

面向百类目标的自动识别系统

王润生 文贡坚

(国防科技大学 ATR 国家实验室, 长沙 410073)

摘要 本文提出了面向百类目标的自动识别理论与方法,它主要由目标的表述模型和分类模型两部分组成。建立了基于此理论与方法的系统,利用此系统可以快速生成区分百类目标中任意组合的分类模型,并保证达到大于99%的正确识别率。

关键词 目标识别,表述模型,分类模型,自动目标识别系统

1 引言

目标识别是一个十分活跃又有广泛应用范围的研究领域,它主要涉及对需要识别的目标进行建模以及依此模型对待分析的对象进行识别分类两个方面。目标识别有两种情况,一是识别特定的单类目标,常称之为鉴别;二是识别两类或两类以上的目标,这是典型的模式分类。本文主要讨论面向百类目标的识别理论,它包括一建立目标的表述模型,二建立目标的分类模型。具体提出了一种分类树和非层次方法相结合的机制来设计目标分类模型的方法。据此建立的面向百类目标的自动识别系统,可以快速建立区分任意组合的多类目标的分类模型,能保证达到大于99%的正确识别率。

2 目标表述模型

目标常常是由反映其本质属性的特征参数来表述,这就形成了目标的表述模型。为了建立准确、高效的目标模型,需要认真考虑特征的选择和组织、安排问题。特征选择涉及特征的质量和特征的数目,特征的组织、安排则包含如何将特征形成合适的目标模型结构。

特征质量主要反映描述目标本质属性的能力以及识别效率,它可以从成像环境、描述性能和识别应

用三个方面来衡量。首先,由于目标成像过程中会有二维平移、旋转、尺度以及三维姿态等变化,高质量的特征必须不受或较少受其影响,以保证特征有更大的适应范围;其次,从描述性能上看,高质量的特征描述同一类目标的精确度应该比较高,也就是特征参数的散布范围小;最后,特征质量的高低最终应由识别的效果来判断,这又与我们面对的具体识别任务有关。为了定量描述特征的质量,我们把每个特征视为服从高斯分布的随机变量,可以用它的均值和标准偏差来描述,具体如下:从不同成像距离、方向以及位置采集目标的多个样本,并从每个样本中提取出该特征,用这些特征值的均值和标准偏差来描述特征质量,即用 (m, σ) 来表述特征的质量:

$$m = \frac{\sum_{i=1}^N f_i}{N}, \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - m)^2}{N}}$$

其中, N 为样本数目; $f_i (1 \leq i \leq N)$ 为各样本中该特征值。

目标模型中特征的数目是多好还是少好,一直是人们关心的问题。传统的模式识别理论因为追求线性分类,常常不希望有过多的特征,否则为获得不相关的特征所采用的数学变换将比较困难。其实,每种特征参数都来源于某种传感器信息或对其加工的结果,它们都只能在某一个方面描述目标的特性,从而都会具有一定局限性。因此,为了使目标的模型能适用于各种不同的具体识别任务,应当选用尽可能

多的特征来描述目标模型,彼此相关程度小的特征固然好,但是若也可以选择有相关性的特征,这就扩大了特征选择的范围。

建立目标模型的诸特征应当如何组织和应用,是关系识别速度和精度的关键问题。以往的办法是把这些特征放在同一层次处理,为了要做线性组合还要求它们彼此互不相关。我们认为,这不是唯一的途径,也不一定最佳。原因之一,它不符合人类由粗到细的识别思维规律;原因之二,限制了使用更多特征的可能性。因此,正确组织特征的办法是采用层次结构,把那些能描述目标主要特性、计算简单且质量高的特征放在粗层次,将其它特征按其描述目标特性的粗细程度分别放在适当的层次上,不同层次之间的特征不要求具有不相关的性质。同一层次的特征作线性组合时需要它们之间不相关,但因特征数目不多比较容易通过数学变换获得。

3 目标分类模型

建立目标的分类模型涉及选择合适的能区分目标类别的分类特征以及分类的机制和方法。目标的表述模型主要是针对单类目标的,它是用一些表述特征来描述目标;而目标的分类模型是对多类目标而言的,随参加分类目标的类数和类别的不同而改变,需要有方法能自适应地建立面向实际应用的目标分类模型,保证实现高效、准确的分类识别。

