

# 基于改进贝叶斯程序学习的物体形状分类

范强, 张善新

江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122

**摘要** 为解决传统物体形状分类方法存在训练时间长以及形状描述不准确的问题, 提出一种基于改进贝叶斯程序学习的图像分类方法。先将物体轮廓进行预处理并分割为长度固定的轮廓片段, 使用形状描述符记录其形状信息, 然后采用高斯混合模型对同一类物体的轮廓片段集训练出轮廓片段库, 最后从测试图像的轮廓上均匀提取 10 个轮廓片段作为测试样本的解析, 使用贝叶斯分类器计算样本解析与每类轮廓片段库中轮廓片段的拟合相似度, 以其相似度值最高的类作为分类结果。在标准数据库 Animal 上的实验结果表明, 本文方法具有较高的分类精度, 同时大幅度缩短了训练时间。

**关键词** 机器视觉; 形状分类; 贝叶斯程序学习; 高斯混合模型; 轮廓片段库; 形状描述符

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.121504

## Object Shape Classification Based on Improved Bayesian Program Learning

Fan Qiang, Zhang Shanxin

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

**Abstract** In order to solve the problem that the traditional methods of object shape classification spend too much training time and the shape is represented inaccurately, an image classification method is proposed based on the improved Bayesian program learning. Firstly, the preprocessed object contours are segmented into fixed-length fragments and the feature information is represented with the shape descriptors. Then, the contour fragments in the same object class are trained into a contour fragment library using the Gaussian mixture model. Finally, the Bayesian classifier is used to calculate the similarity between the ten fragments of the test object and each contour fragment library, and the classification result is the category with the highest similarity value. The experimental results on standard Animal database show that the proposed method has a good classification accuracy, meanwhile, it greatly shortens the training time.

**Key words** machine vision; shape classification; Bayesian program learning; Gaussian mixture model; contour fragment library; shape descriptor

**OCIS codes** 150.0155; 200.3050; 100.2000; 100.4999

## 1 引言

形状是反映物体内在性质的重要载体, 人类可以在没有光照、颜色、纹理的情况下, 仅凭形状即可识别出物体种类, 因此, 形状分类是模式识别和图像处理中的研究热点<sup>[1-7]</sup>。物体形状分类的难点在于由姿态、遮挡等造成的物体形状变化问题。近年来的研究主要致力于寻找一个信息丰富并具有区别能力的形状描述。对物体轮廓的特征分为整体轮廓特征和局部轮廓特征<sup>[2,8]</sup>。使用整体轮廓特征进行形状分类容易因物体角度变化而造成形状轮廓的大范围变化, 从而影响分类精度。Wang 等<sup>[3]</sup>提出对物体的整体轮廓使用固定数目的采样点进行描述, 通过计算各采样点之间的高度距离实现物体形状的分类, 此方法容易受物体姿态及结构变化的影响。Ling 等<sup>[4]</sup>针对物体形状的局部结构形变问题提出了基于轮廓内部距离的方法, 并使用贝叶斯分类器实现物体形状分类, 但其对局部轮廓的形状信息描述不够完整。Felzenszwalb 等<sup>[5]</sup>提出使用形状树

收稿日期: 2017-06-08; 收到修改稿日期: 2017-07-25

作者简介: 范强(1992—), 男, 硕士研究生, 主要从事人工智能与模式识别方面的研究。E-mail: 478581367@qq.com

方法来描述局部轮廓的形状信息,却仍未得到较大改善。Wang 等<sup>[6]</sup>采用轮廓片段包方法,对物体轮廓提取任意大小的轮廓片段,并利用金字塔进行划分,然后使用支持向量机分类器得到了较好的效果,但其分割了大量的轮廓片段,造成训练时间过长。Ramesh 等<sup>[7]</sup>也使用轮廓片段包提取物体形状的不变特征以解决物体因大小、旋转和光线造成的影响,但仍以训练时间和存储空间作代价。另外,Giang 等<sup>[9]</sup>使用随机搜索法随机连接图形两个顶点间的骨架片段作为基础特征并进行形状分类,但未考虑骨架间的真实连接情况。Shen 等<sup>[10-11]</sup>则采用将骨架特征与轮廓特征相结合的方法,提取物体的主骨架并使用主骨架的宽度信息,得到较好的精度,但其训练时间和计算复杂度远大于单独轮廓特征方法。此外 Bicego 等<sup>[12]</sup>将生物信息学的方法应用到形状分类,利用生物序列描述物体轮廓,依据相似性判断形状类别,取得了较好的分类效果。

