

## 基于模糊-神经网络混合系统的图象分割方法<sup>1</sup>

钱云涛 谢维信\*

(西北工业大学计算机科学与工程系 西安 710072)

\*(西安电子科技大学电子工程系 西安 710071)

**摘 要** 本文提出了一种基于模糊-神经网络混合系统 (FNNHS) 的图象分割方法。它可以利用人的经验知识和神经网络从样本数据中学习知识的能力, 得到性能良好的模糊规则, 并且可以通过神经网络结构实现模糊推理。分割过程由基于区域生长的预分割和基于 FNNHS 的区域合并两步构成。实验表明, 该方法用于复杂图象分割具有很好的效果。

**关键词** 计算机视觉, 图象分割, 模糊逻辑, 神经网络

**中图分类号** TN911.74, TN-052

### 1 引言

图象分割作为计算机视觉的基础, 一直是一个相当活跃的研究课题。目前常用的图象分割算法如: 阈值法, 区域生长法, 边缘提取法等分别用了某些不同的分割知识。人们注意到这些方法包容的分割知识是有限的, 无法表达和处理所有的分割知识。因此需要寻找统一的知识表达和处理框架, 而形式为“前提-结论”的规则几乎可以表达所有形式的知识, 并且有一套完整的逻辑推理体系处理这些规则, 所以自然就提出了基于规则的图象分割方法, 并且在应用中取得了较好的效果<sup>[1]</sup>。

但是这种基于规则的分割方法存在三个主要问题: (1) 不确定知识的处理。(2) 知识的获取。(3) 如何实现快速推理。针对上述问题, 本文提出了一种新的基于模糊-神经网络混合系统 (FNNHS) 的分割方法。FNNHS 指的是用神经网络方法建立和实现一个基于规则的模糊系统<sup>[2]</sup>。它不仅可以表达和处理不确定知识, 而且能够自动产生或调整规则。并且它是神经网络结构, 可以实现并行高速推理, 极大地提高了系统建模和运行效率, 分割性能也会得到改善。

### 2 用于图象分割的 FNNHS

基于 FNNHS 的图象分割方法由图象预分割和基于 FNNHS 的区域合并两阶段构成。图象预分割采用区域生长的分割方法<sup>[3]</sup>, 在选择参数时, 必须保证分割后的图象是过分割的, 也就是说分割后区域的数目必须超过实际的区域数, 因为下面的处理是基于规则的区域合并, 没有分裂操作。

区域合并是目前应用得比较广泛的改进分割效果的技术。它的作用是把某些相邻的小区域合成大区域, 并且合并后的大区域是有意义的。判定一对相邻区域是否可以合并主要由两区域中的灰度统计量和边界决定。根据这些信息计算评估函数值, 当该评估函数值超过预先设定的阈值, 则两区域合并; 如低于阈值不合并。因此评估函数是合并算法的关键。人们已经有了许多关于评估函数的经验知识, 但这些知识的表达不严格, 因此采用模糊规则是合适的。这种基于规则的合并方法, 它的评估函数定义为一组规则, 每条规则的前提是区域对的统计特征, 规则的输出是支持或反对区域合并的程度, 所有规则输出的综合就是评估函数的值。

<sup>1</sup> 1995-04-11 收到, 1995-07-18 定稿  
国家自然科学基金资助课题

下面给出用于区域合并的 10 条被认为是比较合理的经验规则, 首先定义 6 个统计变量。 $m_i$ : 第  $i$  个区域的平均灰度值。 $\delta_i$ : 第  $i$  个区域的方差。 $n_i$ : 第  $i$  个区域的面积, 即第  $i$  个区域的象素点数。 $l_i$ : 第  $i$  个区域的边界长度。 $l_{ij}$ : 第  $i$  个区域和相邻的第  $j$  个区域的公共边界长度。 $\delta_{ij}$ : 第  $i$  个区域和第  $j$  个区域合并后的方差。

表 1

No.	条件变量名	模糊值	是否支持合并
1	$ m_i - m_j $	$S$	1
2	$ m_i - m_j $	$B$	-1
3	$ \delta_i - \delta_j $	$S$	1
4	$ \delta_i - \delta_j $	$B$	-1
5	$\min(n_i/n_j, n_j/n_i)$	$S$	1
6	$\min(n_i/n_j, n_j/n_i)$	$B$	-1
7	$\min(l_{ij}/l_i, l_{ij}/l_j)$	$S$	1
8	$\min(l_{ij}/l_i, l_{ij}/l_j)$	$B$	-1
9	$\delta_{ij}$	$S$	1
10	$\delta_{ij}$	$B$	-1

经验规则的形式是:  $R_i$ : “如果  $x_i$  是小的 (或者大的), 那么支持 (或者不支持) 合并。”用  $B$  和  $S$  分别表示模糊量大和小, 用 1 和 -1 分别表示支持和不支持合并。表 1 列出的就是 10 条经验规则。

上述规则可一般化地表示为:  $R_i$ : if  $x_i$  is  $A_i$  then  $y_i$  is  $b_i$ 。  $b_i$  表示规则在前提满足的条件下, 支持或不支持合并的程度, 根据 Sugeno 提出的模糊推理机制可得到系统输出<sup>[4]</sup>。

