

基于特征完整描述的部分遮挡目标识别算法

史思琦, 石光明, 齐 飞

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要: 有效的轮廓分段对于准确识别遮挡目标是十分重要的。针对现有识别算法存在轮廓划分不合理的问题, 提出了基于特征完整描述的部分遮挡目标识别算法。首先利用局部轮廓曲率分布划分目标轮廓, 接着对初步轮廓分段进行多级分段合并处理。为了完整描述目标特征, 提出了评价轮廓分段所描述特征重要程度的参数, 得到一组完整描述多级目标特征的轮廓特征分段。同时, 为了减少轮廓分段误匹配造成的分类错误, 还提出了评价轮廓特征分段反映其真实目标可信度的参数。最后将可信度与轮廓特征分段之间的相似度联合起来共同得到识别结果。仿真结果表明, 该算法能够完整描述目标特征从而提高了目标识别准确率。

关键词: 遮挡目标识别; 相似匹配; 特征完整描述; 轮廓分段; 多级分段合并

中图分类号: TP 391.4

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.04.40

Partially occluded object recognition algorithm based on feature description integrity

SHI Si-qi, SHI Guang-ming, QI Fei

(Intelligent Perception and Image Understanding Key Lab of Ministry of Education,
Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Effective contour fragments are valuable for accurately recognizing the occluded object. To solve the improper contour fragments obtained by the existing recognition algorithms, a partially occluded object recognition algorithm based on feature description integrity is proposed. Firstly, the preliminary contour fragments are obtained through the local curvature distribution. Then, a multi-level fragment merging operation is carried out on those preliminary contour fragments. To ensure the feature description integrity, an evaluation of the importance degree of each contour fragment is performed. And a set of contour feature fragment (CFC), representing completely object features at various levels, is obtained. Then an evaluating function of reliability, which reflects the relationship between CFC and its corresponding object, is introduced to decrease the mismatch error between CFCs. Finally, the similarity of different CFCs, in combination with their reliability, is jointly used to get the best recognized result. Simulation verifies that this algorithm describes completely the feature and increases effectively the recognition accuracy.

Keywords: occluded object recognition; similarity matching; feature description integrity; contour fragment; multi-level fragment merging

0 引言

识别部分遮挡目标一直是目标识别领域研究的热点。由于目标轮廓能够反映重要的特征信息^[1-2], 因此学者们提出了许多基于轮廓分段的部分遮挡目标识别算法^[3-9]。在这类算法中, 构造目标模型^[3]和码本^[4]的识别算法, 通过训练

样本得到了最优的模型参数和构造码本的轮廓分段, 然而其过程十分复杂。与之相比, 基于实例的算法^[5-9]具有计算复杂度低的优点, 被广泛应用于识别遮挡目标。该算法首先通过轮廓划分得到描述目标特征的轮廓分段, 然后建立了包含已知目标特征的轮廓分段数据库, 最后通过将遮挡目标的轮廓分段与数据库中的轮廓分段进行相似匹配从而识别遮挡

收稿日期: 2010-06-13; 修回日期: 2010-09-25。

基金项目: 国家自然科学基金(60736043, 60805012, 61070138, 61072104); 高等学校博士学科点专项科研基金(200807010004, 20090203110003) 资助课题

作者简介: 史思琦(1979-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为形状分析、目标检测与识别。E-mail: shisiqi@live.com