正确的目标分类模型应保证达到预定的正确识别率和较快的分类速度。采用什么分类体制和方法是首先关心的问题,常见的方法也有非层次和层次两种方法。非层次的方法在由目标表述特征组成的空间中,用线性或非线性函数将目标集分离开来。当目标类数较少时,由于它在分类时综合考虑目标模型中的各个特征,能保证准确可靠的识别;而若目标类数比较多(例如对于百类左右),它的计算量和误分的情况将会显著增加。层次的方法则是根据一定的准则,选用一个或几个特征实施逐级分类,这就是通常所指的分类树方法。它可以获得较快的分类速度和合适的正确识别率,特别适合目标类数较多的情况。但是当目标类数多而特征数相对少的情况下,由于每一层只用较少的特征,在分类树的最下几层,仍然可能出现错误分类。由此可见,单独采用上述方法中任一种来设计目标的分类模型都是不合适的。我们提出将分类树与非层次统计决策融合在一起的新分类方法,它既保持了上述两种方法的各自

优点,又克服了它们的缺点。具体实施时以建立分类树为主线和达到预定识别率为前提,去寻找每层是否存在合适的分类特征,当存在时则自动生成有关的分类树,当不存在合适的分类特征时则需要用非层次方式设计相应的分类模型。下面我们详细讨论分类树的建立以及非层次方法的设计。

分类树方法是根据一定的准则逐级分类,先选用一个或几个分类特征将待分的所有目标类别划分为几大群,以后再同样对各群进一步实施划分,直至每个新的子群为一个单独的类别时为止。一般来说,目标的分类特征来自于目标的表述特征(或对它们进行分析处理后获得的新特征)。建立分类树的过程就是逐次选择分类特征的过程,显然选择合适的特征进行分群是一个关键问题,那么什么是合适的标准呢?首先看各目标类在特征轴上的分布情况。前面已经提到目标每个表述特征都可视为服从高斯分布的随机变量,由高斯分布的性质可知,对应一定的正确识别率,一定数量的目标特征值应当落在其均值周围的相应区域内。例如,当我们只要求 99.73% 的正确识别率时,就可以认为特征值均在表述特征均值周围的三倍标准偏差之内。由此,如果在某个特征轴上,相邻两类目标的表述特征均值之间的距离大于它们标准偏差之和的三倍,则用该表述特征可以将这两类正确区分。其次,能正确区分更多子群的特征应当是更好的分类特征。据此我们找到了确定合适分类特征的标准,也就可以实现分类树的产生。分类树的建立大致分为以下几步:

(1)找出每一表述特征分割目标集的群数:按各类目标表述特征的均值,由小到大排列在特征轴上,用上述的准则找出能正确分割目标集的群数。如图 1 中, m_3 和 m_4 之间距离大于它们的 3 倍标准偏差和,则在 t_1 处可将目标集分成 2 个子群。这样,特征 f 可在门限值 t_1 和 t_2 处将目标群分成 3 个子群。

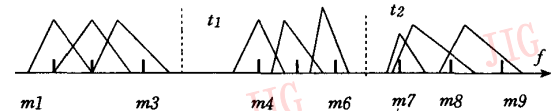


图 1 各目标在单特征轴上的分布

Fig. 1 Feature distribution of each object

(2)找出能将目标集分成群数最多的表述特征,并以此特征将目标集分成多个子群,同时在节点处记下此特征和相应的门限值;

(3)重复第 1 步和第 2 步,直至每个子群为单个目标或不能再分割为止,当子群不能再分时,在节点

处保存该子群。

当目标类数较多或特征数目相对少时,就可能在分类树上出现不可分的节点,现在可采用两条途径来解决,一条是分析不可分子群中各目标的特性,寻找新的表述特征来区分它们,另外一条是考虑到此时该子群中目标的类数较少,可以采用非层次的方法,综合利用目标中的各表述特征来对目标进行分类。当不考虑寻找新特征时,只采用第二条途径,为此我们提出了一种模糊决策的非层次方法*。对于分类树上不可分的节点作如下处理:从待识别目标中提取出它的所有表述特征值,根据这些特征值和各类目标模型中各表述特征的均值和标准偏差来建立该物体归属各目标类的隶属度,最后选择隶属度最大者作为待识别目标的类别所属。待识别目标对单个目标类的隶属度按如下方式建立:先分别用每个特征计算它对各目标类的隶属度 *degree*。

$$degree = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(t-m)^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中, m, σ 为目标表述模型中相应表述特征的均值和标准偏差, t 为该特征值;然后取其最小值作为所求。

