

基于粗糙集理论的图像分割智能决策方法

罗诗途 张 玘 罗飞路 王艳玲

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘要 尽管如今已有多种图像分割算法,但是没有任何一种分割方法能够适用于所有的图像。为了使图像跟踪系统能根据图像特征自适应选取分割算法,给出了一种基于粗糙集理论的图像分割智能决策方法。该方法首先选取若干具有代表性的分割算法构成算法库,并用它们对各种样本图像进行分割;然后利用从样本图像中提取出来的各种数值特征,并根据图像分割质量评价标准评判出各样本图像的最优分割算法,用其构成决策信息表;最后应用粗糙集理论来对决策信息表进行离散化处理和属性约简,以生成图像分割算法选取的决策规则。该决策方法解决了图像跟踪系统中分割算法选取的一系列难题。实验证明,该决策方法能比较有效地根据系统所处理图像的特征选取出算法库中最优的分割算法,并可满足车载图像跟踪系统的实时性要求。

关键词 粗糙集 图像跟踪 图像分割 数据分析 决策规则

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)01-0066-08

An Intelligent Decision Method of Image Segmentation Based on Rough Set Theory

LUO Shi-lu, ZHANG Qi, LUO Fei-lu, WANG Yan-ling

(Department of Mechatronics and Instrumentation, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Although there are varieties of image segmentation algorithms, no one is applicable to all images. In order that the image tracking system can select segmentation algorithm itself according to the object image feature, this paper presents an intelligent decision method of image segmentation. Firstly, some representative segmentation algorithms are selected to form an algorithm library, using which various sample images are segmented; Secondly, decision information table is built up based on diversified numerical features extracted from the sample images and the optimal segmentation algorithm of each sample image judged according to segmentation quality evaluation criterion; Finally, rough set theory is applied to discretization and attribution reduction of decision information table, in order to make the decision rule of image segmentation algorithm selection. The decision method solves a series of problems for segmentation algorithm selection in image tracking system. As experiment shows, it can effectively pick out the optimal segmentation algorithm from algorithm library according to the feature of the processed image, and also satisfy the real-time demand of image tracking system on vehicle.

Keywords rough set, image tracking, image segmentation, data analysis, decision rule

1 决策方法原理

尽管如今已有多种图像分割算法,但是没有任何一种图像分割方法能够适用于所有的图像。由于各种算法对图像的处理都带有一定的针对性和局限

性,因此如何选取适合于当前应用图像特点的算法,对于用户而言,是一个需要花费大量时间和精力,通过比较最终效果才能解决的问题。

文献[1]给出了一种基于评价的分割算法优选系统,但是该系统是一个知识驱动的“假设-检验”反馈过程,无法满足图像跟踪系统中对分割算法能

基金项目:国家自然科学基金项目(10376043(A06))

收稿日期:2004-08-20;改回日期:2005-05-08

第一作者简介:罗诗途(1978~),男,2001年获国防科技大学仪器科学与技术系硕士学位,现为国防科技大学机电工程与自动化学院博士研究生。研究方向为图像处理、目标跟踪,已发表论文20余篇。E-mail:luoshitu@163.com

实时选优的要求。为了使图像跟踪系统能够适用于各种不同的应用环境,本文借鉴文献[1]的思想,设计出一种能够让跟踪系统根据不同的图像特点自适应选取分割算法的方案。其原理模型如图 1 所示,即首先提取待分割图像的数值特征,然后将其送入分割算法选取决策规则,再根据规则在图像分割算法库中选出当前图像的最优分割算法,其中由于选取的分割算法决策规则的优劣直接影响系统的性能,因此如何生成运算简单、准确性高的决策规则是系统是否实用的关键之处。

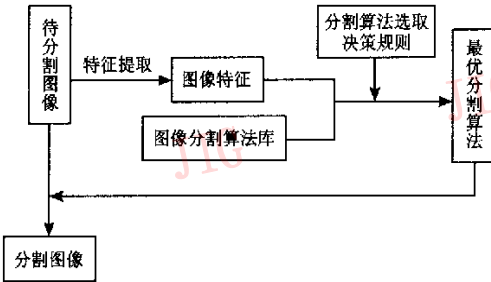


图 1 原理模型

Fig.1 Principle model

本文利用粗糙集在小样本学习方法上的优点,提出了一种基于粗糙集的图像分割智能决策方法,该方法流程如图 2 所示,即选取若干具代表性的分割算法,首先构成算法库,并用其对各种样本图像进行分割;然后利用从样本图像中提取出来的各种数