目标。其中,轮廓分段对于正确识别遮挡目标是相当重要的。文献[5-9]选取轮廓的曲率极值点作为关键点划分目标轮廓,通过连接任意连续的关键点获得轮廓分段,从而识别遮挡目标。然而,这种轮廓划分方法产生了一些特征描述不完整和表示非特征信息的轮廓分段。这类无意义的轮廓分段不仅增加了相似匹配的计算量,而且增加了发生轮廓分段误匹配的概率。为了准确识别遮挡目标,有效的轮廓分段应该完整、高效地描述目标特征,从而不仅能够代表目标本身又可以区别于其他目标。图 1 给出了利用两种轮廓分段识别部分遮挡目标的例子。图 1(a)表示遮挡目标 bat 的一个轮廓分段 s ,它由两个连续轮廓分段 s_1 和 s_2 组成。分别选取轮廓分段 s_1 和 s 与三个测试的轮廓分段进行相似匹配,这里采用 shape context^[10]距离 D_{sc} 度量其相似程度。这里,每个目标中与 s_1 和 s 最相似的轮廓分段用加粗实线表示,圆点表示轮廓的曲率极值点。从图 1(b)可以看出,基于曲率极值点得到的轮廓分段无法完整描述目标特征,仅仅根据相似度 D_{sc} 得到了错误的识别结果。从图 1(c)可以看出,轮廓分段 s 完整描述了遮挡目标的某个特征,它与目标 bat 的翅膀特征相似程度最高、而与其他目标特征差异较大,从而得到了正确的识别结果。因此,从两种轮廓分段的匹配结果可以看出,完整描述目标特征的轮廓分段有助于得到正确的目标识别结果。

针对现有轮廓划分方法存在特征描述不完整的问题,本文评价了轮廓分段所描述特征的重要程度,并提出了新的轮廓划分方案得到完整描述目标特征的轮廓分段。首先,通过局部轮廓曲率分布对目标轮廓进行划分,得到初步轮廓分段;接着,根据描述同一特征的相邻轮廓分段所具有的相关性,对初步轮廓分段按照其重要性进行多级分段合并处理,得到了一组完整描述多级目标特征的特征分段(简称特征分段)。

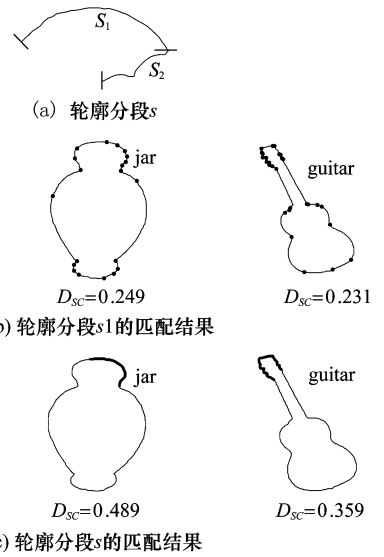


图 1 利用两种不同轮廓分段识别遮挡目标的结果

在此基础上,为了提高识别部分遮挡目标的准确率,提出了评价特征分段反映其真实目标的可信度的评价函数,并将特征分段的可信度和特征分段之间的相似度联合起来对遮挡目标进行分类和识别。

1 基于特征完整描述的部分遮挡目标识别算法

为了减少噪声和量化误差对目标轮廓的影响,在划分目标轮廓前需要对轮廓进行预处理,本文采用文献[11]的算法简化目标轮廓。图 2 给出了本文算法的基本结构框图,它主要包括两个部分的内容:提取描述目标特征的特征分段和采用联合分类识别遮挡目标。

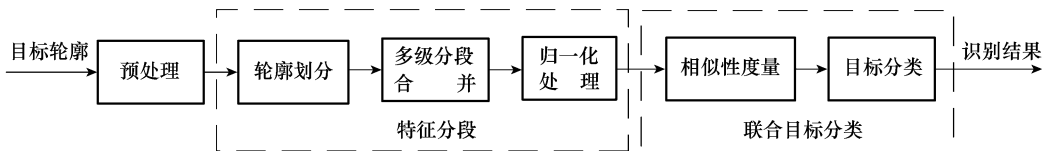


图 2 本文算法的结构框图

1.1 特征分段

现有轮廓划分方法^[5-9]受曲率极值点变化的影响较大,并且产生了一些描述目标特征不完整的轮廓分段。为了获得完整、有效描述目标特征的特征分段,本文提出了一个新的轮廓划分方案,得到了完整描述多级目标特征的特征分段。该轮廓划分方案包括:轮廓划分、多级分段合并和特征分段归一化三个部分。