为了配合目标表述模型中的层次结构,按上述方法建立目标分类模型时,应优先考虑目标表述模型中的粗层特征,以后依次考虑细层特征,有效地提高识别的速度和准确度。

4 识别系统与实验

依据上面论述的目标识别理论和方法建立了一个面向百类目标的自动识别系统。现在叙述系统的构成以及用它作识别分类的一些实例。

4.1 识别系统

整个系统是采用 C 语言在 DOS 操作系统下开发的,图 2 是整个系统的结构图。

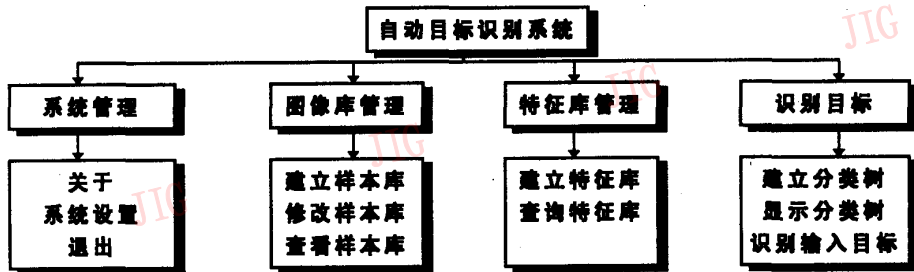


图 2 系统结构图

Fig. 2 Structure graph of system

系统选用了 18 个特征来建立目标的表述模型,它们是周长面积比、7 个不变矩^[1]、主轴投影比、长短轴长度比、空穴数、轮廓上的拐点数、质心离最远拐点的长度与离最近拐点的长度比、质心与拐点的归一化长度的均值、质心与拐点的归一化长度的标准偏差、相邻拐点与质心的最大张角、相邻拐点与质心的最小张角、相邻拐点与质心间张角的标准偏差,依次编号为 f_0, \dots, f_{17} , 根据各特征描述目标的精度和计算的复杂程度,我们人为地将它们分为三层: $f_0 \sim f_9$ 为第一层表述特征; $f_{10} \sim f_{14}$ 为第二层表述特征; $f_{15} \sim f_{17}$ 为第三层表述特征。

4.2 识别分类实验

我们直接将此系统应用到识别取自文献^[2]的 100 类工件(图 3), 以下是它的一些结果。

(1) 单类工件的表述模型: 表 1 给出了 22 号工件的表述模型。

(2) 2 个 40 类工件分类模型和识别结果表; 0~39 号目标的分类模型如图 4, 40~79 号目标的分类模型如图 5, 其识别结果如表 2;