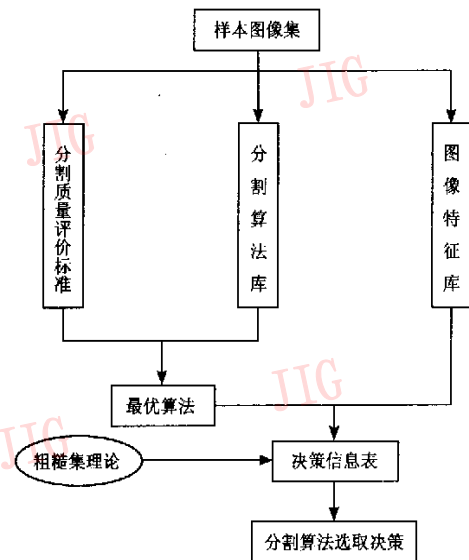


图 2 智能决策方法流程图

Fig.2 Flow chart of intelligent decision method

值特征以及根据图像分割质量评价标准确定的各样本图像的最优分割算法来生成决策信息表;最后应用粗糙集理论对决策信息表进行离散化处理 and 属性约简,以生成图像分割算法选取的决策规则。下面就决策规则生成的几个关键之处进行详细的说明。

2 图像信息

2.1 图像分割算法

基于粗糙集的图像分割智能决策方法是个面向具体分析应用的专用系统,其对构成算法库本身的各种算法具有一定的限制,各种算法是针对图像跟踪系统的要求及所处理图像的特点而选取的。由于图像跟踪系统中的图像分割的目的是为了从背景中提取出目标来,其不仅对目标的主要特征以及背景的复杂程度都没有先验知识可以依赖,并且系统对分割算法的实时性要求非常高,因此这里主要选取的都是些较为简单的基于灰度域的分割算法,并用它们构成智能决策方法的算法库,如矩特法(简称 S1,下同)、二叉树法(S2)、最大类间方差法(S3)、KSW 熵方法(S4)、最小误差法(S5)等。

建立了图像分割的算法数据库后,决策方法的关键就集中于如何获取丰富的、适合于推理分析的图像数值特征,以及如何建立知识化的图像分割质量评定方法,以便对各种算法的分割效果进行比较。

2.2 图像数值特征

大家知道,图像数值特征有很多种,有些特征反映图像幅度特征,有些特征表征图像区域的形状,有些特征描述图像灰度分布结构,但由于并非所有的特征都是必需的,图像特征的选取应该视具体问题而定,因此根据图像跟踪系统中获取的图像特点及应用背景,本文选取目标面积占空比 C_1 (目标占整幅图像大小的比例)、均值 C_2 、方差 C_3 、直方图偏斜度 C_4 (skewness,用以刻画灰度直方图偏离平均值周围对称形状的程度)、直方图陡度 C_5 (kurtosis,用以表示灰度直方图的分布形状是集中于平均值附近还是向两边扩展)、低高频能量比^[2] C_6 (用以表示灰度分布的平滑程度及细节和边缘等高频成分的多少)、频域熵^[2] C_7 (用以表示图像能量集中的程度)等 7 个特征参数来描述一幅图像。

文献[2]给出的低高频能量比和频域熵的计算方法,它是将原图像分割成 8×8 的图像块后,再对

图像块求取低高频能量比和频域熵, 本文将各个图像块的低高频能量比及频域熵的均值作为原图像的低高频能量比及频域熵。

2.3 图像分割质量的评定方法

对图像分割进行定量评价的关键是需要有一个客观的评价测度。根据是否使用参考图像, 一般评价方法可分为以下两种类型:

(1) 将分割结果与人工分割的参考图像进行对比评价, 例如文献[3~6]给出的评价方法。尽管这一类评价方法符合实际需要, 然而人工分割的参考图像有时不够精确, 且带有主观性。

(2) 不使用参考图像的评价方法, 其评价测度一般与区域、轮廓特征有关, 例如文献[7~9]给出的评价方法。这一类评价方法的优点是不需与参考图像做比较, 但评价结果是否符合主观评价则取决于具体应用对象。

