

基于视觉显著性的层次形状分解方法

马燕新, 鲁 敏, 滕书华, 张 军

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)
(mayanxin89@gmail.com)

摘 要: 形状分解是形状理解与分析的重要基础. 在充分理解人类视觉特性的基础上, 联合形状骨架与轮廓特征构建了一种视觉显著性度量即视觉显著度, 并提出一种基于视觉显著度的层次形状分解方法. 首先采用基于距离变换的骨架生成方法获取目标骨架, 之后利用骨架分叉点生成所有候选分割线, 最后通过分叉点对应的内切圆半径以及轮廓段的视觉显著度对分割线进行优选获得最优解. 实验结果表明, 该方法对噪声、形变具有较好的鲁棒性, 分解结果符合人类视觉习惯; 此外, 通过调整显著性阈值可获得不同尺度下的细节分解结果, 具有更好的灵活性.

关键词: 形状分解; 骨架提取; 视觉显著度; 形状层次分解
中图法分类号: TP391

A Visual Saliency Based Hierarchical Shape Decomposition Algorithm

Ma Yanxin, Lu Min, Teng Shuhua, and Zhang Jun

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract: Shape decomposition is an important foundation for shape understanding and analysis. Based on the understanding of the characteristics of human vision, we proposed a measurement of human vision named visual saliency which combines the strength of both skeleton and boundary features. And then a hierarchical shape decomposition method is proposed. First, the skeleton of a shape is produced using a robust distance transform based algorithm. Then, all possible partition lines are retrieved by analyzing the junction points on the skeleton. Next, the visual saliency and the radius of the inscribed circle of the junction point are used to discard redundant partition lines. The remaining partition lines are selected to decompose the shape. Experiments show that our method satisfies subjective visual perception on shape decomposition and is robust to large shape noise. Furthermore, our method is flexible and produces controllable decomposition results.

Key words: shape decomposition; skeletonization; visual saliency; hierarchical shape decomposition

认知心理学研究表明, 形状在人类视觉感知中起着非常重要的作用. 人类视觉系统(human visual system, HVS)倾向于将观察物体的形状分解为视觉部件, 并用视觉部件以及它们之间的关系来描述形状^[1]. 基于视觉部件的描述方法在形状检索、形状表示、目标识别、骨架提取、碰撞检测、汉字笔画提取

等领域获得了广泛应用^[2-4].

如何将复杂目标形状分解为一组合适的具有视觉意义的部件即形状分解问题, 是基于视觉部件的形状描述方案中的关键. 目前, 形状分解有两大类方法: 一类将形状分解为一些简单规则几何形状, 如三角形、圆盘等, 这类方法主要面向形状描述与表示;

收稿日期: 2013-05-21; 修回日期: 2013-12-30. 基金项目: 国家自然科学基金(60972114); 中国博士后科学基金(2012M512168). 马燕新(1989—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、智能信息处理; 鲁 敏(1977—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别; 滕书华(1979—), 男, 博士后研究人员, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别; 张 军(1973—), 男, 博士, 研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为智能信息处理、精确制导与自动目标识别.

另一类将形状分解为具有视觉特性的部分,如将手分解为手掌和5个手指,这类方法主要应用于目标识别领域。

第一类方法中较为典型的是基于形态学的分解方法^[5-8]。此类方法一般采用递归思路,将目标形状迭代分解为一些互不相交的最大几何基元,如圆盘^[6-7]、凸多边形^[8]等,主要应用于形状的结构性表示与描述。由于现实世界中物体的各个部分往往不是规则的几何形状,因而必然带来过分解。另外,分解结果常与人类视觉习惯存在很大出入^[8]。