(3) 100 类工件的分类模型和识别结果表; 它的分类模型如图 6, 识别结果如表 3。

* 文贡坚和王润生, 基于模糊决策的快速识别多类目标的方法, 待发表于模式识别和人工智能。

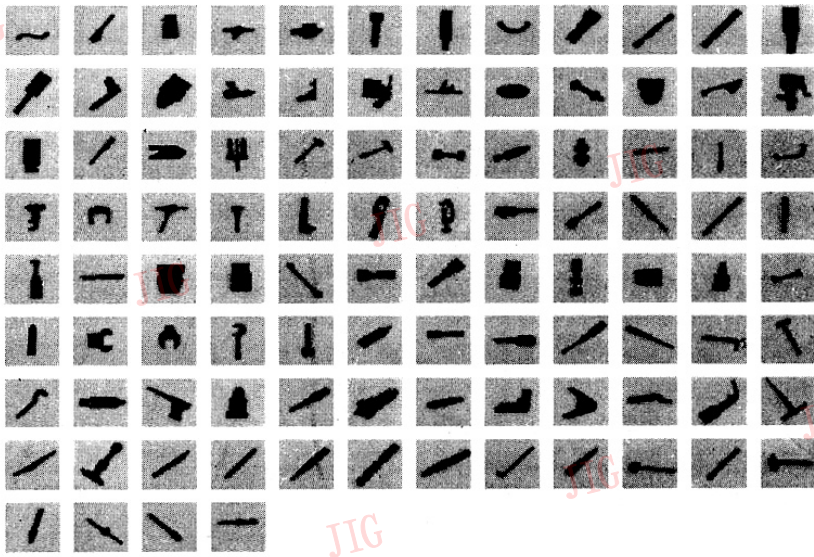


图3 100类工件,依次从左至右,从上至下编号为0~99

Fig. 3 100 workpieces, number is 0~99 from left to right and top to bottom

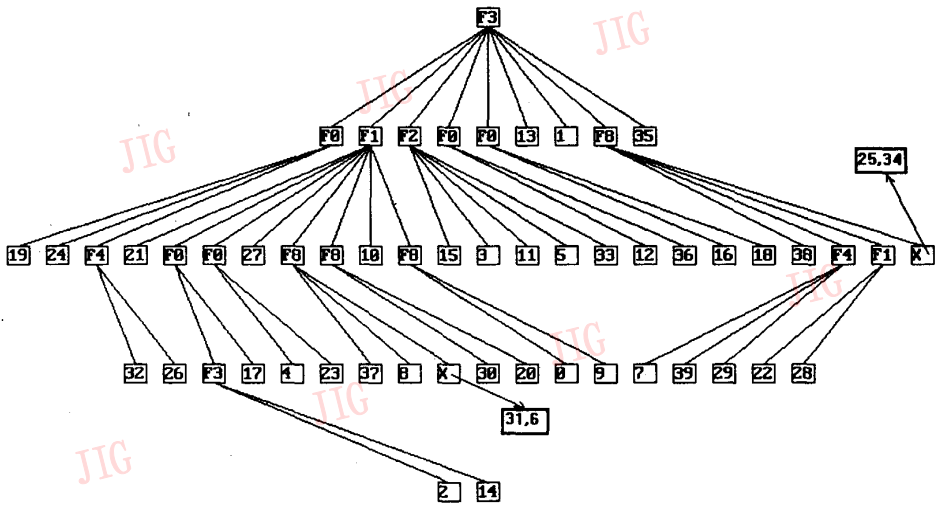


图4 0~39号工件的分类模型

Fig. 4 The classification models for workpieces with number from 0 to 39

表1 22号工件的表述模型

Table 1 The description model of workpiece No. 22

特征号	f_0	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
均值	44.879	24.132	11.827	2.461	0.824	0.012	0.879	0.006	1.260
标准偏差	0.818	0.178	0.787	0.135	0.052	0.009	0.082	0.001	0.020
特征号	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}	f_{14}	f_{15}	f_{16}	f_{17}
均值	1.505	0.000	17.000	5.891	0.605	0.228	61.539	51.832	17.886
标准偏差	0.189	0.000	1.414	0.676	0.012	0.007	8.240	4.012	1.797