上述文献在进行形状分类时采集了物体轮廓的大量形状信息,在实现过程中需要较长的训练时间。受启发于 Lake 等<sup>[13]</sup>提出的贝叶斯程序学习方法在字符图像识别中的应用,本文提出一种改进贝叶斯程序学习的物体形状分类方法。使用离散轮廓演化(DCE)算法<sup>[14]</sup>得到物体轮廓的几何顶点,依据几何顶点个数将轮廓分割为轮廓片段并利用形状描述符记录形状信息,将轮廓片段作为物体的形状解析,然后将每一类训练样本提取到的轮廓片段进行集合,使用高斯混合模型(GMM)<sup>[13]</sup>进行聚类得到轮廓片段库,以此作为每类物体的形状解析库。分类过程即使用各形状解析库重构测试样本,从测试图像的轮廓上均匀提取 10 个轮廓片段作为测试样本解析,最后通过贝叶斯分类器计算每一类物体的形状解析库与测试样本提取的样本解析的拟合相似度,以其相似度值最高的类作为分类结果。实验证明,本文方法在提高原有方法精度的同时,大幅度缩减了训练时间。

## 2 贝叶斯程序学习

贝叶斯程序学习是模仿人类感知学习过程而构造的一个基于概率的贝叶斯程序框架。其使用训练的特征库去模仿测试样本,生成相对应的样本解析,然后通过计算测试样本与每类样本解析的相似度实现分类,具体流程如下所述。

步骤 1:训练一个样本特征的基元库,将从样本中提取出的所有特征使用 GMM 将其聚类为特征基元库,所提取的特征需要具有通过组合构成原样本的能力。

步骤 2:得到每一类的样本解析 $\{\psi, \theta\}$ ,对每类样本使用特征基元库中的特征模仿出样本结构得到类变量 $\psi$ ,再计算出类变量 $\psi$ 与原图像的差异即符号变量 $\theta$ 得到解析。

步骤 3:使用贝叶斯规则将得到的样本解析学习生成测试样本,分别计算出训练样本 $I_E$ 与待测样本 $I_T$ 的 5 个最优解析,然后计算它们的最大似然值 $\arg\max_E \lg P(I_T | I_E)$ ,其中:

$$\lg P(I_T | I_E) \approx \lg \int P(I_T | \theta_T) P(\theta_T | \psi) Q(\theta_E, \psi, I_E) d\psi d\theta_E d\theta_T, \quad (1)$$

式中 Q 为先验概率分布。

因为形状分类中,物体因姿态、遮挡问题而形变较大,所以改进的贝叶斯程序学习方法将步骤 1 与步骤 2 合并为对每类物体生成一个轮廓片段库即类解析库。对于重构测试样本,从测试样本上均匀提取 10 个轮廓片段作为样本解析,并计算每个类解析库中的轮廓片段与样本解析的相似度。

## 3 算法流程

将贝叶斯程序学习算法应用于物体形状分类中,选择长度固定的轮廓片段作为基础特征,并且在拟合测试样本时,使用轮廓片段库进行拟合。如图 1 所示,流程可以分为:1) 提取可以组合成原图像的物体特征即轮廓片段;2) 使用 GMM 训练每一类物体的轮廓片段得到轮廓片段库即类解析库;3) 使用贝叶斯规则计算每类轮廓片段库与测试样本的样本解析的相似度。

### 3.1 轮廓片段

物体的轮廓片段在先前的研究<sup>[1,5-10,15-16]</sup>中广泛应用于形状分类之中,可以描述出物体的形状信息,并且具有重构物体轮廓的能力,因此,选择轮廓片段作为贝叶斯程序学习分类的基本特征。对于物体图像 D,首先使用空间金字塔匹配(SPM)算法<sup>[11]</sup>将其规范化,去除旋转变化的影响,然后使用主成分分析(PCA)方