第二类方法常加入人类视觉特性作为约束条件,获得的分解结果更符合人类视觉习惯,因而其研究具有更重要的意义。最小曲率准则^[9]采用形状轮廓上负的曲率极小值点作为分割点,该准则简单且适用性很广,但仅指出了分割线的端点位置,未指明哪两个端点应该连成一条分割线。最短分割线准则^[10]给出了构建分割线的方法,即人眼倾向于选取最短的分割线来分解形状。Siddiqi等^[11]将形状归纳为肢节模型与颈部模型,进而利用轮廓曲率对肢节模型进行分解,利用局部对称性对颈部模型进行分解,取得了较好的分解效果。Lien等^[12]基于形状轮廓上的凹点将形状分解为近似凸的部分。Ghosh等^[13]针对上述方法在凹性阈值减小时存在局部过分解的问题,提出基于相对凹度的近似凸分解方法,保证凹性阈值减小时形状主体不过分解,同时分解出更多的细节部分。文献[1,14-15]将形状分解问题转换为最优化问题,在最小曲率准则、最短分割线准则、分割子块最少等的约束下从候选分割线集合中获取最优解。这类方法的实质是对最小曲率准则与最短分割线准则的推广与改进,分解结果常与人类主观分解结果相符,由此可见,形状轮廓曲率与局部区域特征能较好地反映部件的视觉特性。

文献[16-18]联合形状骨架与轮廓特征构建分解方法,在骨架的分叉点处提取分割点并生成候选分割线,之后利用不同优化准则对分割线进行优化,获得了较好的分解结果。文献[16]方法是针对刺绣CAD的具体应用提出的,要求分解出来的子区域接近条状。文献[17-18]引入符合人类视觉特性的判别准则,使得分解结果与人类主观分解结果较为相近,但文献[17]中的度量准则适用性不强;文献[18]引入了一种新的度量准则^[19],但不能分解出部分形状细节。本文构建了一种新的符合人类视觉特性的度量准则,提出了基于视觉显著性的层次形状分解方法,获得了更好的分解效果。

1 本文方法

令 P 为某一二维形状, $D(P)$ 为 P 的各个视觉部件的集合,即形状 P 的形状分解结果,

$$D(P) = \{P_i \mid \bigcup_i P_i = P, \forall i \neq j, P_i \cap P_j = \emptyset\},$$

其中 P_i 表示不同的视觉部件,且不同部件仅在轮廓处相交。 $D(P)$ 是由一系列分割线分解得到的。分割线的2个端点在形状轮廓上,其余点在形状区域内;分割线与轮廓仅在端点处相交,不同分割线之间也仅在端点处相交,如图1所示, ab 为分割线,而 a_1a_2, a_1a_3 不是分割线。

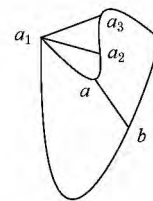


图1 分割线示意图

另外,本文定义形状轮廓上的像素点为轮廓点,则轮廓可表示为轮廓点集 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$;定义骨架上的像素点为骨架点,则骨架可表示为骨架点集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ 。此外,定义骨架点的八连通相邻骨架点为该骨架点的邻居;定义骨架点所拥有的邻居数为该骨架点的度 Q 。这样骨架 S 中存在以下几种骨架点:骨架端点, $Q=1$ 的骨架点,即骨架末梢点;骨架分叉点 $J_k \in S, Q \geq 3$ 的骨架点;剩下的就是一般骨架点。

本文方法主要包括骨架提取、分割点检测、候选分割线生成和分割线优化4个步骤。

1.1 骨架提取

形状分解将目标形状分解为相应部件,其逆过程即将相应部件按照一定的拓扑关系拼接起来,构成完整的目标形状。类似地,完整的形状骨架也可理解为是各部件的骨架按照一定拓扑关系拼接起来的。不同部件骨架的拼接就会产生骨架分叉点,因此骨架分叉点包含了部件位置信息,可用于指导形状分解。

本文将骨架理解为部件骨架拼接的结果,因而要求提取到的骨架要保持目标形状的拓扑性质与视觉特性。然而,骨架的获取常受到轮廓噪声和细微突起等因素影响而产生大量的分支,进而滋生很多连接这些分支的分叉点,一方面使得分解结果过于细碎,另一方面也带来更大的计算量。基于此,本文选取一种计算效率高、对轮廓噪声鲁棒性较好的基于

距离变换的骨架提取方法^[20],该方法基于扩展快速步进方法计算区域内各像素点到轮廓的距离,再通过距离滤波得到区域骨架,得到的骨架比较符合人类视觉习惯.其他能够获取符合本文所要求骨架分叉点的骨架生成方法也可应用到本文分解方案中.

