

利用信息融合技术的缺损目标识别方法

王延平 袁杰 廖原 苏祥芳

(武汉大学电子信息学院, 武汉 430072)

摘要 拐点不变量是局部不变量的一种, 具有旋转、平移、尺度缩放不变性, 可以有效地应用于缺损目标识别. 该文利用 Dempster-Shafer 证据推理法, 将用不同方法求取拐点特征所得到的决策层信息进行融合. 进一步提高了识别系统的可靠性. 通过仿真实验对该方法进行了验证.

关键词 信息融合 模式识别 局部不变量 拐点特征 缺损图象识别

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)03-0237-04

Pattern Recognition of Occluded Objects Using Information Fusion

WANG Yan-ping, YUAN Jie, LIAO Yuan, SU Xiang-fang

(Faculty of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract Corner feature is a usually used local invariant. It is widely applied for national defense and industry technology. Using different methods: the splitting-merging algorithm, the improved Hough transform method and the extended corner invariant algorithm, different corner features is extracted to recognize occluded objects in this paper. Finally, Dempster-Shafer evidential reasoning method is adopted for data fusion at report level. This method can use information from different sources and decrease uncertainty of the recognition system. The classification experiment shows that this method effectively improves the matching precision of the recognition system.

Keywords Fusion, Pattern recognition, Local feature, Corner feature, Occluded image recognition

0 引言

本文所研究的对象是缺损二值图象的模式识别问题. 由于观察的位置、距离、角度不同, 目标图象会有旋转、平移、尺度缩放等变化, 还有可能被其它物体所遮挡, 使图象的一部分成为不可见的. 为识别这类图象, 采用具有不变量的特征.

当图象发生缺损时, 全局不变量会发生改变, 可选用局部特征量进行匹配. 由于每一种不变量方法都有着各自的适用范围和不足之处, 仅靠单一的不变量方法难以准确地描述和探知待测物体. 利用信息融合技术^[1,2], 通过对多种不变量特征的分析及综合, 可得到更加理想的识别分类效果. 本文采用决策层的融合方法, 利用通过分割-融合算法、Hough 变换、广义节点等方法^[3,4]得到的拐点不变量, 并选用

Dempster-Shafer 证据推理理论^[2]作为决策层信息融合的方法, 来对目标进行分类.

1 Dempster-Shafer 证据推理理论

在 Dempster-Shafer (DS) 证据推理理论中, 最基本的实体是鉴别框架 (通常记为 Θ), 它是由某个域中所有不相容的命题可能值 (称作 Singleton) 所组成. Θ 的子集称作命题, Θ 的幂集 2^Θ 构成了该域中所有的命题集合. 对于模式识别系统而言, 它是由系统中所有可能的识别结果所构成的集合. 例如, 模式库中有 n 种已知模式 (M_1, M_2, \dots, M_n) , $\Theta = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$. 则 2^Θ 包含 2^n 个子集, 每个子集由空集 \emptyset , 以及一个或多个 Singleton 所组成.

为了介绍 DS 合并规则, 给出以下几个定义:

定义 1 基本概率分布函数: 当某个信息源可

为命题 $| A_j | A_j \in 2^\Theta$ 直接提供信息时, 则对于这个信息源基本概率分布函数定义如下:

$$m: | A_j | A_j \in 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$$

其中: $m(\emptyset) = 0$, 且

$$\sum_{A_j \in 2^\Theta} m(A_j) = 1 \quad (1)$$

定义 2 置信函数、不确定函数: 某个信息源的置信函数以及不确定函数是由基本概率分布函数计算获得的.

$$B(A) = \sum_{A_j \in A} m(A_j) \quad (2)$$

$$D(A) = B(A^c) \quad (3)$$

$$P(A) = 1 - D(A) \quad (4)$$

因此, 置信函数 $B(A)$ 表明对命题“ A 为真”的支持度, 是对命题 A 发生的最小可能性的描述. 不确定函数 $P(A)$ 表明不能否定命题“ A 为真”的程度, 是命题 A 可信度的上界.

定理 1 DS 合并规则: 此规则用于融合来自两个信息源 S_i, S_j 的命题 X 和 Y :

$$m_{i,j}(A) = \frac{\sum_{X \cap Y = A} m_i(X) \cdot m_j(Y)}{k} \quad (5)$$

$$k = 1 - \sum_{X \cap Y = \emptyset} m_i(X) \cdot m_j(Y) \quad (6)$$

其中, $X, Y \in 2^\Theta, k$ 定义为归一化因子.

