

基于粗糙集理论和神经网络的图像分割方法

何伟, 蒋加伏, 齐琦

HE Wei, JIANG Jia-fu, QI Qi

长沙理工大学 计算机与通信工程学院, 长沙 410076

College of Computer and Communication Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410076, China

E-mail: hw0130@126.com

HE Wei, JIANG Jia-fu, QI Qi. Image segmentation based on rough set theory and neural networks. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(1): 188-190.

Abstract: A new method for image segmentation based on rough set theory and neural networks is proposed. First, the rough set theory is used to reduce the image attributes, extract rules, draw out the key components of image as the input of the neural networks; then, it ascertains the number of neurons in the hidden layers according to the rules and revises the weight of the neural networks by the attribute essentiality of rough set theory. Experimental results show that the method has a greater ability on resisting noise. At the same time, it solves the problem that happens in image segmentation by only using neural networks, such as "blind spots" of the neurons, the complicated structure of the networks, slower speed of convergence and so on. It greatly shortens the training time of the networks while improving the results of segmentation.

Key words: image segmentation; rough set; neural network

摘要: 提出一种基于粗糙集理论和神经网络的图像分割方法。首先利用粗糙集理论对图像属性进行约简, 提取规则, 抽取关键成份作为神经网络的输入; 然后根据这些规则确定神经网络隐层的神经元个数并根据粗糙集理论中的属性重要性来修正神经网络的权值。实验结果表明, 该方法抗噪能力强且有效地解决了仅用神经网络进行图像分割时出现的神经元“死点”、网络结构复杂、收敛速度过慢等问题, 在大大缩短网络训练时间的同时改善了分割效果。

关键词: 图像分割; 粗糙集; 神经网络

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.01.058 **文章编号:** 1002-8331(2009)01-0188-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

图像分割是图像信息处理的热点和难点之一, 它是一种重要的图像分析技术^[1]。所谓图像分割就是将图像中有特殊意义的不同区域分割开来, 使得这些区域互不重叠。常用的分割方法主要有阈值法^[2-3]和结合特定理论工具分割法^[4-5]等。

利用人工神经网络分割图像的基本思想就是用训练样本集对神经网络进行训练, 以确定节点间的连接和权值, 再用训练好的神经网络分割新的图像数据。目前基于传统神经网络的图像分割算法研究较多, 文献[6]提出一种改进的 BP 神经网络图像分割方法; 文献[7]提出使用 Hopfield 神经网络的 FLIR 图像分割; 文献[8]把自组织的神经网络和小波相结合来分割一般分割方法无法分割的天文照片。

与上述方法不同, 所提出的算法具有如下特点: 首先利用粗糙集理论^[9]分析和处理图像中各种不精确、不完整或不确定的信息, 并从中发现隐含的知识, 揭示潜在的规律; 然后对图像属性进行约简, 提取规则, 抽取关键成份作为神经网络的输入, 再根据这些规则确定神经网络隐层的神经元个数并根据粗糙

集理论中的属性重要性来修正神经网络的权值; 最后对神经网络进行训练, 分割图像。该方法可有效地避免神经网络冗余信息甚至错误信息的干扰, 使得网络结构复杂、训练时间过长、收敛速度过慢、计算量急剧增加以及由于神经元成为“死点”^[10], 使得神经网络模式不能得到充分利用, 从而导致图像分割失败等问题, 实验结果表明, 该方法较之文献[6]及文献[12]的方法更为有效。

2 粗糙集理论

粗糙集理论是波兰数学家 Z Pawlak 教授于 1982 年提出的, 能有效地分析和处理各种不精确、不完整或不确定的信息, 并从中发现隐含的知识, 揭示潜在的规律。

2.1 基本概念^[11]

定义 1 信息系统 $S=(U, A, \{V_a\}, a)$ 是一个四元组, 其中 U 是非空有限集合称为论域; A 是非空有限集合称为属性集合; V_a 是属性 $a \in A$ 的值域; $a: U \rightarrow V_a$ 为一单射, 使论域 U 中的任意元素取属性 a 在 V_a 中的唯一值。若 A 由条件属性集合 C 和

基金项目: 湖南省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Hunan Province of China under Grant No.06JJ50109)。

作者简介: 何伟(1983-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能与图像处理; 蒋加伏(1964-), 男, 教授, 主要研究方向: 人工智能, 信号与图像处理; 齐琦(1983-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理及模式识别。

收稿日期: 2007-12-25 **修回日期:** 2008-03-03

结论属性集合 D 组成, C 和 D 满足: $C \cup D = A, C \cap D = \phi$, 则称 S 为决策系统, 常用 $(U, C \cup D)$ 表示; 当结论属性集合只有一个元素时, 也常用 $(U, C \cup \{d\})$ 表示。