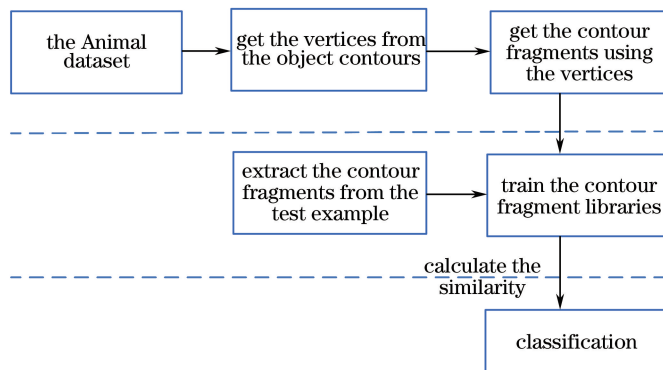


图1 算法流程框图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

法<sup>[11]</sup>计算每个形状主轴的角度,将物体在图像中最大化水平放置。对原始物体图像预处理之后,物体轮廓的提取有许多经典方法,如根据密度分割或根据曲率分割,采用比较稳定的 DCE 曲率分割算法<sup>[14]</sup> 寻找到物体轮廓上的几何顶点,如图 2 所示。

使用  $u = \{u_1, \dots, u_M\}$  表示物体的几何顶点,其中  $M$  表示几何顶点的个数。最后以连续  $M/3$  个顶点所在的轮廓片段作为物体的轮廓片段单元并用形状描述符记录其形状信息。对于一个物体轮廓,使用  $C(S)$  表示它的轮廓片段集,  $c_{ij}$  为其中一个轮廓片段,表示从几何顶点  $u_i$  顺时针到几何顶点  $u_j$  间的轮廓,其中  $|j-i|=M/3$ ,则:

$$C(S) = \left\{ c_{ij} = (u_i, u_j), |j-i| = \frac{M}{3}, i, j \in [1, \dots, M] \right\}. \quad (2)$$

对于一个轮廓片段  $c_{ij}$ ,使用形状描述符  $x_{ij} \in \mathbf{R}^{d \times 1}$  描述轮廓片段的形状信息,如图 3 所示,5 个圆是表示 5 个参考点的形状信息。其中  $d$  表示轮廓片段  $c_{ij}$  的特征向量维度。 $x_{ij}$  的计算过程为:1) 在轮廓片段  $c_{ij}$  上均匀设置 5 个参考点  $k \in \{1, \dots, 5\}$ ; 2) 计算轮廓片段基于每个参考点的形状内容直方图  $h_{ik}$ ; 3) 形状描述符便是 5 个形状内容直方图的集合  $x_{ij} = \{h_{ik}, k \in \{1, \dots, 5\}\}$ 。每个形状直方图  $h_{ik}$  的维度是 60(10 个表示角度信息,6 个表示半径信息),因此,每个轮廓片段的维度  $d$  都是 300。

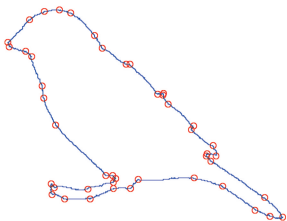


图2 物体轮廓及几何顶点图

Fig. 2 Object contour and geometric vertexes

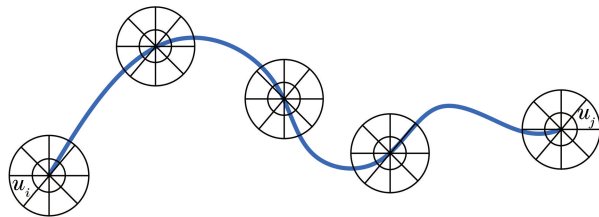


图3 轮廓片段的形状描述符

Fig. 3 Shape of the contour fragment

### 3.2 生成类解析库

类解析库(即轮廓片段库)是改进贝叶斯程序学习理论关键的一步。考虑同一类物体形状会随着物体的姿态、角度及动作而发生较大变化,故对每一类物体训练一个轮廓片段库,在拟合测试样本时使用每类轮廓片段库中的轮廓片段分别进行拟合。

