

基于 kAS 特征的目标识别新方法

邝建辉, 孙季丰

(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641)

摘 要: 提出一种复杂背景下目标识别的新方法, 利用 Canny 算子和多边形分别提取轮廓和逼近轮廓曲线, 计算 k 邻接轮廓线段组(kAS)特征, 利用 ISODATA 聚类算法得到 kAS 码书。提取特征时采用分块加权的 kAS 直方图, 识别过程中采用支持向量机进行训练和分类。实验结果表明, 该方法在复杂场景下可以获得较高的识别率, 具有平移和尺度不变性等特点。

关键词: 目标识别; kAS 特征; kAS 码书; 直方图; 支持向量机

Target Recognition Method Based on kAS Feature

KUANG Jian-hui, SUN Ji-feng

(School of Electronic and Information, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

【Abstract】A method for target recognition in cluttered images is presented. The Canny operator and polygon are used to calculate and approximate the contour curve, the k Adjacent Segments(kAS) feature is calculated, and the kAS codebook is obtained by using ISODATA clustering algorithm. Block-weighted kAS histogram is used in feature extraction, Support Vector Machine(SVM) is applied to the training process and the classification process. Experimental results show that this method can get higher recognition rate, with the property of translation and scaling invariance.

【Key words】 target recognition; k Adjacent Segment(kAS) feature; kAS codebook, histogram; Support Vector Machine(SVM)

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.064

1 概述

二维图像中的对象因形状、颜色和纹理的不同而成为不同的对象类别。其中, 物体的形状虽然不包含亮度、纹理等信息, 但刻画了物体的轮廓特征, 确定了物体的边界, 因此, 有效分析物体的形状是准确识别物体的重要条件。

文献[1]认为边缘是表征图像的重要特征, 利用多阈值提取图像边缘映射, 计算模糊紧密性特征, 用于基于内容的图像检索能取得较好的效果, 但对于边界轮廓具有较多转角细节的图像, 该方法识别准确性降低。文献[2]的对象检测算法使用局部轮廓片段的方向特征和增强学习方法训练检测器, 得到较好的识别性能, 并对遮挡等具有鲁棒性, 不足之处是其检测器的学习是针对特殊对象尺度的。文献[3]使用 k 邻接轮廓线段组(k Adjacent Segments, kAS)为特征进行对象识别, 取得了优越的成果。本文与 Ferrari 方法不同, 在预处理阶段采用多边形线段逼近轮廓曲线, 同时在匹配过程中采用分块 kAS 直方图的方法和滑动窗口方式, 进一步提高识别率。

2 k 邻接轮廓线段组

基于形状的目标识别系统通常包含多个组成部分, 通过各部分之间的作用达到识别目的。图 1 给出了本文研究的一个识别系统框架。

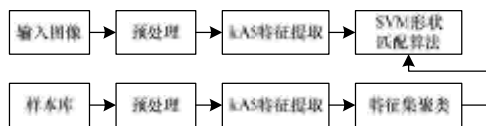


图 1 基于 kAS 特征的目标识别系统框架

2.1 预处理

在计算机视觉和模式识别中, 形状是对目标范围的二值图像表示, 可以看成是目标的轮廓。为了节省存储空间、方便特征计算, 需要对形状做进一步的表示。采用多边形逼近

轮廓的方法, 不仅简化了轮廓表示, 而且使 kAS 特征更具鲁棒性。具体步骤如下:

(1)利用 Canny 算子提取目标轮廓。

(2)求轮廓线的曲率差分, 并通过指定适当的阈值将边界轮廓线拆分成若干个弧段。

(3)每个弧段用连接它的 2 个端点的直线段来近似, 如图 2 所示。

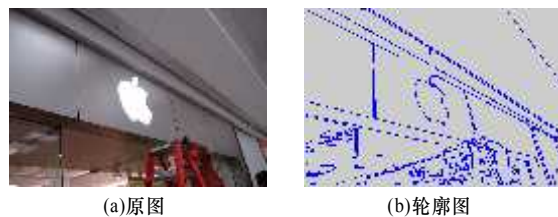


图 2 原图及其轮廓图

2.2 kAS 特征提取

在 CSN 网^[4]中, 如果 k 条线段是按序连接的, 即第 i 条线段与第(i+1)条线段连接(i ∈ (1, k-1)), 则称这 k 条线段组成一个 k 邻接轮廓线段组, k 为其度。随着 k 的增长, kAS 能够描述越来越复杂的局部形状结构。例如, L 形和 T 形的 k 为 2, C 形、Y 形、F 形和 Z 形的 k 为 3。