DS 合并规则的使用可以利用如表 1 所示的例子进一步说明. 假定 $\Theta = \{M_1, M_2\}$, 融合数据来自两种不变量方法.

表 1 两种不变量方法的数据融合

$m_1(M_1) = 0.71$		$m_2(M_2) = 0.14$		$m_2(\Theta) = 0.15$	
$m_1(M_1) = 0.82$	$m_{1,2}(M_2) = 0.72775$	$k_2 = 0.1148$	$m_{1,2}(M_1) = 0.15375$		
$m_1(M_2) = 0.12$	$k_1 = 0.0852$	$m_{1,2}(M_2) = 0.021$	$m_{1,2}(M_2) = 0.0225$		
$m_1(\Theta) = 0.06$	$m_{1,2}(M_1) = 0.05325$	$m_{1,2} = 0.0105$	$m_{1,2}(\Theta) = 0.01125$		

表 1 中第一行以及第一列的数据代表两类不变量方法的概率分布函数. 合并规则中的归一化因子 $k = 1 - k_1 - k_2$. 根据 DS 合并规则, 可求得表中各项数值. 计算融合后的置信函数 $B_{1,2}(M_1) = 0.93475$, $B_{1,2}(M_2) = 0.054$, 及 $m_{1,2}(\Theta) = 0.01125$. 这里, 两个置信函数等同于融合后的基本概率分布函数.

Dempster-Shafer 证据推理理论应用于多种信息融合时, 由各特征不变量所获得信息产生的特征度量构成了该理论中的证据. 利用这些证据, 通过构造相应的基本概率分布函数, 对所有的命题(包括 Θ)赋

予一个可信度. 对于一个基本概率分布函数以及相应的鉴别框架 Θ , 合称为一个证据体, 而多种不变量信息融合实质上就是在同一鉴别框架下, 利用 DS 合并规则将各个证据体合并成一个新的证据体.

2 基本概率分布函数构造

作为一个证据体的不变量方法, 要使它所获得的信息(或称为证据)能和其它的证据体合并, 关键要定义证据的基本概率分布函数.

本文以下述方法定义基本概率函数:

$$m_i(j) = \frac{C_i(j)}{\sum_j C_i(j) + N(1 - R_i)(1 - \alpha\beta_i\omega)} \quad (7)$$

$$m_i(\Theta) = \frac{N(1 - R_i)(1 - \alpha\beta_i\omega)}{\sum_j C_i(j) + N(1 - R_i)(1 - \alpha\beta_i\omega)} \quad (8)$$

$$\alpha = \max\{C_i(j)\} \quad (9)$$

$$\beta_i = \frac{\alpha}{\sum_j C_i(j)} \quad (10)$$

$$R_i = \frac{\alpha\beta_i\omega}{\sum_i \alpha\beta_i\omega} \quad (11)$$

式中各变量的含义如下:

N 为不变量方法的数目; $C_i(j)$ 为利用第 i 种不变量方法识别目标 j 时, 所得到的匹配百分比; α 为利用第 i 种不变量方法识别目标时, 与库中所有已知模式的匹配数(即最大相关系数); β_i 为第 i 种不变量方法与各库中已知模板相关系数的分布系数; ω 为使用第 i 种不变量方法识别目标的可信系数, 也就是根据第 i 种不变量所处的识别情况所决定的加权系数, 其取值范围是 $(0, 1]$; R_i 为利用第 i 种不变量方法识别目标的可靠系数; $m_i(j)$ 为第 i 种不变量方法赋予目标 j 的基本概率值; $m_i(\Theta)$ 为第 i 种不变量方法赋予鉴别框架 Θ 的基本概率值, 即第 i 种不变量方法的不确定性概率值.

3 分类规则

为了解决目标分析与决策问题, 基于基本概率分布函数, 并且根据具体问题的需要, 本文采用了如下的几条分类规则:

规则 1 目标类别应具有最大的基本概率分布值;

规则 2 目标类别的基本概率分布值与其它类别的基本概率分布值的差值应大于所要求的阈值 T_1 ;

规则 3 不确定概率值 $m_i(\Theta)$ 必小于某一阈值 T_2 ;

规则 4 目标类别的基本概率分布值必大于不确定概率值 $m_i(\Theta)$.