定义 2 对决策系统 $(U, C \cup \{d\})$, $B \subseteq C$ 是条件属性集合的子集, 称二元关系 $IND(B, \{d\}) = \{(x, y) \in U \times U \mid d(x) = d(y) \text{ 或者 } a \in B, a(x) = a(y)\}$ 为不可分辨关系, 其中, x, y 为 U 中的元素。常用 $IND(B)$ 表示不可分辨关系 $IND(B, \{d\})$ 。

定义 3 对于信息系统 $S = (U, A, \{V_a\}, a)$, 设 $B \subseteq A, X \subseteq U$, 称 $\underline{B}X = \{x \in U \mid [x]_{IND(B)} \subseteq X\}$, $\overline{B}X = \{x \in U \mid [x]_{IND(B)} \cap X \neq \phi\}$ 分别为 X 的 \underline{B} 下近似和 \overline{B} 上近似。 $POS_B(X) = \underline{B}X$, $NEG_B(X) = U - \overline{B}X$, $BN_B(X) = \overline{B}X - \underline{B}X$ 分别称为 X 在 B 下的正域、负域和边界。

定义 4 $\mu_B(x, X) = \frac{card([x]_{IND(B)} \cap X)}{card([x]_{IND(B)})}$ 为元素 x 对集合 X 的粗糙隶属函数, 其中 $card(\cdot)$ 表示取集合中元素的个数。

定义 5 设 $P, Q \subseteq A$, 如果等价关系 θ_Q 定义的每个等价类都属于等价关系 θ_P 定义的等价类, 则称 P 依赖于 Q , 记作 $Q \rightarrow P$ 。依赖关系 $Q \rightarrow P$ 表达了如下规则: 假设 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, $P = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$, 则对每一个 $t = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, $t_i \in V_{q_i}$, 惟一决定了属性值集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$, $s_i \in V_{p_i}$, 即 $(\forall x \in U) [f(x, q_1) = t_1, \dots, f(x, q_n) = t_n] \Rightarrow f(x, p_1) = s_1, \dots, f(x, p_k) = s_k$ 。

定义 6 元素 $u \in U$ 在关系 R 下对集合 X 的粗糙隶属函数 (RMF) 为

$$\mu_X^R(u) : U \rightarrow [0, 1] = \frac{|[u]_R \cap X|}{|[u]_R|} \quad (1)$$

式中 $|\cdot|$ 表示集合中元素的个数; $[u]_R$ 为包含元素 u 的等价类, 显然 $0 \leq [u]_R \leq 1$ 。

2.2 知识约简

定义 7 对于一个给定的决策系统 $(U, C \cup \{d\})$, 条件属性集合 C 的简约是 C 的一个非空子集 C' , 他满足:

$$IND(C', \{d\}) = IND(C, \{d\});$$

不存在 $C'' \subset C'$, 使 $IND(C'', \{d\}) = IND(C, \{d\})$ 。

C 的所有简约的集合记作 $S_{REC}(C)$ 。 C 的所有简约的交集为核, 记作 $S_{CORE}(C)$, $S_{CORE}(C) = \cap S_{REC}(C)$ 。

定义 8 对于决策系统 $(U, C \cup \{d\})$, 不可分辨关系 $IND(C)$ 将 U 划分为 t 个不可分辨类, X_1, X_2, \dots, X_t 。令 $D(X_i)$ 为 X_i 的所有结论属性 d 的取值集合, 即 $D(X_i) = \{v = d(x) : x \in X_i\}$, 如果 $D([x]_{IND(C-\{a\})}) = D(X_i)$, 则条件属性 $a \in C$ 称为不可分辨类 X_i 的相对冗余属性, 否则称为不可分辨类 X_i 的相对非冗余属性; 若 $\forall a \in C', C' \subseteq C, a$ 的 C 相对非冗余属性, 则称 C' 为不可分辨类 X_i 的相对简约。 X_i 的所有相对简约的集合记作 $S_{REC}(C, X_i)$, $S_{CORE}(C, X_i) = \cap S_{REC}(C, X_i)$ 称相对于 X_i 的核。

2.3 规则的匹配度和适用度

假设有 m 条规则, 分别用 R^1, R^2, \dots, R^m 表示, 若从原始数据集中抽取 m 条 $Q \rightarrow P$ 规则, 则第 i 条规则 R^i 可表示为

if $(f(x, q_1) = t_1^i, \dots, f(x, q_n) = t_n^i)$ then $(f(x, p_1) = s_1^i, \dots, f(x, p_r) = s_r^i)$, 式中: $t_j^i \in V_{q_j}$; $s_k^i \in V_{p_k}$; $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$; $k = 1, 2, \dots, r$ 。对于一组输入 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$, 规则最大匹配函数为

$$M_i = 1 - \min \frac{\|c_{exp} - c_i\|}{\|c_i\|}, i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中: c_{exp} 是根据输入 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 构造的条件向量; c_i 是根据粗糙集理论抽取的第 i ($i \leq m$) 条规则的条件向量。