为了描述不同的 kAS, 需要将其数字化。首先计算当前 kAS 所包含的各线段中点的质心, k 条线段按其距离质心由近到远排序为(s₁, s₂, ..., s_k), 则 kAS 描述符如下:

$$\left(\frac{r_2^x}{N_d}, \frac{r_2^y}{N_d}, \frac{r_3^x}{N_d}, \frac{r_3^y}{N_d}, L, \frac{r_k^x}{N_d}, \frac{r_k^y}{N_d}, \theta_1, \theta_2, L, \theta_k, \frac{l_1}{N_d}, \frac{l_2}{N_d}, L, \frac{l_k}{N_d} \right)$$

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目(9151064101000037)

作者简介: 邝建辉(1987—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像与视频处理; 孙季丰, 教授、博士生导师

收稿日期: 2010-12-24 **E-mail:** k.jh@foxmail.com

其中, $r_i=(r_i^x, r_i^y)$ 是从 s_1 中点到 s_i 中点的矢量; θ_i 、 l_i 分别是 s_i 的方向和长度; N_d 为该 kAS 中距离最大的 2 个中点的距离, 起归一化作用, 使 kAS 及其描述符具有尺度不变性。

下式定义了 2 个 kAS 之间的不相似性 $D(a, b)$:

$$D(a, b) = w_r \sum_{i=2}^k \|r_i^a - r_i^b\| + w_\theta \sum_{i=1}^k D_\theta(\theta_i^a, \theta_i^b) + \sum_{i=1}^k |\ln(l_i^a - l_i^b)|$$

其中, $D_\theta \in [0, \pi/2]$ 测量线段方向的差别; w_r 、 w_θ 为权值, 在实验中取 $w_r=4$, $w_\theta=2$ 。

2.3 特征集聚类

在使用 kAS 特征识别对象前需要将其聚类, 分别代表不同的形状类型。使用聚类后的码书避免了精确比较训练集和测试集上的 kAS 特征, 而且在后续识别中降低了 kAS 直方图的维数。本文使用 ISODATA 软聚类算法, 它在 k-均值聚类的基础上增加“合并”和“分裂”2 个操作, 使算法具有自动调节最优类别数 k 的能力。图 3 是实验中构造的 3AS 码书中使用频率最高的特征类型。



图 3 实验中出现最多的 30 个 3AS 码书

2.4 支持向量机形状匹配算法

基于 kAS 特征的形状匹配算法包括训练和识别 2 个部分。它显然可以简单地用 kAS 直方图识别, 即通过计算目标区域内各类 kAS 特征的个数来识别。全局的 kAS 直方图虽然具有计算简单、对平移不敏感等优点, 但无法捕捉轮廓之间的空间关系, 降低了识别率。因此, 本文研究了基于几何划分子块的方法^[5], 该方法的主要思想是提取目标区域的局部 kAS 特征, 并采用子块的特征组合描述目标区域。这里取划分区域数为 9, 则组合特征为:

$$H = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 w_{i,j} H_{i,j}$$

其中, $H_{i,j}$ 为目标区域中第 i 行第 j 列子块的 kAS 直方图; $w_{i,j}$ 为其权值, 并且认为目标的外轮廓在识别时相比内轮廓提供更多的信息, 因此, $w_{i,j}$ 的取值如图 4 所示。

2	2	2
2	1	2
2	2	2

图 4 权值分配

2.4.1 训练

在训练集图像上, 采用滑动窗口的方式, 同时窗口按一定的步长增大, 计算窗口的组合特征作为训练样本。为了使匹配算法对部分遮挡的目标有效, 当窗口覆盖的区域含有目标 70% 以上的信息时, 将得到的样本标记为正样本, 其余标记为负样本。这样得到的样本集存在一个问题, 即负样本的数目远多于正样本的数目, 而不平衡的样本集必然导致分类的正确率大大降低。折中的做法是随机选择一部分负样本, 加上全部的正样本作为训练集。由于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势, 因此将得到的样本集送入 SVM 线性分类器进行训练。