4 实验和结论

为了得到用于识别目标物体的不变量, 先要将未知目标的图象经过具体的预处理过程, 得到所需要的各种不变量; 通过和模式库的已知模型进行匹配, 得到匹配百分比; 然后通过 Dempster-Shafer 证据推理理论进行融合, 分别求得每类不变量的基本概率分布函数, 以及融合后的数值; 最后利用规则进行分类决策.

采用图 1 所示的 4 种飞机的轮廓 M_1, M_2, M_3 和 M_4 验证以上介绍的信息融合方法的优点, 即利用它们的缺损图象的轮廓 T_1, T_2, T_3 和 T_4 对它们进行匹配. 所采用的特征量分别为: ① 用分割-融合方法所提取的拐点不变量; ② 用改进 Hough 变换方法所提取的拐点不变量; ③ 广义拐点不变量. 具体的处理和融合及识别过程见图 2.

上述 3 种方法各具特点: 用分割-融合方法提取拐点运算量小、速度快, 但是该方法受噪声的影响较大. Hough 变换提取的拐点是图象轮廓段中直线的交点, Hough 变换所求得的直线是统计平均的结果, 较为稳固, 由于用该算法得到的拐点不一定位于图象轮廓上, 因此不易受噪声干扰, 具有更强的稳定

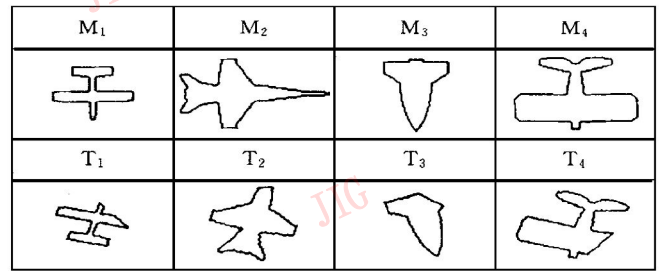


图 1 4 种模板图象及其缺损图象

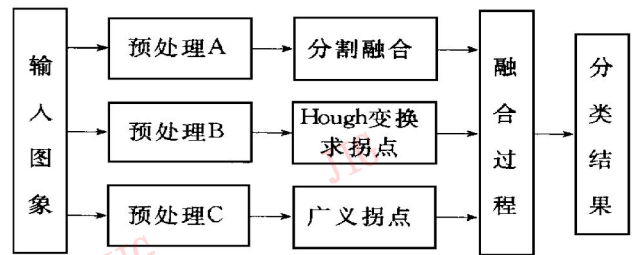


图 2 处理过程

性, 但是由于目标图象中有些轮廓段是光滑的曲线, 将其近似成直线时, 存在多种近似结果的可能, 从而导致每次求得的轮廓直线段不一样, 并影响识别结果的正确性. 广义拐点不变量克服了将图象轮廓全部近似为直线段的缺点, 可以更为合理地表征目标的特征和将其分段近似成拐点、线段、圆弧、复杂曲线等 4 种轮廓单元; 该算法的缺点是对圆弧的近似较为严格, 可能将圆弧近似成多段直线段.

这 3 种方法所得到的每类特征不变量的基本概率分布函数、融合后的基本概率分布函数, 以及相应的分类结果如表 2 所示, 其中阈值 $T_1=0.2, T_2=0.5$.

表 2 未知目标 3 种拐点提取方法的融合结果: 匹配率 R (%)