1.1.1 轮廓划分

鉴于轮廓分段对于识别遮挡目标的重要性,文献[12]提出了轮廓划分的极小值准则,然而其划分结果受曲率极值点变化影响较大。在此基础上,本文提出了基于局部轮

廓曲率分布的轮廓划分准则。通过利用曲率极值点附近局部曲率分布的特点划分目标轮廓,不仅保证了轮廓划分的稳定性,而且可以获得对应目标主要特征的轮廓突出部分。

假设目标轮廓点均为逆时针排列,简化后的轮廓表示为 $C_N(t) = [x_N(t), y_N(t)]$,其中, t 为归一化弧长参数, N 是简化后的轮廓采样点数; $x(t)$ 和 $y(t)$ 表示轮廓点的坐标。为了描述方便,我们定义如下参数:给定分段截止门限 T_s 和曲率权重 w_κ ,轮廓的特征点 $p^F \triangleq \{n: |\kappa(n)| \geq w_\kappa \max(|\kappa(n)|)\}$,轮廓的非特征点 $p^{NF} \triangleq \{n: |\kappa(n)| < w_\kappa \max(|\kappa(n)|)\}$,轮廓的凸点 $p^+ \triangleq \{n: \kappa(n) \geq 0\}$,轮廓的凹点 $p^- \triangleq \{n: \kappa(n) < 0\}$ 。这里, $\kappa(n)$ 为轮廓曲率的离散形式,曲

率权重 w_k 用于区分轮廓的特征点和非特征点,分段截止门限 T_s 用于结束当前轮廓分段的结束条件。

基于局部曲率分布的轮廓划分准则:从轮廓分段的起点开始,按照逆时针方向不断合并与其相邻的轮廓点;当遇到连续非特征点的数量大于分段截止门限 T_s ,并且这些连续非特征点中至少包含一个凹点时,当前轮廓分段结束;选取连续非特征点中曲率绝对值最大的凹点作为该轮廓分段的终点。

通常,选取轮廓起始点作为首个轮廓分段的起点,按照轮廓划分准则得到该轮廓分段;然后选取相邻的轮廓点作为起点得到新的轮廓分段,直到遍历所有轮廓点。图 3(a)给出了利用该准则得到的轮廓划分结果。曲率权重 w_k 越高、分段截止门限 T_s 越大,获得的轮廓分段数量就越少,对目标细节特征的描述越差;反之,则轮廓分段数过多,容易产生无意义的轮廓分段。同时,选取 w_k 和 T_s 应综合考虑目标特征的分布特点和轮廓采样点的数量。对于突出特征较少的目标轮廓,可以选取较低的曲率权重 w_k 。对于采样点较多的轮廓,可以适当选取较大的分段截止门限 T_s 。为了避免得到包含特征信息很少的无意义的轮廓分段,应选取 $T_s \geq 2$ 。

为了增加轮廓分段的稳定性,需要对轮廓起始点进行配准。考虑到目标特征主要对应轮廓的突出部分,为避免破坏目标特征的完整性,这里简单选取曲率最小值所对应的轮廓点作为新的轮廓起始点。对于含有噪声的目标轮廓,我们提出了基于仿射不变弧长的起始点配准算法,可以实现高效、准确的起始点配准,其具体内容可以参考相关文献^[12-13]。

1.1.2 多级分段合并

为了能够获得完整、有效描述目标特征的轮廓分段,本文对轮廓划分产生的无意义轮廓分段进行了处理。与文献[9]不同,本文评价了轮廓分段所描述特征的重要程度,从描述同目标特征的相邻轮廓分段应具有内在相关性的角度出发,采用多级分段合并的方法剔除了无意义的轮廓分段。

这里采用轮廓分段的价值大小评价其所描述目标特征的重要程度,其价值可以表示为轮廓分段上特征点和非特征点的相对比例。对于价值很小的轮廓分段,我们并没有弃之不用,而是通过将这类轮廓分段与相邻价值较高的轮廓分段进行合并,获得了完整描述多级目标特征的特征分段。其主要步骤如下:

步骤 1 初始化:给定最小轮廓分段数 ms 和特征分段权重 w_v 。对于所有轮廓分段 $S = \{s_i, i = 1, 2, \dots\}$,定义:轮廓分段的价值 $V(s) = \#(p_s^F) / \#(p_s^{NF})$ 。这里, p_s^F 和 p_s^{NF} 分别表示轮廓分段 s 上的特征点和非特征点; $\#(\)$ 表示所包含元素的个数。特征分段门限 $T_v = w_v \max_{s \in S}(V(s))$ 。

步骤 2 选取轮廓分段 $\{s^*: V(s^*) \geq T_v\}$ 为特征分段 f_s 。

步骤 3 若轮廓分段数量 $\#(S) > ms$,继续;否则,多级

分段合并过程结束。

步骤 4 选取价值最小的轮廓分段 s_i 进行合并。 s_i^L 和 s_i^R 分别表示与 s_i 相邻的两个轮廓分段。若 $V(s_i^L) \geq V(s_i^R)$,则分段 s_i 与其左相邻的分段 s_i^L 进行合并;否则与其右相邻的分段 s_i^R 合并。

步骤 5 合并后的轮廓分段记为 s_{New} ,计算 $V(s_{New})$ 。若 $V(s_{New}) \geq T_v$,则选取 s_{New} 作为特征分段 f_s ;从 S 中移除轮廓分段 s_i ,同时将 s_{New} 归入 S 。转向步骤 3。

在合并过程中,特征分段权重 w_v 判断当前轮廓分段是否为特征分段,最小轮廓分段数 ms 用于结束分段合并过程。 ms 的值越大,则表示描述目标整体特征的特征分段越少,需要通过更多的局部特征来增加目标识别结果的可信程度。

图 3(b)~图 3(i)给出了对图 3(a)所示轮廓划分结果进行多级分段合并的过程。在每一级合并操作中,选取价值最低的轮廓分段(加粗虚线所示)与价值最高的相邻轮廓分段(加粗实线所示)进行合并,得到新的轮廓分段。经过多次合并处理后,所得到的特征分段不仅描述了目标的局部特征,而且可以描述由多个局部特征构成的目标特征。在识别不同遮挡情况的目标时,都能取得稳定的识别结果。

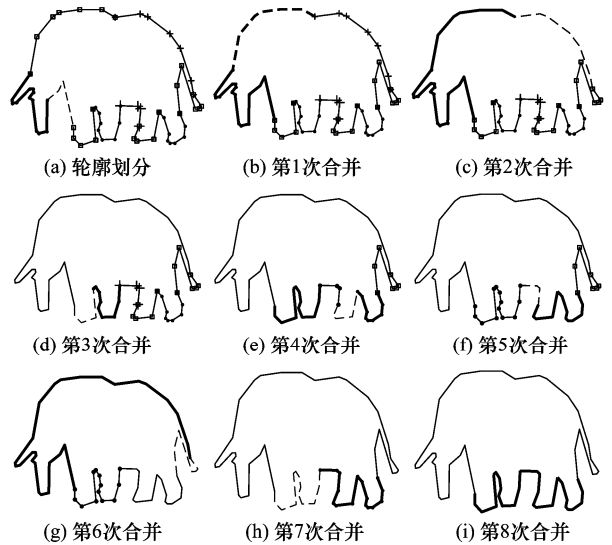


图 3 轮廓划分和多级分段合并过程

1.1.3 特征分段的归一化

为了识别相似变换下的遮挡目标,本文对特征分段进行归一化处理。每个特征分段经过 M 点等间隔采样后可以表示为一组有序点集 $\{v_1, \dots, v_M\}$,然后对每个轮廓点按如下规则进行坐标变换,即: $v_1 \rightarrow v'_1 = (0, 0)$, $v_M \rightarrow v'_M = (1, 0)$, $\{v_2, \dots, v_{M-1}\}$ 从原坐标系变换到由 v'_1 和 v'_M 确定的坐标系^[11]。图 4 给出了归一化处理前后的特征分段(加粗实线所示)。