2.4.2 识别过程

识别过程中窗口的移动和增大都是以块为单位进行的,

块的大小决定了识别的精度和速度。具体步骤如下:

(1) 将待识别的图像分成 $M \times N$ 个子块, 如图 5(a) 所示。 M 、 N 满足 $\frac{I_h/M}{I_w/N} = T$, 其中, I_w 、 I_h 分别是图像的宽和高; T 为

训练集中目标对象的平均长宽比。

(2) 初始化一个 $M \times N$ 矩阵 H 用于保存识别结果; 初始化滑动窗口, 其大小为一个子块的大小。

(3) 在图像上依次移动窗口, 计算窗口的组合特征并送入已训练好的 SVM 分类器。

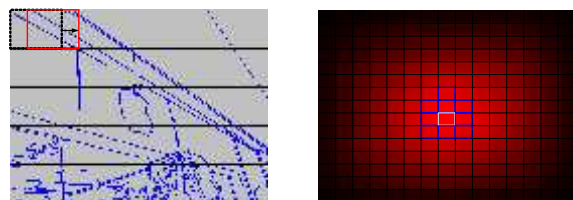
(4) 若识别的结果为正样本, 则 $H(i, j) = H(i, j) + 1$, i 、 j 为此时窗口中内子块的坐标。

(5) 当窗口遍历了整个图像时, 增大窗口, 重复步骤(3)和步骤(4), 直到窗口覆盖整个图像时终止。

(6) 求 H 中的最大值, 当其值小于一定阈值时, 认为待识别图像中不含目标对象; 否则, 其坐标代表的子块为目标对象的中心部分, 如图 5(b) 中的白色框即为 Apple logo 的中心。

(7) 在中心子块附近寻找这样一类子块, 如果其在 H 中的值与 H 中最大值的差值小于阈值 t (实验中 t 的取值为 5), 则认为该子块为目标对象的一部分, 如图 5(b) 中的深色框即为满足要求的子块。

至此, 整个识别算法结束。



(a) 滑动窗口

(b) H 矩阵(颜色越深值越大)

图 5 识别过程及结果

3 实验结果

首先在 ALOI 中选择 30 个形状相似的类, 如图 6 所示, 其中, 每个类 12 幅图像, 每幅图像中物体所受的光照方向不同。分别采用全局 kAS 直方图和分块加权 kAS 直方图的方法 (k 取 3), 识别结果如图 7 所示。由图知, 识别的正确率随着训练集的增大而不断提高, 引入分块加权思想后, 考虑了 kAS 特征在图像中分布的空间信息, 因此, 识别正确率更高。



图 6 ALOI 中的 30 个类

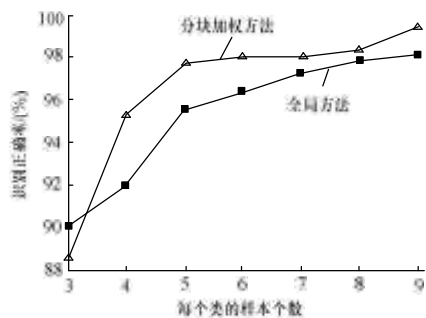


图 7 不同 kAS 直方图方法的识别率

边界线段的形状可以通过简单的统计矩进行定量的描述, 如 Hu 不变矩特征; 傅里叶描述子能够反映边界的大致本质, 对比实验中采用了文献[6]中带亮度信息的傅里叶描绘

子。下面在 COIL-100 中任意选择 10 个类, 分别采用 Hu 不变矩、带亮度信息的傅里叶描述子以及本文的方法进行仿真, 结果如图 8 所示。Hu 不变矩对旋转的图像识别较差; 傅里叶描述子对几何变化不敏感, 但这些参数的变化可能关系到描述子的简单变换, 例如旋转变换通过乘以常数项 $e^{ij\theta}$ 对所有系数产生相同的影响。