第 1 类方法往往需要首先提供一个理想的分割图像作为比较标准, 然后以此来计算实际分割结果与理想分割图像的差别, 但由于实际情况是可供的图像样本很难统一认定, 因此, 这类方法在实用上有很大的局限性。由于图像信息是复杂的, 有时用一种测量参数无法准确衡量分割图像的质量, 故系统中考虑将几种测量参数进行加权综合, 以得到准确的评价结果。在此, 通过对各种测度的通用性、复杂性、主客观性的考虑^[10], 本系统中选择了区域一致性^[8]和形状测量^[11]参数作为评价参数, 评价函数定义如下:

$$H = \alpha \cdot T + (1 - \alpha) \cdot S \quad (1)$$

其中, α 为权值, 一般取 0.4~0.8, 它可经过多幅分割图像的评价实验数据和主观判定相结合的方法确定, 本文采用的权值为 0.7, T 为基于区域一致性的测度, S 为形状测量参数。

3 粗糙集概念

粗糙集理论能有效地分析和处理不精确、不一致、不完整等各种不完备信息, 并能从中发现隐含的知识和揭示潜在的规律。它提供了一套比较完备的从小样本数据中寻找规律的系统方法, 用其可找到描述正常模型的最小预测规则集, 其不仅有利于提高检测速度, 而且可应用于系统的实时检测^[12]。

知识约简是粗糙集理论的核心内容之一, 其中知识约简和核这两个基本概念可见文献[13]。粗

糙集的另一核心内容就是知识获取, 所谓知识获取就是要从大量的原始数据信息中分析发现有规律的信息, 也就是将知识从一种原来的表达形式(原始数据表达形式)转换为一种新的目标表达形式(人类或者计算机便于理解和处理的形式, 如逻辑形式等)。目前, 知识获取方法大多是基于粗糙集理论、机器学习、模式识别及统计学等理论方法。下面给出本文将要用到的几个定义:

定义 1 知识库可表示为 $K = (U, R)$, 其中 R 为论域 U 上的等价关系集合, 则 U/R 表示 R 将 U 分成的所有等价类构成的等价类簇。

定义 2 设 R 为 U 中的等价关系, X 为 U 的子集, 则 X 的 R 正域记为 $\text{pos}_R(X)$, 且 $\text{pos}_R(X) = \{x \in U \mid [x]_R \subseteq X\}$ 。

定义 3 决策系统是何种形式为 $I = (U, A \cup \{d\})$ 的信息系统, 这里 $d \notin A$ 是决策系统中的决策属性, A 为决策系统的条件属性集, $a \in A$ 是条件属性。

定义 4 对于属性集 $B \subseteq A$, 定义关系 $\text{ind}(B) = \{(x, \hat{x}) \in U^2 \mid \forall a \in B, a(x) = a(\hat{x})\}$ 为 A 中的 B 不可分关系。

定义 5 关于决策的约简 B 不可分关系是指关系 $\text{ind}(B, d) = \{(x, \hat{x}) \in U^2 \mid d(x) = d(\hat{x}) \text{ 或 } \forall a \in B, a(x) = a(\hat{x})\}$ 。

定义 6 关于决策的约简是指决策系统 $I = (U, A \cup \{d\})$ 中, 使 $\text{ind}(B, d) = \text{ind}(A, d)$ 成立的最小属性集 B 。

定义 7 令 a 为一条件属性, 且 $a \in A$, 当 $\text{ind}(A) = \text{ind}(A - \{a\})$ 时, 称 a 为 A 中可省略的, 否则 a 为 A 中不可省略的。

定义 8 A 中所有不可省略属性的集合称为 A 的核, 记作 $\text{core}(A)$, 且 $\text{core}(A) = \cap \text{red}(A)$, 其中 $\text{red}(A)$ 是 A 的所有约简。

4 图像分割决策的知识表达与获取

如果已建立起图像分割算法库, 并提出了图像的描述特征与图像分割质量的评价指标, 那么也就相应获取了图像分割的知识源, 但对于一个完善的智能处理系统来说, 仍远远不够, 因为还必然需要进行相应的知识描述、处理分析、形成规则, 最后进行知识推理, 才能完成相应的智能化处理; 另一方面, 由于人们得到的知识、数据可能存在一些不精确、不

一致、不完整的因素,也需要进行相应的处理,为此,针对这些问题,本文提出了基于粗糙集的图像分割决策方法。该方法具体算法步骤如下:

(1) 构造图像分割算法数据库,同时选取图像数值特征,并确定图像分割质量的评定指标;