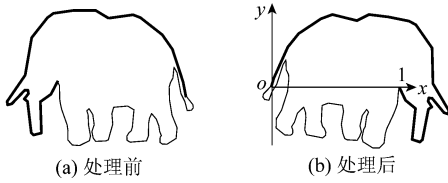


图 4 归一化处理前后的特征分段

在 MPEG-7 CE Shape-1 Part-B 数据库中,分别选取每类目标的 10 种不同形状作为训练样本,按照本文提出的轮廓划分方案建立了一个描述各类目标特征的轮廓分段数据库。

1.2 联合目标分类

在利用轮廓分段识别部分遮挡目标时,现有识别算法^[5-9]并没有考虑到“部分轮廓分段与整体目标的关系”对识别结果的影响,即:不同轮廓分段所确定目标分类结果的可信程度是否相同?这里,我们将特征分段代表其目标的可信度和特征分段之间的相似度联合起来,得到了最佳的识别结果。

1.2.1 相似性度量

在获得遮挡目标的特征分段 $\{f_s^q, j=1, 2, \dots\}$ 后,我们将 f_s^q 与数据库的所有轮廓分段 $\{f_s^p, i=1, 2, \dots\}$ 进行匹配,寻找与其最相似的特征分段。由于 Shape Context (SC) 距离对于识别形变目标具有较好的稳定性,本文采用特征分段之间 SC 距离来评价特征分段之间的相似度。

给定轮廓分段 $P = \{p_1, \dots, p_n, p_i \in \mathbf{R}^2\}$,对于任意点 p_i 的 SC 定义为:在对数极坐标系中,轮廓分段 P 上其余点相对于点 p_i 的位置直方图,即: $h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in bin(k), 1 \leq k \leq K\}$,这里 K 是以点 p_i 为原点的对数极坐标平面被等间隔和等方向划分后所得区域的总数, $bin(k)$ 表示第 k 个区域, $h_i(k)$ 是 $bin(k)$ 包含属于轮廓分段 P 的点的总数。

为了确定轮廓分段 P 和 Q 的 SC 距离,需要计算两个轮廓分段上每对点的匹配代价。任意给定轮廓分段 P 和 Q 上点 p_i 和 q_j ,其匹配代价 C_{ij} 可以通过式(1)获得,则轮廓分段 P 和 Q 的 SC 距离可以通过式(2)得到。 $D_{sc}(P, Q)$ 的值越小,轮廓分段 P 和 Q 的相似度越大。

$$C_{ij} \triangleq C(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)} \quad (1)$$

$$D_{sc}(P, Q) = \frac{1}{n} \sum_{p \in P} \arg \min_{q \in Q} C(p, q) + \frac{1}{n} \sum_{q \in Q} \arg \min_{p \in P} C(q, p) \quad (2)$$

1.2.2 特征分段的可信度

根据式(2)可以计算出遮挡目标每个特征分段 f_s^q 与数据库中所有特征分段 f_s^p 之间的 SC 距离。为了保证分类结果的稳定性,在前 10 个最相似的特征分段 $\{f_s^p, i=1, 2, \dots, 10\}$ 所对应的目标中,选取所占比例最大的那类目标作为特征分段 f_s^q 确定的参考目标分类 obj_j 。对于遮挡目

标的所有特征分段 $\{f_s^q, j=1, 2, \dots\}$,就可以得到一组参考目标分类 $\{obj_j, j=1, 2, \dots\}$ 。

为了从这组参考目标分类中得到正确分类结果,首先需要解决一个问题:如何衡量一个轮廓分段反映其真实目标的可信程度?从人类视觉感知的角度出发,越突出的目标特征对于识别目标的贡献越大;描述目标的轮廓分段越长,该轮廓分段代表真实目标的可信程度越高。这里,我们采用轮廓分段的可信度来评价其代表真实目标的可信度。