使用 GMM 算法对每一类物体图像训练出它们的轮廓片段  $P_B, B \in \{1, \dots, 20\}$ 。图 4 为从鸟上提取的部分轮廓片段,从每个顶点上均可提取一个轮廓片段,因此从一张图片上可以提取  $M$  个轮廓片段,与文献[6]中提取任意两几何顶点间的轮廓片段相比,减少了大量训练时间。GMM 聚类算法首先计算样本的概率密度函数:

$$N(x | u, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\Sigma|} \exp \left[ -\frac{1}{2} (x - u)^T \Sigma^{-1} (x - u) \right], \quad (3)$$

然后,据此得到样本属于各类的概率:

$$P(x) = \sum_{n=1}^n \pi_n N(x | u_n, \Sigma_n), \quad (4)$$

式中  $u$ 、 $\Sigma$  分别表示模型期望和模型方差,  $\pi$  表示高斯权重。

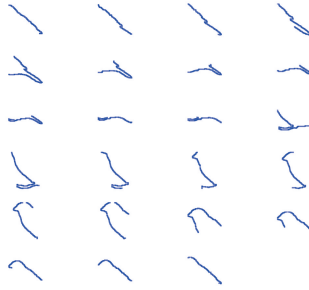


图4 鸟的部分轮廓片段

Fig. 4 Parts of the contour fragments from a bird

因为每类物体形状的复杂度不同, 所以将不同类的物体设置为不同数量的高斯聚类核, 从而得到轮廓片段库, 为之后的贝叶斯分类器提供轮廓片段的先验概率。

### 3.3 贝叶斯分类器进行形状分类

GMM 算法的最后一个步骤为: 使用每个轮廓片段库去拟合测试样本, 为简化拟合过程, 从测试样本的轮廓中均匀提取 10 个轮廓片段作为样本解析, 直接计算各轮廓片段库与此样本解析的相似度。对于一个测试样本  $I_T$ , 使用贝叶斯分类器计算其属于类别  $B$  的可能性  $P(P_B | I_T)$ , 假设类别  $B$  中的图像服从均匀分布, 根据贝叶斯公式中最大后验概率等价于最大似然概率, 则有:

$$P(P_B | I_T) = P(I_T | P_B). \quad (5)$$

对于一个测试样本  $I_T$ , 均匀地从物体轮廓上选择 10 个几何顶点并以每个位置为起始点提取轮廓片段  $C_1, \dots, C_{10}$ , 用此作为组成  $I_T$  的轮廓片段集。然后使用最大似然对数估计法计算每个轮廓片段属于某一类物体的概率  $\arg\max_E \lg P(I_T | P_B)$ , 假设每个轮廓片段相互独立, 则有:

$$\lg P(I_T | P_B) \approx \lg \prod_{i=1}^{10} P(S_i | P_B) = \sum_{i=1}^{10} \lg P(S_i | P_B). \quad (6)$$

因此, 利用每一类物体的轮廓片段库对测试样本  $I_T$  计算出一个最大似然值, 最后以最大似然值最高的物体类作为测试样本的分类结果。

## 4 实验与结果分析

仿真实验基于 MATLAB 2014a 平台, 计算机的硬件配置为: Intel Core i5-4200M CPU 2.5 GHz、16 GB RAM。贝叶斯分类器分类由文献[13]提供。

### 4.1 Animal 数据库

Animal 数据库<sup>[2]</sup>使用 2000 张图片描述 20 类动物, 包括马、兔、猴等, 每一类有 100 张动物图片。如图 5 所示, 每一类物体随机选择 4 张样本, 这个库在经典形状库中识别精度最低, 因为库中同一类动物图片具有较大的形状变化, 如姿态变化、部分缺失、角度变化等。本文使用此库作为与其他分类方法比较的标准库。