1.2 分割点检测

二维形状分解的实质是各分割线端点的检测与组合,即在形状轮廓上连接 2 个轮廓点,使得形状在此被划分.由骨架定义^[21]可知,骨架点为形状内一个最大内切圆的圆心,该最大内切圆与形状轮廓的切点可视为骨架点在轮廓上的投影点.骨架分叉点 J_k 很好地指示了形状部件的位置,因此本文考虑提取 J_k 在轮廓上的投影点集 $T_k = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$ 作为候选分割点集.

上述切点思想在模拟域中很容易实现,但由于计算机处理的均是经数字化后的数据,数字化过程必然带入误差,使得投影点的准确性大大降低.文献^[16]中选取轮廓上离分叉点最近的前 3 个点作为其投影点,该方法对噪声很敏感.另外,如果考虑放大内切圆并将圆内包含的轮廓点均作为投影点,又会大大增加后续处理的计算量.因此,本文考虑基于轮廓分段来提取骨架分叉点的近似投影点集 $T'_k = \{t'_1, t'_2, \dots, t'_N\}$,并将其作为候选分割点集.

如图 2 所示,分叉点 p 所在的骨架 pm , pq 和 pn 将形状区域分为几个部分,相应地也将轮廓分为几段.在每段中以距离分叉点 p 的最近点作为该骨架点的投影点 t'_i (由于误差,投影点可能不止一个),如图 2 中 p 点对应的投影点集为 $\{x', y', z'_1, z'_2\}$,并将其距离作为投影距离 $d_i(p, t'_i)$.此外,分叉点所有投影距离的均值 $R(p)$ 可近似为骨架点对应的最大内切圆的半径 R , $R \approx R(p) = \text{mean}\{d_1(p, t'_1), d_2(p, t'_2), \dots, d_N(p, t'_N)\}$.

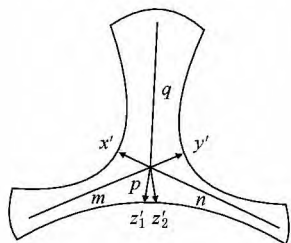


图 2 骨架分叉点及所在骨架段与对应的投影点

1.3 生成候选分割线

得到分割点后,依据最小曲率准则^[9]与最短分割线准则^[10]生成候选分割线.令骨架枝两侧的轮廓分别为左轮廓和右轮廓,在左轮廓上的投影点为 $T'_L =$

$\{l_1, l_2, \dots, l_p\}$,在右轮廓上的投影点为 $T'_R = \{r_1, r_2, \dots, r_q\}$,最短分割线准则指出候选分割线的端点 (l_i, r_j) 应位于骨架的两侧,即要求满足 $(l_i, r_j) \in T'_L \times T'_R$.定义轮廓点 b_i 的曲率为 $c(b_i)$ (轮廓凹处的曲率为负值,轮廓凸处的曲率为正值);定义轮廓点对 (l_i, r_j) 的曲率为 $C(l_i, r_j) = c(l_i) + c(r_j)$,依据最小曲率准则选取曲率最小的点对作为候选分割线端点对,如图 2 中骨架段 pm 对应的候选分割线端点对为 (l, r) ,使得

$$C(l, r) = \min(C(x', z'_1), C(x', z'_2)),$$

$$\text{且 } l \in \{x'\}, r \in \{z'_1, z'_2\}.$$

本文对 3 个典型形状生成的候选分割线如图 3 中粗线条所示,其余的线是轮廓与骨架.