待识别目标	识别方法	基本概率分布函数				$m(\Theta)$	匹配结论
		M_1	M_2	M_3	M_4		
T_1	分割融合	0.330 4	0.000 0	0.086 6	0.017 4	0.565 5	不确定
	Hough 变换	0.341 4	0.059 7	0.000 0	0.036 8	0.562 1	不确定
	广义拐点	0.343 1	0.000 0	0.000 0	0.091 1	0.565 8	不确定
	融合	0.668 2	0.023 0	0.033 1	0.059 5	0.216 2	M_1
T_2	分割融合	0.047 9	0.122 8	0.046 9	0.039 6	0.742 9	不确定
	Hough 变换	0.000 0	0.392 8	0.079 0	0.042 0	0.486 3	M_2
	广义拐点	0.000 0	0.436 5	0.088 6	0.000 0	0.474 9	M_2
	融合	0.013 9	0.644 9	0.098 8	0.030 6	0.212 0	M_2
T_3	分割融合	0.097 3	0.000 0	0.343 8	0.000 0	0.558 9	不确定
	Hough 变换	0.000 0	0.108 8	0.275 9	0.063 2	0.552 0	不确定
	广义拐点	0.000 0	0.127 6	0.287 4	0.000 0	0.583 1	不确定
	融合	0.039 9	0.105 1	0.599 3	0.026 3	0.229 4	M_3
T_4	分割融合	0.046 5	0.068 3	0.000 0	0.194 2	0.691 0	不确定
	Hough 变换	0.037 7	0.061 7	0.056 0	0.211 4	0.633 2	不确定
	广义拐点	0.092 3	0.067 7	0.000 0	0.423 2	0.416 8	M_4
	融合	0.088 4	0.093 1	0.020 5	0.566 2	0.231 7	M_4

从实验结果看,利用融合信息的分类结果明显优于单一的不变量识别方法,这可以从两方面得到证实.首先,融合后识别系统的 $m(\Theta)$ 明显降低,说明数据融合使系统的不确定性下降;其次,数据融合使得系统的基本概率分布函数的分布趋势更加明显,根据同样的分类规则进行分类决策,能降低系统的误判率和提高系统识别目标的准确性.

综上所述,由于观测过程引入的噪声不同,以及待识别目标的不同特性,各种不变量可以提供关于目标的不同信息.利用 Dempster-Shafer 证据推理法,将这些决策层信息融合起来,可以充分利用各种不同来源的信息,降低识别系统的不确定性.

参考文献

- 1 刘雷健,杨静宇.基于融合信息的物体识别.模式识别与人工智能,1993,6(1):27~33.
- 2 Mongi A Abidi, Rafael C Gonzalez. Data fusion in Robotics and Machine intelligence. Academic Press, Inc, San Diego, 1992.
- 3 王延平,袁杰,苏祥芳.几种拐点不变量及其在目标识别中的应用.中国图象图形学报,1999,4(10):854~859.
- 4 王延平, Larmagnac J P, 袁捷, 赵恒卓. Recognition of partially

occluded objects based on segmentation by median filtering of extended direction code. Wuhan Univ. of Journal of Natural Sciences, 1997, 2(4): 435~438.



王延平 武汉大学电子信息学院教授,博士生导师.主要研究领域为图象处理、信号复原和重建、模式识别、视频压缩等.发表论文约100篇,著书一部.曾获国家、部委和省市科技进步奖多项.
yw ang@public.wh.hb.cn

袁杰 邮电部北京设计院工程师,1995年毕业于武汉大学电子信息学院,1998年获硕士学位.从事通信与信号处理领域的研究与开发.已发表论文6篇.

廖原 武汉邮电科学研究院工程师,1998年于武汉大学获硕士学位.从事通信与信号处理领域的研究与开发.已发表论文6篇.

苏祥芳 武汉大学电子信息学院副教授.主要从事数字信号处理、图象处理及视频通信等研究和教学工作.已发表论文数十篇,获国家教委科技进步奖一项.

虚拟现实 Reality Center 解决方案

Reality Center 可视化解决方案,通常具有大屏幕的显示器以及三维输入控制器等先进接口,它的主要优点是让一群人与模型交互及进行仿真研究,以便更好、更快地决策.这些解决方案可提供直观方便地与大数据集交互.客户可以用较少的时间作出正确的决策,这意味着可以节省大量费用并提高生产率.

Reality Center 解决方案可以分为三类:墙、桌子和房间.根据客户的需要,他们可以选择360度全方位的临场感环境或者在小的办公室内使用的桌式解决方案.

SGI 在去年推出的 Reality Center 设施中增加了两个新产品.它们分别是 SGI Reality 1000D 和 2000D,以 SGI 的 Onyx2 超级工作站为核心,每个桌子可提供单通道立体显示的供多人使用的显示系统,该系统具有跟踪性能并由高亮度的 Electrohome 投影仪驱动.

在 STGGRAPH'99 会上,SGI 展示了一种新的 Reality Center 显示墙,这种虚拟现实墙是 SGI 研制的多通道、高解析度、超宽屏幕的立体显示系统.