### 4.2 实验结果分析

实验参数主要有 GMM 聚类中心数、轮廓片段  $c_{ij}$  的长度以及测试图像中采集的轮廓片段数。每类物体的 GMM 聚类中心数的设置如表 1 所示, 根据每类物体图像的形态变化复杂度以及多次实验结果表明, 蝴蝶和乌龟的聚类中心数最少, 因为它们类内物体的形态变化少而且自身轮廓简单。鱼的聚类中心数最高是因为鱼类彼此之间的形态差异巨大, 获得的轮廓片段复杂。此时, 训练出来的轮廓片段库对于类内物体具有较强的表达能力, 对于其他物体也有很高的区别度。

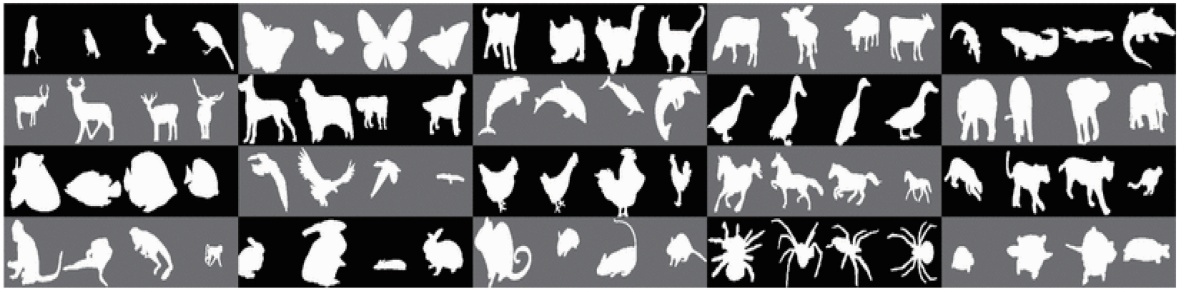


图5 Animal库样本图

Fig. 5 Examples of Animal data set

表1 Animal库中物体的GMM聚类核个数

Table 1 GMM kernel number for each class in Animal data set

Class	Bird	Butterfly	Cat	Cow	Crocodile	Deer	Dog	Dolphin	Duck	Elephant
GMM kernel number	350	250	350	350	350	350	350	350	350	350
Class	Fish	Fly-bird	Hen	Horse	Leopard	Monkey	Rabbit	Rat	Spider	Tortoise
GMM kernel number	400	350	350	300	350	300	300	350	300	250

提取物体轮廓时的参数均与轮廓片段库方法<sup>[6]</sup>一致,测试样本轮廓片段的个数是描述测试样本轮廓的详细度,设置轮廓片段长度为 $1/3$ 几何顶点所在的轮廓片段,调整测试样本轮廓片段个数在 $5\sim 15$ 之间变化,得到的分类结果如图6(a)所示,轮廓片段个数达到9个之后其分类精度逐渐趋于平缓,综合分类精度和运算时间,最终选择轮廓片段数为10个。轮廓片段 $c_{ij}$ 的长度与物体轮廓的形状信息紧密相关,过大则描述不出轮廓细节,过小则难以描述出物体的轮廓特性。在确定轮廓片段长度之时,设定测试图像的轮廓片段数为10,将轮廓片段长度在包含几何顶点个数的 $0.2\sim 0.5$ 倍之间变化,得到的结果如图6(b)所示,轮廓片段的长度选择对分类精度的影响比较大,选择几何顶点倍数小于0.3的轮廓片段时,其精度呈递增趋势,选择的几何顶点倍数大于0.4时,其精度又呈下滑趋势。总结以上规律,选择 $1/3$ 几何顶点的轮廓片段作为单位轮廓片段时得到的最优精度达到83.8%,高于对比文献<sup>[6]</sup>和文献<sup>[12]</sup>。因此本文方法相比之前文献中的方法,在训练时间以及分类精度上均有改善。