从原始数据中抽取的规则可靠程度是不同的, 可用粗糙隶属函数来表示规则的可靠程度, 并与匹配度相结合得出规则的适用度。根据定义 6, 第 i 条规则的第 j 个属性值相对于结论等价类 X 的粗糙隶属函数为

$$\mu_x^{q_i}(t_j^i) = \frac{|X \cap [t_j^i]_{q_i}|}{|[t_j^i]_{q_i}|} \quad (3)$$

$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n; X = \{s_1^i, s_2^i, \dots, s_r^i\}$

$\mu_x^{q_i}$ 越大说明由属性 t_j^i 推出结论的可能性越大, 特别对于 $\mu_x^{q_i} = 1$, 说明当 $f(x, q_j) = t_j^i$ 时结论肯定成立。输入 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 对于第 i 条规则的适用度为

$$\mu_i = \max(\mu_x^{q_i}(t_j^i) M_i) \quad (4)$$

3 基于粗糙集理论和神经网络的图像分割

利用粗糙集理论约简操作挑出有用属性, 消除决策表中的冗余信息, 即在不损失源数据集中包含有用信息的同时减小数据集的大小, 从而得出针对原始数据的最简规则。他一方面提高了数据代表性, 减少了噪声干扰, 使神经网络避免出现过拟合现象, 训练时间也得以减少; 另一方面提取了最简规则并根据粗糙集理论中的属性重要性来修正神经网络的权值, 从而减少了神经网络中代表规则的隐层的神经元个数, 减少了发生过学习的可能, 提高了效率。

构造的基于粗糙集理论的 BP 神经网络结构如图 1 所示。

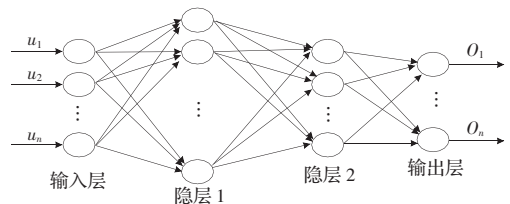


图 1 基于粗糙集理论的 BP 神经网络模型

该网络分为 4 层:

第 1 层(输入层): 该层用于系统的数据输入, 表示输入向量 $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$ 。以图像的颜色特征为分割依据。取 $n = 11$, 即输入样本图像中各像素点的 R, G, B 值及各像素点周围 8 个相邻点的灰度值 N_i , 组成一个具有 11 维向量的输入模式: $I = \{R, G, B, N_{i1}, N_{i2}, \dots, N_{i8}\}$ 。

第 2 层(隐层 1 即隶属度函数层): 该层分别将 n 个输入分量 (u_1, u_2, \dots, u_n) 依照某种不可分辨关系进行划分, 确定其与每个相应分类之间的联系; 将每一个输入分量离散化为 r_i 个不同的值, 这些值在 $[0, 1]$ 之间。

第 3 层(隐层 2 即推理层): 该层的每个节点代表一条规则, 这些规则是通过粗糙集理论得到的。假设有 m ($m \leq n$) 条规则, 该层节点的作用函数为

$$\pi_i = \mu_{i1} \cdot \mu_{i2} \cdot \dots \cdot \mu_{in} = \prod_{j=1}^n \mu_{ij}, 1 \leq i \leq m \quad (5)$$

第 4 层(输出层): 该层由 q 个节点构成代表输出变量, 本文 $q = 2$, 分别输出背景 0 和目标 1。

本文算法描述如下:

步骤 1 由原图像构造决策表, 提取颜色特征向量, 使用粗

粗糙分析方法寻找其最小约简和核,以减少特征空间;

步骤 2 删除决策表中不在约简中的属性, 给定属性重要性值 σ_i , 得到最优规则集;

步骤 3 在约简后的属性集上构建 BP 神经网络, 该神经网络的隐层节点数由粗糙集得出的规则数确定;

步骤 4 对该神经网络进行学习, 确定网络结构和权值, 并根据粗糙集中属性重要性值修正网络权值;