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^{10} \mu A_i(x_i) b_i\right), \quad (1)$$

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}). \quad (2)$$

$\mu$  是隶属度函数。因为我们希望输出值在  $[0,1]$  区间中, 因此输出  $Y$  用 Sigmoid 函数进行了一次转换, 如果  $Y > 0.5$  则合并, 如果  $Y \leq 0.5$  则不合并。

隶属度函数的形式可以是多种多样的, 由于模糊规则中只包括大小两种语音量, 并且要求它是连续可导的, 因此采用 Sigmoid 函数形式, 模糊量大和小的隶属度函数分别用  $\mu_B$  和  $\mu_S$  表示。

$$\mu_{S_i}(x) = 1/[1 + e^{c_{S_i}(x - a_{S_i})}], \quad (3)$$

$$\mu_{B_i}(x) = 1/[1 + e^{-c_{B_i}(x - a_{B_i})}], \quad (4)$$

其中  $c_S, c_B$  为非负参数, 用于控制 Sigmoid 曲线的陡度,  $a_S, a_B$  是位置参数, 用于确定 Sigmoid 曲线的位置。

用上述方法进行区域合并存在的最大困难在于如何正确地给出各模糊量的隶属度函数的参数和各条规则的结论部分的输出常数  $b_i$ 。因为让人根据经验定量地给出这些数据是不容易的, 采用 FNNHS 的方法可以从样本数据中得到这些参数, 自动形成性能良好的规则。上面讨论的模糊系统可以用图 1 所示的网络结构实现。第 1 层的每个节点代表输入变量的一个分量。第 2 层的每个节点表示一个模糊隶属度函数, 它输出隶属度值  $\mu$ 。第 3 层是输出, 它和第 2 层的连接权值为  $b_i$ , 输出节点的激励函数是 Sigmoid 函数。

文献 [5] 首次提出用神经网络方法从样本中学习知识来指导区域合并的新思路。基本思想是在对样本图象预分割的基础上, 用手工方法对区域进行合并, 被合并的区域对可以作为支持合并的样本, 人工合并后形成的区域所组成的区域对均可作为不支持合并的样本。由于图象是各种各样的, 因此一种分割方法不可能对所有图象都非常合适。样本图象最好选择那些和系统训练后要处理的图象是同一类型的图象。尽管如此, 和单纯依靠对样本图象的学习来指导区域

合并不同，本文的方法首先选用了 10 条具有普遍性的经验规则，学习只是细调规则，因此它的通用性要更好一些。

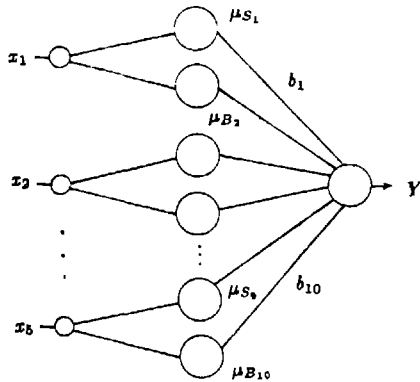


图 1 网络结构

表 2

No.	条件变量名	$a_S/a_B$	$c_S/c_B$	$b$
1	$ m_i - m_j $	11.42	0.85	1.24
2	$ m_i - m_j $	23.17	0.93	-1.03
3	$ \delta_i - \delta_j $	28.44	0.77	0.92
4	$ \delta_i - \delta_j $	90.50	0.74	-0.86
5	$\min(n_i/n_j, n_j/n_i)$	0.24	0.44	1.05
6	$\min(n_i/n_j, n_j/n_i)$	0.73	0.38	-0.74
7	$\min(l_{ij}/l_i, l_{ij}/l_j)$	0.25	0.87	-0.69
8	$\min(l_{ij}/l_i, l_{ij}/l_j)$	0.73	0.75	0.57
9	$\delta_{ij}$	63.45	0.87	0.62
10	$\delta_{ij}$	177.68	1.04	-1.02

这里学习过程要完成的任务不是产生新的规则或者取消某些经验规则，而是假定前面的 10 条经验规则是正确和足够的，学习只是调整规则的参数，网络结构不作变化，只有网络参数发生变化。这种学习可以由反向传播算法完成<sup>[6]</sup>。

