较. 噪声的均值都为 0, 方差分别为 400、900 和 1600. 表 1 给出了几种方法的比较结果, 本文参数分别为 $\alpha = 0.7$ 、 $\beta = 1$ 、 $\gamma = 0.9$, 分类类别数自动确定为两类. 表中序号 1 对应于弱噪声情况 (噪声均值为 0, 方差为 400), 序号 2 对应于中等噪声情况 (噪声均值为 0, 方差为 900), 序号 3 对应于强噪声情况 (噪声均值为 0, 方差为 1600), 序号 4 对应于对序号 3 的图像在分割前先进行 3×3 点阵平滑的预处理. 由表可见, 基于 FART 的分割方法的错分点数大大低于其他三种方法, 这说明本文方法具有更好的抑制噪声的作用, 并且自动确定了分割的区域数为 2.

表 1 不同方法的分割性能比较

	Otsu 法	熵函数法	二维 FCM 法	FART 方法
序号 1	138	189	8	0
序号 2	591	338	56	1
序号 3	942	695	233	35
序号 4	153	175	34	16

注: 表中数值为分割结果与原始图像相比的错分点数

表 2 给出了对应于表 1 中序号 1 的情况下, 本文方法在不同的警戒线参数情况下的分割结果. 由表中可以看出, 警戒线参数对分割结果的影响最大. 由上一节的训练算法可以看出, 警戒线表示的是输入矢量与记忆矢量 (即权值) 之间模糊相似度的门限, 它决定了各个类别中同类样本之间的最小相

似程度(越大,则同类样本最小相似程度越大;反之,则同类样本的最小相似程度越小),从而影响到分类数目和各类的样本数目.另外,由于不同图像的灰度分布不同,同一警戒线对不同的图像得到的分割结果好坏可能相差很远.因此,警戒线的选取,对分割性能十分关键.如何选取警戒线的问题,有待进一步研究.

表 3 和表 4 分别是对应于表 1 中序号 1 情况下,不同的

表 2 不同的警戒线值 对分割结果的影响

警戒线	0.5	0.5	0.7	0.8	0.9
分类数目	2	2	2	3	6
错分点数 (当分类数为 2 时)	791	217	0		

注:在 $\alpha = 1, \beta = 0.9$ 的情况下

类别选择参数和学习率参数对图像分割结果的影响.由表 3 可以看出,类别选择参数越小对分割结果影响越小,特别是当 $0 < \alpha < 5$ 时,分割结果几乎不受影响.事实上,由于

$$\begin{aligned} |I^{(i)}| &= |\mu_A(i), \mu_B(i), 1 - \mu_A(i), 1 - \mu_B(i)| \\ &= \mu_A(i) + \mu_B(i) + (1 - \mu_A(i)) + (1 - \mu_B(i)) \\ &= 2 \end{aligned} \quad (13)$$

且有

$$\begin{aligned} |I^{(i)} - w_j| &\leq |I^{(i)}| = 2 \\ |w_j| &\leq 4 \end{aligned} \quad (14)$$

因而在式(7)中当类别选择参数比较大时,输入 $I^{(i)}$ 的变化对选择函数 $T_j(I^{(i)})$ 的取值影响就会很小,也就是说不同的输入所产生的选择函数可能都比较接近,从而使得选择结果可能相同,这样必然会导致训练失败,即系统很难产生共振;而当类别选择参数比较小时,输入 $I^{(i)}$ 的变化可以对选择函数 $T_j(I^{(i)})$ 的取值保持较大的影响,从而不会出现上述情况.因此一般取 $\alpha = 1$.由表 4 可以看出,学习率参数对分割结果几乎没有影响,但 β 越大则对输入的学习越快,为保持对输入的快速学习能力,一般取 $\beta = 0.9$.

表 3 不同的类别选择参数 对分割结果的影响

类别选择参数	0.1	0.5	1	5	10
分类数目	2	2	2	2	4
错分点数 (当分类数为 2 时)	0	0	0	0	

注:在 $\alpha = 0.9, \beta = 0.7$ 的情况下

表 4 不同的学习率参数 对分割结果的影响

学习率参数	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	1
分类数目	2	2	2	2	2	2
错分点数	0	0	0	0	0	0

注:在 $\alpha = 1, \beta = 0.7$ 的情况下

以上的实验在人工图像上说明了本章算法具有良好的抑制噪声的能力和准确的分类类别数目确定能力,并通过实验说明了如何选择算法参数.为了说明本章算法对于实际图像的分割效果,分别对两幅红外图像进行分割实验,原始图像大致可分为三个区域——海洋、天空和舰船,其中一幅图像的舰船较大,另一幅的则较小.实验结果分别示于图 2 和图 3,由图可见,本章算法准确地区分开了舰船、天空和海洋区域,特

别是图 3,尽管目标——舰船很小,本章算法依然准确地将其分割出来.图 2 所对应的算法参数分别为 $\alpha = 0.7, \beta = 0.9, \gamma = 1$,图 3 的算法参数为 $\alpha = 0.75, \beta = 0.9, \gamma = 1$,两幅图都被分为 3 类.