步骤 5 重复步骤 3~步骤 4, 直到使用此网络进行图像分割的效果无法再获得较明显的提高, 则保存并输出分割结果。

4 实验结果及其分析

为验证本文方法的有效性, 将其与文献[6]提出的 BP 神经网络法及文献[12]提出的基于粗糙集聚类的方法进行分割实验比较, 所有实验均采用 Matlab7.0 语言实现, 精度为 0.000 1。图 2 为一幅 Lena 图像, 图像的尺寸为 256×256 像素, 图 3 为向该幅图像中加入了 5% 的椒盐噪声后的图像, 图 4 为一幅 Camera man 图像, 表 1 列出了两种方法的误差比较。

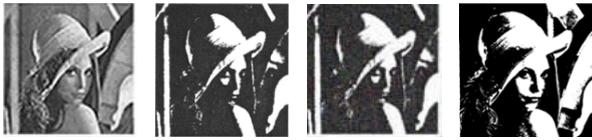


图 2 无噪声 Lena 图像分割结果对比

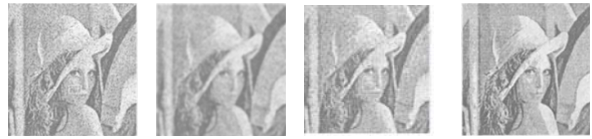


图 3 加入 5% 椒盐噪声的 Lena 图像分割结果对比



图 4 Camera man 图像分割结果对比

表 1 实验结果误差比较

	文献[6]方法		文献[12]方法		本文方法	
	平均误差/(%)	计算时间/min	平均误差/(%)	计算时间/min	平均误差/(%)	计算时间/min
图 2	2.63	34	3.86	21	1.74	3
图 3	7.31	57	7.27	33	2.87	5
图 4	3.54	41	4.52	29	2.58	4

从实验结果可以看出, 本文方法要优于文献[6]和文献[12]的方法, 尤其是在图像受到噪声污染时, 仅用 BP 神经网络分割法由于受到冗余信息甚至是错误信息的干扰, 收敛速度慢, 网络结构复杂, 还会引起“死点”现象, 分割效果不如意。引进粗

糙集理论后由于只抽取图像关键属性作为网络的输入并根据属性重要性调整网络权值, 从而简化了网络结构, 加速了网络的收敛速度, 避免了“死点”现象, 改善了分割效果。

5 结束语

粗糙集理论与神经网络相结合已成为当前研究的热点。神经网络利用复杂的非线性系统能对图像中大量不准确、不完整的数据进行处理, 并且能克服网络本身的不精确性, 有很强的鲁棒性和容错能力, 粗糙集特有的对不精确、不一致数据的分析能力, 延伸了神经网络对该类数据的处理能力。本文提出一种基于粗糙集理论和 BP 神经网络相结合的图像分割方法, 该方法充分发挥了粗糙集理论在知识获取方面的优点和神经网络在数值逼近上的长处, 克服了各自方法的不足。本文关键技术就是粗糙集对图像属性约简、属性重要性确定、规则生成然后根据生成的规则确定神经网络隐层神经元个数并按照属性重要性修正网络连接权值等技术。实验结果表明, 将粗糙集理论与神经网络相结合来分割图像, 扬长避短, 分割速度快、容错能力强, 分割准确, 是一种有效的图像分割方法。

参考文献:

- [1] Yang F, Jiang T. Pixon-based image segmentation with Markov random fields[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(12): 1552-1559.
- [2] Tobias O J, Seara R. Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(12): 1457-1465.
- [3] 陶文兵, 金海. 一种新的基于图谱理论的图像阈值分割方法[J]. 计算机学报, 2007, 30(1): 110-119.
- [4] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithm and applications in image segmentation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(11): 1485-1500.
- [5] 潘建江, 杨勋年, 汪国昭. 基于模糊连接度的图像分割及算法[J]. 软件学报, 2005, 16(1): 67-76.
- [6] 杨志明, 王晓蓉, 彭军, 等. BP 神经网络在图像分割中的应用[J]. 计算机科学, 2007, 34(4): 234-236.
- [7] 桑农, 张天序. 基于 Hopfield 神经网络的 FLIR 图像分割[J]. 自动化学报, 2001, 27(3): 303-309.
- [8] Núñez J, Llacer J. Astronomical image segmentation by self-organizing neural networks and wavelets[J]. Neural Networks, 2003, 16(3-4): 411-417.
- [9] Pawlak Z. Rough sets[J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341-356.
- [10] Zhu Hong, Zhang Xiao-Mang, Taniguchi K, et al. A method of binarization for renal images using the self-organized neural network[J]. Trans IEE of Japan, 1998, 118(9): 1397-1398.
- [11] Pawlak Z. Rough set theoretical aspects of reasoning about data[M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [12] 刘岩, 岳应娟, 李言俊, 等. 基于粗糙集的图像聚类分割方法研究[J]. 红外与激光工程, 2004, 33(3): 300-302.