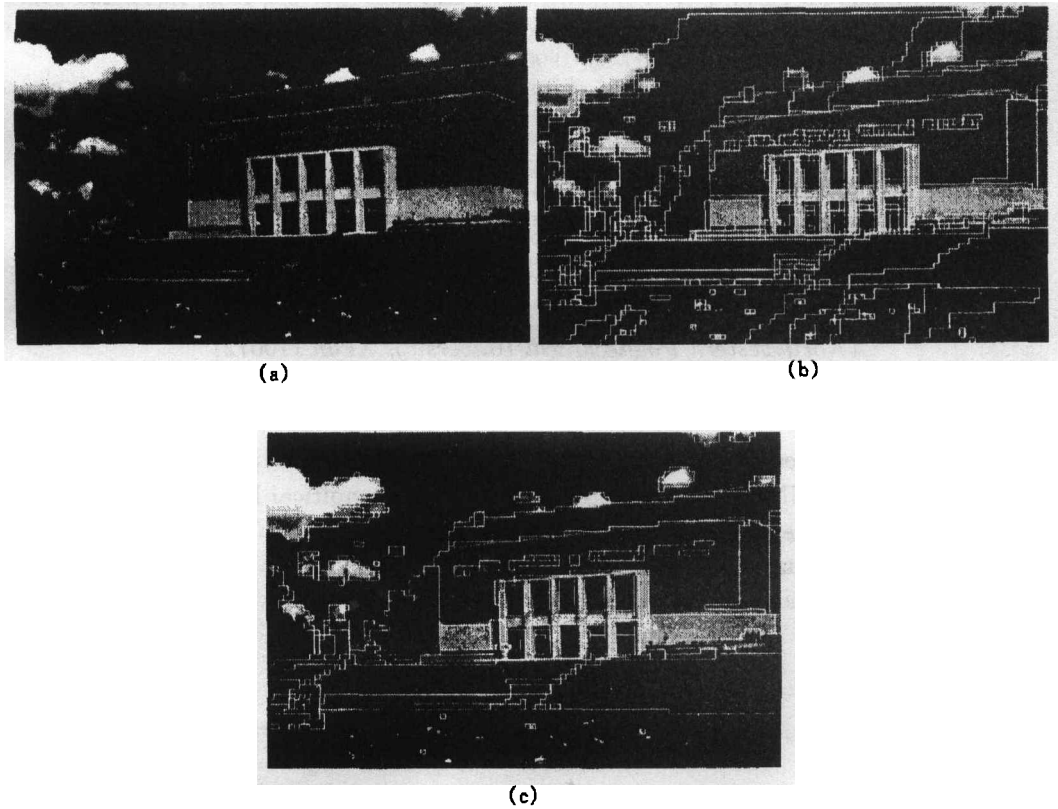


图 2

### 3 实验结果

FNNHS 的初始结构和参数由人为给定, 通过上面介绍的学习方法, 从样本中学习网络参数。实验中发现学习结束后, 有 93% 的样本能被正确学习, 表 2 是学习后的参数值。

利用学习后的 FNNHS 对自然景物图象进行分割处理, 自然景物图象被认为是要对它作良好分割比较困难的一类图象。图 2(a) 是原图, 图 2(b) 是通过区域生长的方法获得的预分割图象, 图 2(c) 是利用 FNNHS 合并后的图象, 可以看出效果是比较好的。

### 4 结 论

基于 FNNHS 的图象分割是一种新的思想。它充分利用了人的经验知识和神经网络的从样本中学习知识的能力。这是目前智能系统发展的一个重要方向, 已引起了人们的广泛关注。文中所讨论的 FNNHS 是可扩展的, 如有更多的或者更复杂的的经验规则, 可用同样方法进行网络构造和学习。该方法与基于知识的传统分割方法相比, 还有可以高速并行推理的优点。

### 参 考 文 献

- [1] Nazif A H, Levine M D. Low level image segmentation: An expert system. IEEE Trans. on PAMI, 1984, PAMI-6(1): 555-577.
- [2] Zadeh L A, Fuzzy Logic. Neural networks and soft computing. Communication of the ACM, 1994, 37(3): 77-84
- [3] 田村秀行等著, 赫荣威译. 计算机图象处理技术. 北京: 北京师范大学出版社, 1988, 111-115.
- [4] Sugeno M, Nishida M. Fuzzy control of model car. Fuzzy Sets Systems, 1985, 16(1): 103-113.
- [5] Qian Yun-tao, Zheng Nan-ning. An approach to image segmentation with neural nets and fuzzy logic. ISITA'90, Hawaii, USA: Nov. 27-30, 1990, 723-726.
- [6] Rumelhart D E, Hinton G E, et al. Parallel distributed processing Vol 1, Cambridge: MIT Press, 1986, 318-362.

## AN IMAGE SEGMENTATION APPROACH BASED ON FUZZY-NEURAL-NETWORK HYBRID SYSTEM

Qian Yuntao Xie Weixin\*

(Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

\*(Department of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

**Abstract** This paper presents an image segmentation approach which is based on fuzzy-neural-network hybrid system(FNNHS). This approach can use the empirical knowledge and the ability of neural networks which learn knowledge from the examples, to obtain the well performed fuzzy rules. Furthermore this fuzzy inference system is completed by neural network structure. The segmentation process consists of pre-segmentation based on region growing algorithm and region merging based on FNNHS. The experiments illustrate the power and efficiency of this method used for complicated image.

**Key words** Computer vision, Image segmentation, Fuzzy logic, Neural network

钱云涛: 男, 1968年生, 博士后, 现从事模糊系统和神经网络理论及其在图象处理和模式识别中的应用方面的研究工作。

谢维信: 男, 1941年生, 教授, 博士生导师, 现从事模糊信息处理和智能信号处理等方面的研究工作。