文献[1-2]分别采用曲率和相对区域的面积衡量了目标特征的突出程度。在此基础上,本文采用轮廓分段的相对长度及其描述目标特征的价值共同评价其可信度。对于目标轮廓 $C_N(t)$,其特征分段 f_{s_i} 的贡献度 $\lambda^c(i)$ 和相对长度 $\lambda^l(i)$ 可以表示为

$$\lambda^c(i) = V(f_{s_i})/V(C_N) \quad (3)$$

$$\lambda^l(i) = l(i)/\max(l(j)), j = 1, 2, \dots \quad (4)$$

式中, $l(\cdot)$ 表示特征分段的长度; $\lambda^c(i)$ 衡量了特征分段的突出程度; $\lambda^l(i)$ 反映了第 i 个特征分段在目标轮廓中所占比例。因此,特征分段 f_{s_i} 的可信度 $\lambda(i)$ 可以表示为

$$\lambda(i) = \alpha \lambda^c(i) + (1 - \alpha) \lambda^l(i), \alpha \in [0, 1] \quad (5)$$

式中,参数 α 用来表示 $\lambda^l(i)$ 和 $\lambda^c(i)$ 对可信度 $\lambda(i)$ 的影响程度。由于突出的轮廓分段对于视觉感知结果的影响较大^[2],本文选取了 $\alpha=0.7$ 。

1.2.3 目标分类

为了减少由于特征分段之间误匹配造成的分类错误,本文将特征分段的可信度和特征分段之间的相似度联合起来,通过评价参考目标分类的准确度得到了遮挡目标的最佳分类。

对于特征分段 f_s^q ,在其最相似的前 10 个特征分段中,能够找到对应参考目标分类 obj_j 中距离最小的特征分段 f_s^p ,其相似度记为 $D_{sc}(f_s^p, f_s^q)$ 。结合特征分段的可信度,可以得到特征分段 f_s^q 所对应参考目标分类的准确度 $E(f_s^q)$ 。

$$E(f_s^q) = \frac{D_{sc}(f_s^p, f_s^q)}{\lambda^c(j)}, j = 1, 2, \dots \quad (6)$$

式中, $\lambda^c(j)$ 表示特征分段 f_s^q 的可信度。 $E(f_s^q)$ 的值越小,其参考目标分类的准确度越高。在参考目标分类 $\{obj_j, j=1, 2, \dots\}$ 中,我们选取最小的 $E(f_s^q)$ 所对应的目标分类作为遮挡目标的最佳分类。

2 仿真实验和分析

本文选用 MPEG-7 CE Shape-1 Part-B 数据库中部分目标轮廓作为建立轮廓分段数据库的训练集,同时选取与训练集不相同的 16 个目标作为测试目标,其轮廓如图 5 所示。为了模拟目标被遮挡的情况,我们分别按照轮廓采样点数的 10%、20%、30% 和 40% 随机去掉一些连续的轮廓点。仿真中所用参数选取如下:目标轮廓简化后的采样点数 $N=60$,曲率权重 $w_c \in [0.2, 0.4]$,特征分段权重 $w_v =$