(2) 根据系统应用环境,选取建立知识系统的样本图像;

(3) 对图像进行处理,首先计算图像的各种数值特征,并将其作为条件属性,然后按照图像分割质量评价指标结合专家经验选取分割效果最优的算法,并将其作为决策属性来构成信息决策表;

(4) 将决策信息表的连续属性离散化;

(5) 根据属性约简算法对离散化后的决策表进行属性约简,并相应地生成决策规则;

(6) 进行知识推理,并利用决策规则根据待处理图像的特征属性值进行分割算法的优选。

4.1 样本图像选取

样本图像的选取对构成知识系统的信息决策表而言至关重要,虽然粗糙集具有处理不完整数据、不确定信息的能力,但是作为决策方法,还要求每一个样本图像具有一定的代表性,而且要尽量使选取的样本图像能够覆盖图像跟踪系统的各种不同的应用环境。

4.2 连续属性离散化

离散问题属于粗糙集理论的拓广,由于粗糙集理论不能对连续属性进行处理,而知识系统的属性则往往可能是连续(定量)的属性,如方差、均值等,因此,在预处理阶段需将连续属性离散化。虽然对于离散化方法没有统一的衡量标准,但是却有一些需要遵循的原则,如

(1) 由于一般离散化后属性值域越小,则从离散化的数据中归纳的规则也就越简单,所以要求离散化后的区间数量应尽量少;

(2) 如果将论域 U 中的所有对象 x_i 在属性 a 上的取值 $a(x_i)$ 理解为随机采样的一组数据,那么对这一组数据根据某个相似性进行合并,即可得到论域 U 上的一种划分。如果将数据集看成粗糙集中的信息系统,那么信息系统在离散化前后应该保持一致性,该一致性可以理解为信息系统在离散化后具有相同的分类能力。

遵循这两个原则,系统中采用了一种基于粗糙集的属性值离散化方法——全局聚类分析方法。全局聚类分析类似于系统聚类,其基本思想是:先视各

样本对象自成一类,计算各类的类间距离 $D = \Delta(i, j)$, Δ 是聚类的条件,不妨设其取值为“真”或“假”,只有当条件 Δ 为“真”时,类 i 和类 j 才有可能聚成新一类,即聚类受到条件 Δ 的约束,这样 D 与 Δ 就共同组成了聚类的基础。因此,在条件 Δ 为真时,可首先寻找最小距离,并将其聚成新一类;然后计算新类与其他各类之间的距离 D ,并定义或计算新类与其他各类相聚的条件,再在新的条件下寻找最小距离,循环往复,直到聚成预定的 k 类为止,其中类间距离 D 的定义可沿用传统的数据预处理法中的定义。具体计算方法见文献[14]。

4.3 属性约简

知识库中的知识(也即属性)对于最后的决策来说,并不是同等重要的,甚至有些是冗余的,尤其是当知识库中的数据是随机采集时,其冗余性更为普遍。这既造成存储空间资源的浪费,同时也干扰了人们能否做出正确简洁的决策。粗糙集理论也主要由于它的属性约简的思想引起了人们的重视。

文献[15]给出了一种快速计算约简的启发式方法,为了使获得的条件属性子集尽可能的小,优先选取那些导致相容记录数增加较快的属性,从而导致规则中具有较大强度的属性被优先考虑。在决策系统 $I = (U, A \cup \{d\})$ 中,设 Q 为所求的属性的最小简化,因为 $\text{pos}_Q(d) / \text{ind}(\{Q, d\})$ 中元素的最大尺寸 L_{\max} 与规则强度相关,并且正域的基 $\text{card}(\text{pos}_Q(d))$ 等于相容的记录数,所以属性的最小简化子集选取的标准可描述如下:

(1) 选取属性 a , 如果将其加入子集 Q , 使得 $\text{card}(\text{pos}_{Q \cup \{a\}}(d))$ 增加, 并且 L_{\max} 比加入其他属性时要大;

(2) 如果通过以上标准有两个属性获得同样的值, 则选取具有较少特征值的属性。

这样就构成了一个寻找近似最优约简 Q 的启发式算法: 将 $\text{core}(A)$ 作为初始子集, 通过以上标准即可将属性从可省略属性空间中逐个选出, 并加入子集, 直到近似最优约简产生。

5 决策规则生成

首先, 分别用分割算法库中的各种算法对 8 幅样本图像进行分割; 接着, 通过采用分割效果评价函数(式(1))计算出的每个分割图像的评价参数来确定各样本图像的最优分割算法, 各样本图像计算出