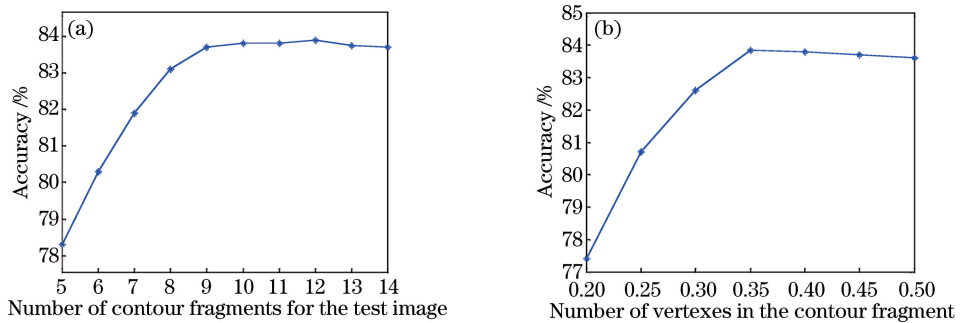


图6 (a)测试样本轮廓片段数结果图;(b)测试样本轮廓片段长度结果图

Fig. 6 (a) Result of the contour fragments number for the test sample; (b) result of the contour fragments length of test sample

如表2所示,使用5次5折交叉验证得到平均实验结果为83.8%,明显高于传统文献<sup>[4-5]</sup>的基于轮廓和骨架的分类方法。本文方法的结果比文献<sup>[6]</sup>的结果高0.4%,并远高于其他传统算法。文献<sup>[6]</sup>将局部约束线性编码(LLC)与空间金字塔方法相结合,生成一个高维、稀疏的向量,但容易因物体的姿态变化而导致图像表达不够精确。以长度固定的轮廓片段描述符作为图像解析,利用GMM对每一类物体生成一个类解析库,通过计算与测试样本解析的拟合程度得到分类结果,避免了姿态变化的影响。在提高精度的同时,通过固定轮廓片段长度来降低特征提取的时间复杂度 $[O(n)]$ ,并缩短模型训练时间至2.5 h左右,因本文方法测试时需对每个轮廓片段库进行加载及比较,因此单样本的测试时间最长约为15 s;而文献<sup>[6]</sup>方法中提取

任意长度轮廓片段的时间复杂度为  $O(n^2)$ , 模型训练时间大约为 9.5 h, 并且需对测试样本提取大量特征并编码, 单样本的测试时间约为 9 s; 其他分类方法如内部距离形状信息 (IDSC) 算法<sup>[5]</sup> 及轮廓骨架结合算法 (ICS) 算法<sup>[4]</sup> 通过分割形状得到轮廓片段, 时间复杂度为  $O(n)$ , 模型训练时间最短约为 130 min, 测试时间为 5 s, 但其受物体的姿态及角度等影响较大, 并未取得较好的分类效果。不同方法对每类动物的详细精度分析如表 3 所示, 各类动物分类的最低精度为 64.8%, 本文方法与 ICS 算法、轮廓特征词包模型 (BCF) 算法相比, 最低识别精度提高了 6.4%。另外, 飞鸟、豹和猴是所有类中分类精度较低的几种, 本文方法在精度上明显高于其他方法, 主要是因为这几类动物姿态变化较大, 传统随机分割轮廓片段的方法容易因较长或较短的轮廓片段而影响图像特性表达。

表 2 各方法在 Animal 数据库中的实验结果

Table 2 Experimental results of each method in Animal data set

Method	Classification accuracy / %
IDSC	73.6
Contour segments <sup>[4]</sup>	71.7
Skeleton paths <sup>[4]</sup>	67.9
ICS	78.4
BCF	83.4
Proposed	83.8

表 3 各方法的详细准确率

Table 3 Detailed accuracy of each method

Method	Bird	Butterfly	Cat	Cow	Crocodile	Deer	Dog	Dolphin	Duck	Elephant	%
ICS	76	93	48	80	66	79	75	89	89	97	
BCF	87.6	92.2	73.8	77.4	76.8	90.4	82.6	89	87	95.2	
Proposed	82	93.4	71.7	85	77.5	87.5	86.5	83.8	83.9	91.5	
Method	Fish	Fly-bird	Hen	Horse	Leopard	Monkey	Rabbit	Rat	Spider	Tortoise	%
ICS	74	65	94	97	65	33	87	84	100	90	
BCF	79.8	72	94.2	95.4	66.4	58.4	85.8	70.6	99.2	93.6	
Proposed	73.9	81.2	94.6	95.3	76	64.8	84.7	72.5	98	93.2	