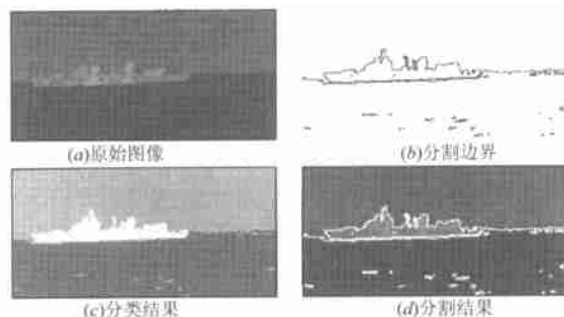


图 2 对大目标红外图像的分割实验

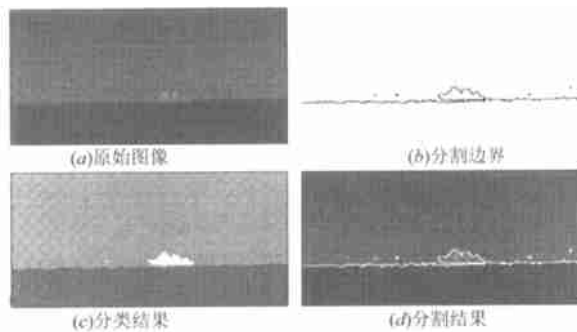


图 3 对小目标红外图像的分割实验

5 小结

采用模糊集理论和人工神经网络(包括模糊神经网络)的方法对图像进行分割是当前图像分割研究的新方向,本文尝试了基于 FART 的图像分割方法,它以图像的灰度统计信息构成模糊特征作为 FART 网络的输入,通过对灰度的分类来实现对图像的分割.这种方法具有自动确定分类类别数的能力,并且由于它采用模糊特征进行分类,因而还可以有效地消除噪声对分割结果的影响.对人工和实际图像的分割实验有效地验证了该方法的有效性.

本文还通过实验对 FART 网络参数对分割结果的影响进行了分析,结果表明,本章算法的分割性能对 FART 网络的类别选择参数和学习率参数的依赖不大,但它对警戒线参数比较敏感.此外,本章算法在分割时只用到了灰度统计信息,而对于像素的空间信息没有采用,这也是造成图 3 分割结果中海洋区域出现的与天空同类的小区域和图 4 的分割结果中天空区域出现的与舰船同类的小区域的原因.如何选择警戒线参数和如何利用像素空间信息的问题,都有待于进一步的研究.

参考文献:

- [1] N. R. Pal, S. K. Pal. A review on image segmentation techniques [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1227-1294.
- [2] 赵荣椿,迟耀斌,朱重光.图像分割技术进展 [A]. 第九届全国

图像图形学学术会议论文集[C],西安,1998:547-558.

- [3] G. A. Carpenter, S. Grossberg, D. B. Rosen. Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system [J]. *Neural Networks*, 1991, 4: 759 - 771.
- [4] G. A. Carpenter, S. Grossberg, D. B. Rosen. Fuzzy ART: An adaptive resonance algorithm for rapid, stable classification of analog patterns [A]. in Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks [C], 1991, : 411 - 420.
- [5] 刘健庄. 基于2D直方图的灰度图像模糊聚类分割方法 [J]. *电子学报*, 1992, 20(9): 40 - 46.
- [6] 王磊, 戚飞虎. 图像分割的自适应FKCN方法 [J]. *电子学报*, 2000, 28(2): 4 - 6.
- [7] Jyh-Yeong Chang, Jia-Lin Chen. Fuzzy-logic-based modified single-layer perceptron segmentation network [A]. *SMC '98 Conference Proceedings* [C], 1998, 4: 3283 - 3288.

作者简介:



黄建军 1992年毕业于西安电子科技大学电子工程系,1997年获西安电子科技大学信号与信息处理专业博士学位,同年进入西北工业大学计算机与技术博士后流动站工作.现为深圳大学计算机系副教授.研究兴趣包括图像处理、模糊信息处理、进化计算、模式识别和网络安全.



赵荣椿 1960年毕业于中国人民解放军军事工程学院航空系,1989年2月至1990年8月在英国Surrey大学做进修访问.现为西北工业大学教授、博士生导师、图像图形学会副理事长、体视学学会副理事长、电子学会信号处理分会副主任.研究兴趣包括信号、图像处理、模式识别和计算机视觉.

电子学报

2001年第5期 Acta Electronica Sinica No. 5 2001

(总期 207 期) (Monthly) (Series No. 207)

主办单位 中国电子学会
协办单位 中国计算机报社
编辑 《电子学报》编辑委员会
主编 王守觉
总编辑 刘力
通信处 北京165信箱
(邮政编码 100036)
电话 (010)68279116,68285082
传真 (010)68173796
排版印刷 中国纺织印刷厂
国内总发行 北京市报刊发行局
国外总发行 中国国际图书贸易总公司
国内订购处 全国各邮电局

Published by the Chinese Institute of Electronics, Beijing
China Infoworld
Edited by Editorial Board of Acta Electronica Sinica
Chief Editor: Wang Shoujue
Director: Liu Li
Editorial Office of Acta Electronica Sinica (P. O. Box 165,
Beijing 100036, China)
Tel 86-10-68279116, 68285082
Fax 86-10-68173796
Printed by Textile Printinghouse, China
Distributed by
Domestic: Beijing Baokan Faxingju, China
Foreign: China International Book Trading Corporation
Subscription Office — All Local Post Offices in China

刊号: ISSN 0372-2112
CN11-2087/TN

邮发代号(国内/国外): 2-891/M436

国内定价 20.00