来的评价参数如表 1 所示;最后,提取出样本图像的 7 个数值特征,并将其作为决策表的条件属性,再结合表 1 确定的最优分割算法,将其作为决策表的决策属性,即构成如下的决策表(表 2):

表 1 分割结果的评价参数

Tab.1 Evaluation value of segmentation result

图像	矩持法	四叉树法	最大类间方差法	KSW 熵法	最小误差法	最优算法
图 1	0.824 7	0.796 9	0.964 4	0.802 1	0.838 1	S3
图 2	0.571 1	0.837 5	0.921 3	0.810 9	0.843 9	S3
图 3	0.403 1	0.615 5	0.417 5	0.411 0	0.302 9	S2
图 4	0.579 4	0.542 7	0.498 3	0.537 7	0.541 9	S1
图 5	0.843 7	0.932 7	0.892 4	0.861 5	0.893 1	S2
图 6	0.417 5	0.361 8	0.401 6	0.371 8	0.679 2	S5
图 7	0.552 9	0.621 0	0.728 9	0.920 3	0.710 7	S4
图 8	0.721 4	0.831 1	0.759 6	0.738 1	0.918 3	S5

表 2 决策信息表

Tab.2 Decision information table

图像	目标面积占比	均值	方差	直方图偏斜度	直方图陡度	低高频能量比	频域熵	决策属性
图 1	0.143 7	226.5	32.1	-3.26	13.66	530.5	1.1	S3
图 2	0.135 2	170.7	36.7	-1.96	8.45	890.2	1.0	S3
图 3	0.046 8	166.2	39.1	0.43	2.19	1028	0.76	S2
图 4	0.021 7	150.2	17.8	-3.61	17.42	855.9	0.81	S1
图 5	0.282 1	196.5	64.6	-1.70	4.08	1419	0.99	S2
图 6	0.117 2	99.9	35.5	0.65	3.19	102.0	3.0	S5
图 7	0.163 8	151.3	70.2	0.2	1.6	663.8	1.76	S4
图 8	0.161 2	182	49.5	-1.74	6.37	152.4	2.32	S5

通过全局聚类分析方法将表 2 中的条件属性进行离散化,离散化的取值区间如表 3 所示,离散化后的决策信息表见表 4。

表 3 取值区间表

Tab.3 Value region table

条件属性	离散区间 0	离散区间 1	离散区间 2
目标面积占比	[0, 0.082)	[0.082, 0.223)	[0.223, 1]
均值	[0, 125)	[125, 176)	[176, 255]
方差	[0, 24.65)	[24.65, 57.05)	[57.05, 255]
直方图偏斜度	$(-\infty, -2.61)$	$[-2.61, -0.75)$	$[-0.75, \infty)$
直方图陡度	[0, 5.225)	[5.225, 11.055)	[11.055, $\infty)$
低高频能量比	[0, 341.45)	[341.45, 1223.5)	[1223.5, $\infty)$
频域熵	[0, 1.43)	[1.43, 2.66)	[2.66, $\infty)$

表4 离散化的决策信息表
Tab.4 Discretized decision information table

图像	目标面积占比	均值	方差	直方图偏斜度	直方图陡度	低高频能量比	频域熵	决策属性
图1	1	2	1	0	2	1	0	S3
图2	2	1	1	1	1	1	0	S3
图3	0	1	1	2	0	1	0	S2
图4	0	1	0	0	2	1	0	S1
图5	2	2	2	1	0	2	0	S2
图6	1	0	1	2	0	0	2	S5
图7	1	1	2	2	0	1	1	S4
图8	1	2	1	1	1	0	1	S5

仿真所用的分析工具是由挪威科技大学计算机和信息科学系的知识系统研究小组开发的软件包ROSSETA。通过该软件的属性约简算法产生的最小属性集为{目标面积占比 C_1 , 直方图陡度 C_5 , 低高频能量比 C_6 }，其生成的决策规则如下(为表述方便,用 V_{C_i} 表示条件属性的离散值,用 S_{best} 表示最优算法):