0.1,分段截止门限 $T_s=2$,最小轮廓分段数 $m_s=2$ 以及归一化特征分段采样点 $M=60$ 。

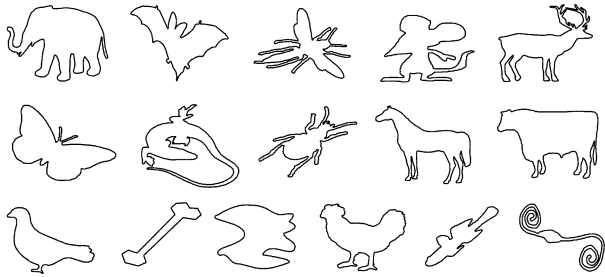


图 5 测试目标的轮廓

为了减少相似匹配次数,在不影响识别率的前提下,我们选取前 3 个可信度 λ^i 最大的特征分段分别与数据库中所有特征分段进行相似匹配。图 6 给出了测试目标“elephant”在 10%,30%和 40%三种遮挡比例下的识别结果。奇数行分别给出了测试目标中前 3 个可信度最大的特征分段(加粗实线所示);偶数行分别给出了数据库中与其最相似的特征分段(加粗实线所示)及其所对应的参考目标分类,第一个参考目标分类表示该遮挡目标的最佳分类。尽管特征分段之间的误匹配造成了分类错误(图 6(c)中第 3 个特征分段),根据 $E(f_s^q)$ 仍然可以得到正确的识别结果。

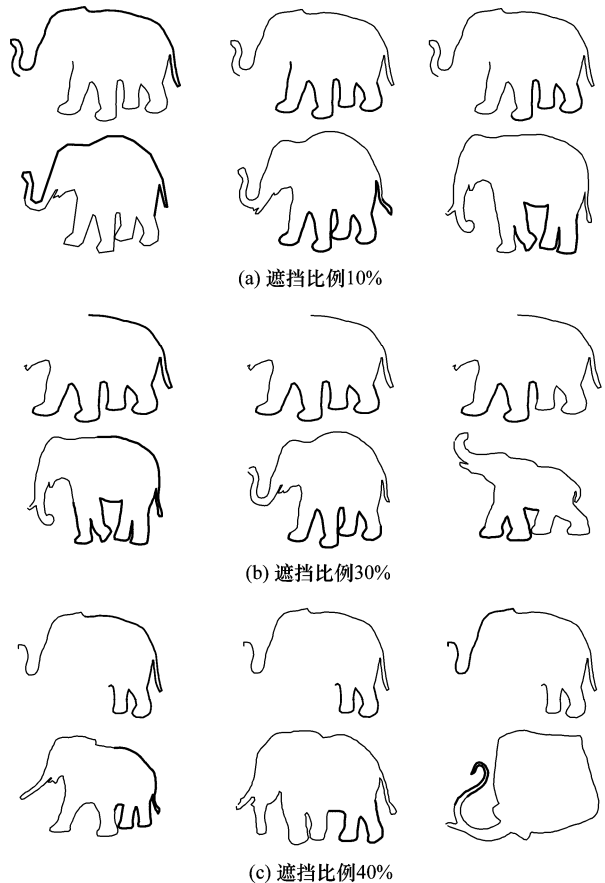


图 6 不同遮挡比例下测试目标 elephant 的识别结果

表 1 给出了本文算法对所有测试目标的识别结果。为了避免偶然性,在 4 种遮挡比例下对每个测试目标进行 100 次随机模拟遮挡处理,取所有识别结果的平均值作为识别率。从表 1 所给数据可以看出,本文算法对于识别不同遮挡比例的目标十分有效。同时在仿真过程中发现,在目标主要特征描述完整的情况下,识别结果受遮挡比例变化的影响较小。这与文献[1-2]提出的基于部分轮廓识别目标的理论相一致,同时也进一步说明了有效描述目标特征的重要性。对于细节信息较多的一些目标,如 Fly、Chicken 和 Deer 等,通过分析这类目标的特点和所提取的特征轮廓分段,我们发现其识别率相对较低的原因主要有两点:描述细节信息的轮廓分段不够完备,造成待测目标的轮廓分段无法正确找到对应的目标分类;较多的细节信息(通常对应曲率值较大的轮廓点)容易造成轮廓分段的不稳定,影响特征描述和识别结果的鲁棒性。通过增加描述目标细节特征的特征分段,我们可以有效提高这类目标的识别率。

表 1 不同遮挡比例下测试目标的识别率 (%)