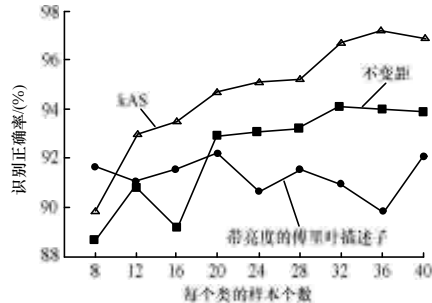


图 8 不同方法的识别率

如 2.4.2 节所述, 识别的精度和速度主要取决于分块的大小。分块越大, 越容易导致预测边界盒和真实边界盒的重叠度降低, 识别精度就越低; 反之, 识别精度越高。但由于需要识别的窗口数目呈几何级增长, 因此识别的速度下降。表 1 为图 2 在不同分块下的实验结果。

表 1 图 2 在不同分块下的实验结果

分块大小/像素	识别时间/s	重叠度/(%)
19×19	11.24	70.1
17×17	8.50	65.1
15×15	5.82	64.6
13×13	3.75	60.2
11×11	2.29	57.4

参考文献

- [1] Banerjee M, Kundu M K. Edge-based Features for Content-based Image Retrieval[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(11): 2649-2661.
- [2] Shotton J, Blake A, Cipolla R. Contour-based Learning for Object Detection[C]//Proc. of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China: IEEE Press, 2005: 503-510.
- [3] Ferrari V, Fevrier L, Jurie F, et al. Groups of Adjacent Contour Segments for Object Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 30(1): 36-51.
- [4] Ferrari V, Tuytelaars T, van Gool L. Object Detection by Contour Segment Networks[C]//Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: [s. n.], 2006.
- [5] 曹 健, 王武军, 韩 飞, 等. 基于局部特征的目标识别技术研究[J]. 计算机工程, 2010, 36(10): 203-205.
- [6] Zhang Gang, Tong Qiang, He Ying, et al. Shape Feature Extraction Using Fourier Descriptors with Brightness in Content-based Medical Image Retrieval[C]//Proc. of Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. [S. l.]: IEEE Press, 2008: 71-74.

编辑 张正兴

(上接第 191 页)

粒(合并结果粒)来集成它们的实例和关系的过程。

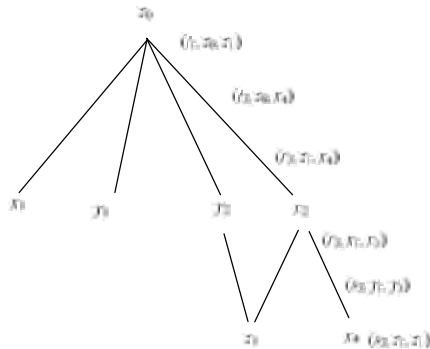


图 5 合并结果粒

5 结束语

本文利用范畴论的外推实现粒合并的形式化方法只是初步探索, 仍需要进一步检验其有效性。但这一研究不仅能够较好地较将较小粒层(细粒层)转换到较大粒层(粗粒层), 而且影响了智能系统的设计、开发与控制工作, 具有较高的理论和实际意义。此外, 关于范畴论在粒系统集成、粒演化、粒排列, 尤其是粒推理等应用方面还有许多工作尚待解决, 这是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] Zadeh L A. Some Reflections on Soft Computing, Granular Computing and Their Roles in the Conception, Design and Utilization of Information Intelligent Systems[J]. Soft Computing, 1998, (2): 23-25.
- [2] Lin T Y. Granular Computing I: The Concept of Granulation and Its Formal Model[J]. International Journal of Granular Computing, Rough Sets and Intelligent Systems, 2009, 1(1): 21-42.
- [3] 李 鸿. 粒集及其描述[J]. 宿州学院学报, 2006, 21(1): 90-93.
- [4] 李 鸿. 粒集理论: 粒计算的新模型[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2007, 19(4): 397-404.
- [5] Li Hong. Concept Granular System and Granular Concept Lattice[C]//Proc. of ICYCS'08. Los Alamitos, California, USA: IEEE Computer Society, 2008: 1860-1865.
- [6] Li Hong. Granule, Granular Set and Granular System[C]//Proc. of IEEE GrC'09. Los Alamitos, California, USA: IEEE Computer Society, 2009: 340-345.
- [7] 杨先娣, 何 宁, 吴黎兵. 基于范畴论的集成描述[J]. 计算机工程, 2009, 35(6): 76-78.
- [8] 贺 伟. 范畴论[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

编辑 金胡考