- (1) If ($V_{C_1} = 0$) and ($V_{C_5} = 2$) then $S_{best} = S1$
- (2) If ($V_{C_6} = 2$) or (($V_{C_1} = 0$) and ($V_{C_5} = 0$)) then $S_{best} = S2$
- (3) If (($V_{C_1} = 1$) and ($V_{C_5} = 2$)) or (($V_{C_1} = 2$) and ($V_{C_5} = 1$)) then $S_{best} = S3$
- (4) If ($V_{C_1} = 1$) and ($V_{C_5} = 0$) and ($V_{C_6} = 1$) then $S_{best} = S4$
- (5) If ($V_{C_6} = 0$) then $S_{best} = S5$

6 决策规则验证

为了验证决策规则的正确性,随机选取了3幅图像来做测试,图3给出的是采用算法库中各算法对测试图像进行分割的结果。测试图像的数值特征数据见表5,测试图像1~测试图像3为3幅测试图像,表中各特征数据的右边一列是离散化后的属性值。将离散化的数据代入上节生成的决策规则中,就可以得到这3幅测试图像理论上的最优分割方法,其分别为S5、S3、S5。表6给出的是图3各种算法分割结果的评价数据。从表6可以看出,对这3幅测试图像而言,最优的分割方法分别是S5、S3、S5,这与决策规则导出的最优分割方法结果相吻合。

表5 测试图像数值特征数据表

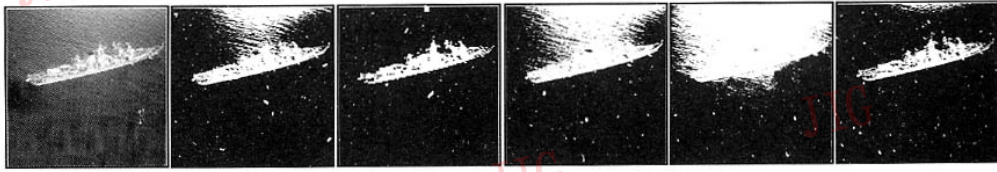
Tab.5 Numerical features data of test images

测试图像	目标面积占比(左)及离散化后的属性值(右)	直方图陡度(左)及离散化后的属性值(右)	低高频能量比(左)及离散化后的属性值(右)
1	0.1719 1	6.5201 1	66.4347 0
2	0.2743 2	6.0915 1	351.4829 1
3	0.2611 2	4.5815 0	94.2556 0

表6 测试图像各种算法分割结果的评价参数表

Tab.6 Evaluation value table of test images segmentation result

测试图像	矩持法	二叉树法	最大类间方差法	KSW 熵法	最小误差法	最优算法
1	0.8742	0.9543	0.7469	0.5863	0.9826	S5
2	0.8126	0.6845	0.9146	0.5486	0.7593	S3
3	0.7312	0.9073	0.9218	0.8256	0.9721	S5



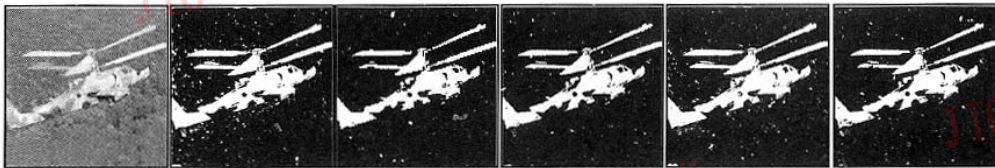
原图 矩持法 四叉树法 最大类间方差法 KSW 嫡法 最小误差法

(a) 测试图像 1 分割结果



原图 矩持法 四叉树法 最大类间方差法 KSW 嫡法 最小误差法

(b) 测试图像 2 分割结果



原图 矩持法 四叉树法 最大类间方差法 KSW 嫡法 最小误差法

(c) 测试图像 3 分割结果

图 3 测试图像各种算法分割结果

Fig. 3 Segmentation result of test images

由此可以看出,由于通过粗糙集的方法可充分简化数据,并可根据获得的图像知识来形成规则,从而最终构建了基于粗糙集的图像分割智能决策方法。这种方法从一个崭新的角度解决了智能图像跟踪系统中选取分割算法的一系列难题,例如图像分割质量评价指标的知识化、适合推理分析的图像数值特征的选取,以及智能处理规则的生成等。

7 结 论

本文将粗糙集理论引入到图像跟踪系统的分割算法的选取过程,同时生成了图像分割算法选取的决策规则,并通过实验证明了该决策规则能比较有效地根据系统所处理图像的特点来选取出算法库中最优的分割算法。