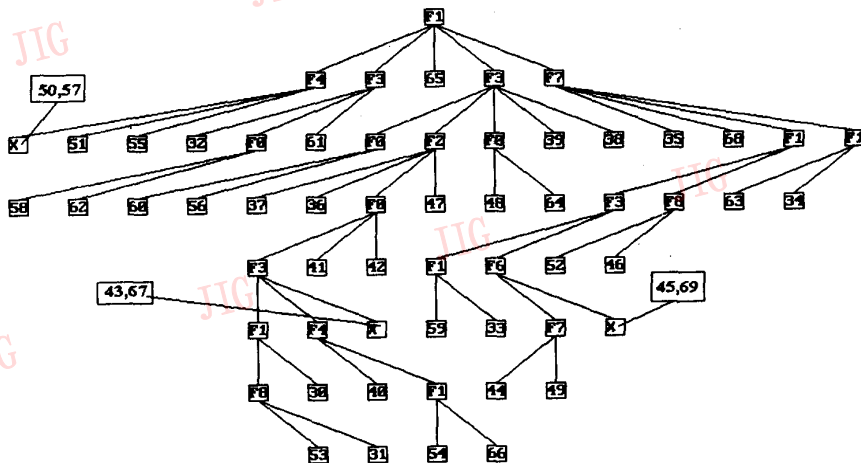


图 5 40~79 号工件的分类模型

Fig. 5 The classification model for workpieces with number from 40 to 79

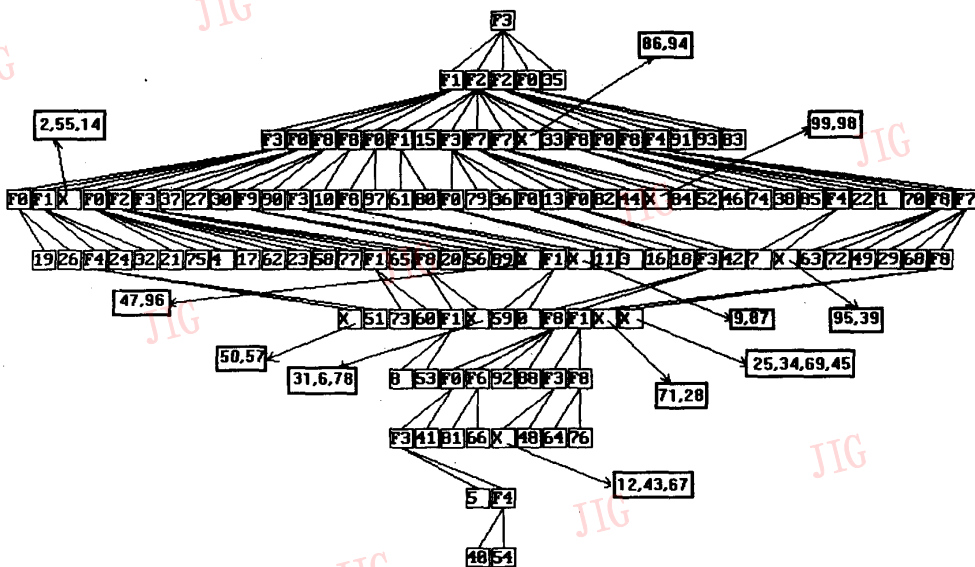


图 6 100 类工件的分类模型

Fig. 6 The classification model for 100 workpieces

表 2 对 40 类工件的识别结果

Table 2 The Recognition results for 40 workpieces

实验次数	目标类别	识别次数	正确次数	错误次数	识别时间(秒)
1	0~39	240	238	2	0.30
2	40~79	240	237	3	0.295

表 3 对 100 类工件的识别结果

Table 3 The recognition results for 100 workpieces

实验次数	目标类别	识别次数	正确次数	错误次数	识别时间(秒)
1	0~99	600	595	5	0.321

5 结 语

本文讨论了融合层次分类和非层次分类技术、面向百类目标的目标识别理论和方法。依此建立的系统可以正确区分中百类目标任意组合的目标,并达到大于 99% 的正确识别率。所提出的理论和方法具有下列明显特点:(1)扩大了特征选择的范围;(2)融合了层次和非层次的方法;(3)自动生成分类模型,扩大了识别分类的应用范围;(4)具有快的处理

速度和高的正确识别率。适当增加特征数目可以将识别多于百类的更多目标,表明本文所提出的理论和方法值得进一步研究与发展。

参 考 文 献

- 1 Hu M K, Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Trans. Inform. Theory, 1962(8):179~187.
- 2 Grosky W I, Mehrotra R. Index-based object recognition in pictorial data management. Computer Vision. Graphics and Image Processing, 1990, (52): 416~436.



王润生,国防科技大学教授,博士生导师,享受政府特殊津贴。主要从事图像分析理解、模式识别、信息融合等方面的研究,著有图像理解一书。



文贡坚,生于 1972 年,分别于 94 年和 97 年在国防科技大学电子工程学院获学士和硕士学位,现为该校 ATR 国家实验室博士研究生。已在核心期刊上发表论文 4 篇和获科工委科技进步二等奖一次,目前研究方向为图象符号化与特征提取和目标识别。

An Automatic Recognition System for A Hundred Classes of Targets

Wang Runsheng, Wen Gongjian

(ATR State-key Lab. National University of Defense Technology Changsha, Hunan 410073)

Abstract A theory and methods for automatically recognizing a hundred classes of targets are presented in this paper. It consists mainly of both description models and classification models of targets. A related system based on it is set up yet, a classification model for arbitrary combination among a hundred classes of targets can be fast generated, and correct recognition rate more than 99% is assured.

Keywords Targets recognition, Description model, Classification model, Automatic target recognition system