## 5 结 论

根据贝叶斯程序学习理论设计了一种新的物体形状分类方法, 该方法融合了贝叶斯程序学习方法理论与传统形状分类所使用的形状特征。选择轮廓片段作为形状特征即能满足贝叶斯程序学习中的重构图像的能力, 又可以描述出物体的形状信息。另外, 与传统随机分割轮廓片段的方法相比, 使用物体 1/3 的几何顶点所在的轮廓片段作为形状解析, 可以大幅度降低训练时间。但作为一个新提出的方法, 仍有许多待改进的地方, 比如其特征可以在轮廓片段的基础上添加轮廓间的结构信息。另外, 物体形状分类适用于简单场景, 在复杂场景中需要先获取到较好的物体轮廓信息, 才能通过物体形状分类得到较好的分类结果。

## 参 考 文 献

- [1] Shen W, Wang X G, Yao C, *et al.* Shape recognition by combining contour and skeleton into a mid-level representation [C]. Chinese Conference on Pattern Recognition, 2014: 391-400.
- [2] Bai X, Liu W Y, Tu Z W. Integrating contour and skeleton for shape classification[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2009: 360-367.
- [3] Wang J W, Bai X, You X G, *et al.* Shape matching and classification using height functions[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(2): 134-143.
- [4] Ling H B, Jacobs D W. Shape classification using the inner-distance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 286-299.
- [5] Felzenszwalb P F, Schwartz J D. Hierarchical matching of deformable shapes [C]. IEEE Conference on Computer

- Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [6] Wang X G, Feng B, Bai X, *et al.* Bag of contour fragments for robust shape classification[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(6): 2116-2125.
- [7] Ramesh B, Xiang C, Lee T H. Shape classification using invariant features and contextual information in the bag-of-words model[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(3): 894-906.
- [8] Yang Xiaojun, Yang Xingwei, Zeng Luan, *et al.* Shape classification using contour critical point sets[J]. Journal of Nanjing University (Natural science), 2010, 46(1): 47-55.  
杨小军, 杨兴伟, 曾峦, 等. 基于轮廓关键点集的形状分类[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2010, 46(1): 47-55.
- [9] Giang N T, Tao N Q, Dung N D, *et al.* Skeleton based shape matching using reweighted random walks[C]. 9th International Conference on Information, Communications & Signal Processing, 2013: 1-5.
- [10] Shen W, Bai X, Yang X W, *et al.* Skeleton pruning as trade-off between skeleton simplicity and reconstruction error [J]. Science China Information Sciences, 2013, 56(4): 1-14.
- [11] Shen W, Jiang Y, Gao W J, *et al.* Shape recognition by bag of skeleton-associated contour parts [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 83(P3): 321-329.
- [12] Bicego M, Lovato P. A bioinformatics approach to 2D shape classification [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2016, 145(C): 59-69.
- [13] Lake B M, Salakhutdinov R, Tenenbaum J B. Human-level concept learning through probabilistic program induction [J]. Science, 2015, 350(6266): 1332-1338.
- [14] Guo Pengyu, Su Ang, Zhang Hongliang, *et al.* Online mixed of random naive Bayes tracker combined texture with shape features[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(3): 0315002.  
郭鹏宇, 苏昂, 张红良, 等. 结合纹理和形状特征的在线混合随机朴素贝叶斯视觉跟踪器[J]. 光学学报, 2015, 35(3): 0315002.
- [15] Sun Tao, Wang Canjin, Wang Rui, *et al.* Contour bag of features applied in laser active lighting recognition system[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0109002.  
孙涛, 王灿进, 王锐, 等. 轮廓特征包在激光主动照明识别系统中的应用[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0109002.
- [16] Li Chengfei, Chen Xinhua. Vehicle type recognition based on combining local binary pattern and Hu matrix feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101503.  
李澄非, 陈新华. 融合局部二值模式和 Hu 矩特征的车辆识别[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101503.