但是该决策方法正确性受到下面 3 个部分的制约:(1)由于构成分割算法库的算法可能不够全面,从而导致选出的算法并非真正意义上的最优算法;(2)由于各种图像特征代表着图像各个角度的统计

数据,因此它的选取会影响决策规则的正确导出;(3)由于图像分割质量评价指标本身和图像特征一样具有一定的方向性,故它的选取也会影响决策规则的正确导出。因此要完善这个智能决策方法就必须解决这 3 个问题,本文对于粗糙集在图像分割算法选优问题上的应用进行了初步的探讨,希望能够起到抛砖引玉的效果。

参考文献 (References)

- 1 ZHANG Yu-jin, LUO Hui-tao. Evaluation knowledge based optimal selection system for image segmentation algorithms [J]. High Technology Letters, 1998, 8(4): 21 ~ 24. [章毓晋, 罗惠韬. 基于评价知识的图像分割算法优选系统[J]. 高技术通讯, 1998, 8(4): 21 ~ 24.]
- 2 XU Li-zhong. Intelligence information process of digital image[M]. Beijing: National Defence Industry Publishing Company, 2001. [徐立中. 数字图像的智能信息处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.]
- 3 ZHANG Yu-jin. Objective image quality measures and their applications in segmentation evaluation[J]. Journal of Electronics, 1997, 19(1): 1 ~ 5. [章毓晋. 客观的图像质量测度及其在分割

- 评价中的应用[J]. 电子科学学报, 1997, 19(1):1~5.]
- 4 LUO Hui-tao, ZHANG Yu-jin. Evaluation-based optimization and its system realization for segmentation algorithms [J]. Journal of Electronics, 1998, 20(5):577~583. [罗惠韬, 章毓晋. 基于算法评价的分割算法优化思想及其系统实现[J]. 电子科学学报, 1998, 20(5):577~583.]
 - 5 Shareef N, Wang D L, Yagel R. Segmentation of medical images using legion [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(1):74~91.
 - 6 YIN Ping, WANG Run-sheng. A split-and-merge image segmentation method based on edge information [J]. Journal of Image and Graphics, 1998, 3(6):450~454. [尹屏, 王润生. 基于边缘信息的分开合并图象分割方法[J]. 中国图象图形学报, 1998, 3(6):450~454.]
 - 7 Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficiently computing a good segmentation[EB/OL]. Available on <http://www.cs.cornell.edu/vision/segmentation>.
 - 8 Sahoo P K, Soltani S, Wong A K C, et al. A Survey of Thresholding Techniques[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1988, 41(2):233~260.
 - 9 HOU Ge-xian, BI Du-yan, WU Cheng-ke. Researches on evaluation methods for image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5A(1):40~43. [侯格贤, 毕笃彦, 吴成柯. 图象分割质量评价方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5A(1):40~43.]
 - 10 ZHANG Yu-jin. A classification and comparison of evaluation techniques for image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 1996, 1(2):151~158. [章毓晋. 图象分割评价技术分类和比较[J]. 中国图象图形学报, 1996, 1(2):151~158.]
 - 11 WANG Run-sheng. Image understanding (2th) [M]. Changsha: National University of Defense Technology Publishing Company, 1998. [王润生. 图像理解(第2版)[M]. 长沙:国防科技大学出版社. 1998.]
 - 12 CAI Zhong-min, GUAN Xiao-hong, SHAO Pin, et al. A new approach to intrusion detection based on rough set theory [J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(3):361~366. [蔡忠闽, 管晓宏, 邵萍等. 基于粗糙集理论的入侵检测新方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(3):361~366.]
 - 13 ZHANG Wen-xiu, WU Wei-zhi, LIANG Ji-ye, et al. Theory and method of rough set [M]. Beijing: Science Publishing Company, 2001. [张文修, 吴伟志, 梁吉业等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
 - 14 ZHANG Wen-yu, JIA Rong, XUE Hui-feng, et al. Research on discretization of successive attributes in knowledge discovery [J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2002, 18(3):249~253. [张文字, 贾嵘, 薛惠锋等. 知识发现过程中连续属性离散化方法研究[J]. 西安理工大学学报, 2002, 18(3):249~253.]
 - 15 HE Miao, LI Chun-bao. Heuristic algorithm based on rough set theory for feature selection [J]. Computer Application, 2003, 23(2):113~115. [何苗, 李春葆. 一种结合粗糙集理论和启发式知识的特征选取算法[J]. 计算机应用, 2003, 23(2):113~115.]