遮挡比例/(%)	10	20	30	40
Elephant	97	96	95	92
Bat	98	98	95	91
Horse	97	96	95	91
Misk	98	97	94	90
Bird	98	97	95	90
Lmfish	94	94	92	86
Rat	97	96	94	90
Cattle	97	96	93	87
Butterfly	96	96	93	90
Beetle	95	94	92	88
Lizards	96	95	92	86
Spring	95	94	92	86
Bone	96	95	93	88
Fly	93	92	86	81
Chicken	95	93	88	83
Deer	92	92	87	80

表 2 给出了本文算法与部分现有遮挡目标识别算法^[5-7]比较结果。从表 2 中可以看出,本文算法的识别率明显高于基于惩罚函数^[5]和子矩阵匹配^[6]这两种算法,与文献[7]所给出的结果十分接近。然而,本文算法的数据库所需训练对象是每类目标的 10 种形状,约为文献[7]所需训练对象的 1/2。在训练对象与文献[7]相同的条件下,本文算法的识别率平均可以提高 1%左右。

表 2 不同遮挡目标识别算法的识别率 (%)

遮挡比例/(%)	10	20	30	40
文献[5]	93.8	93.8	81.3	81.3
文献[6]	N/A	94.0	87.0	82.0
文献[7]	96.0	95.0	92.0	87.0
本文算法	95.9	95.1	92.3	87.4

3 结 论

本文提出了一种基于特征完整描述的部分遮挡目标识别算法。该算法通过轮廓划分准则和多级分段合并处理得到了一组完整描述多级目标特征的轮廓特征分段;将轮廓特征分段之间的相似度与其可信度结合起来,有效提高了目标分类识别的准确率。在后续研究中,针对细节特征较多的目标,我们将探索如何利用轮廓分段间的结构关系更加高效、稳定的描述目标特征和提高算法性能。

参考文献:

- [1] Siddiqi K, Kimia B B. Parts of visual form: computational aspects[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(3): 239 - 251.
- [2] Hoffman D D, Singh M. Saliency of visual parts[J]. *Cognition*, 1997, 63(1): 29 - 78.
- [3] Wu Y N, Si Z Z, Gong H F, et al. Learning active basis model for object detection and recognition[J]. *International Journal of Computer and Vision*, 2009, 38(8): 1 - 38.
- [4] Shotton J, Blake A, Cipolla R. Multiscale categorical object recognition using contour fragments[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(7): 1270 - 1281.
- [5] Krolupper F, Flusser J. Polygonal shape description for recognition of partially occluded objects[J]. *Pattern Recognition Letter*, 2007, 28(9): 1002 - 1011.
- [6] Saber E, Xu Y W, Tekalp A M. Partial shape recognition by sub-matrix matching for partial matching guided image labeling[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(10): 1560 - 1573.
- [7] Sun K B, Super, B J. Classification of contour shapes using class segment Sets[C] // *Proce. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, 2: 727 - 733.
- [8] Liu H C, Srinath M D. Partial shape classification using contour matching in distance transformation[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(11): 1072 - 1079.
- [9] Bai X, Yang X W, Latecki L J. Detection and recognition of contour parts based on shape similarity[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(7): 2189 - 2199.
- [10] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(24): 509 - 522.
- [11] Latecki L J, Lakamper R. Convexity rule for shape decomposition based on discrete contour evolution[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 73(3): 441 - 454.
- [12] 陈旭阳, 石光明, 史思琦, 等. 基于曲率仿射不变量的快速目标识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(7): 1384 - 1388. (Chen X Y, Shi G M, Shi S Q, et al. Fast object recognition based on curvature affine invariant[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(7): 1384 - 1388.)
- [13] 陈旭阳, 石光明, 史思琦. 基于联合仿射不变弧长的目标轮廓起始点配准[J]. *光子学报*, 2010, 39(8): 1394 - 1399. (Chen X Y, Shi G M, Shi S Q. Starting-point match algorithm of object contour based on association of affine-invariant arc-lengths[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, 39(8): 1394 - 1399.)