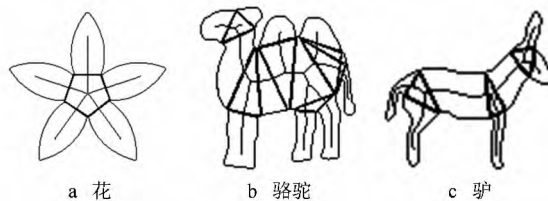


图 3 3 个典型形状对应的候选分割线

1.4 分割线优化

第 1.3 节生成了分解目标形状的所有候选分割线.对于复杂形状,分解结果将会较为零碎,如图 3 b, 3 c 所示,因此还需根据分解要求对分割线进行优化,即从所有候选分割线中根据某一准则选取最优分割线.

1.4.1 基于分叉点合并的分割线优化

因为在一些形状中会出现 4 个或更多个部件的交汇点,这样在骨架上相应地会出现 2 个或更多个距离较近的分叉点^[16],所以需将这些分叉点进行合并处理.骨架分叉点 J_k 对应的最大内切圆近似半径为 $R(J_k)$,由于 $R(J_k)$ 能反映分叉点对应的局部区域大小,因此本文将相互距离小于 $R(J_k)$ 且存在骨架段将它们相连的相邻分叉点合并作为一个分叉点,进而去掉将它们相连的骨架段上的分割线;对于骨架端点也做类似处理.对图 3 中各形状的分叉点进行合并处理的结果如图 4 所示,可以看出,合并处理能去掉一些明显多余的分割线,但处理后仍可能存在过分解问题.



图 4 对图 3 中的形状做合并处理后的结果

1.4.2 基于形状视觉显著性的分割线优化

分割线能够分解出相应的子区域,有时候得到的子区域对于形状的认识或理解没有任何意义或者意义不大,即认为该子区域是噪声.为了有效地分解出有意义部件,本节构建一种符合人类视觉特性的轮廓段视觉显著性度量方法.

Cohen 等^[22]通过对大量志愿者的主观分解实验结果分析指出,轮廓段的视觉显著性与该部分分割点处的转角、轮廓线长度以及分割线自身长度具有密切关系.文献[19]中基于分割点处的转角、轮廓线长度以及分割线长度建立量化方法,在骨架修剪中具有很好的应用,但在形状分解中应用效果不明显^[18],部分形状细节不能分解出来.文献[17]中基于分割线长度 d 、分叉点对应的最大内切圆半径 R 、部件对应骨架段的长度 L_{skl} 建立量化方法,

$$\epsilon_1 = \frac{|L_{skl} - R|}{d}.$$

该方法对于 Y 形骨架且分割线在 Y 下方时长度 L_{skl} 选取较长的骨架段作为部件对应的骨架段.在形状分解中,由于轮廓段与分割线具有一一对应的关系,因而轮廓段的视觉显著性可等价为分割线的显著性,并以此指导形状分解.对于图 5 中的 Y 形形状, xy, xz, yz 为其分割线,它们对应的骨架段分别为 pq_3, pq_1 和 pq_2, p 为分割线对应的分叉点.则相应的度量值为

$$\begin{aligned}\epsilon_{xy} &= \frac{|L_{skl}(p, q_3) - R(p)|}{d(x, y)}, \\ \epsilon_{xz} &= \frac{|L_{skl}(p, q_1) - R(p)|}{d(x, z)}, \\ \epsilon_{yz} &= \frac{|L_{skl}(p, q_2) - R(p)|}{d(y, z)}.\end{aligned}$$

可以看出,当 $d(x, z)$ 与 $d(y, z)$ 相近时, ϵ_{xz} 与 ϵ_{yz} 相近,也就是说分割线 xz, yz 显著性相近,两者应同时保留.但是,在人类视觉习惯中更倾向于去掉分割线 yz ,而保留分割线 xz 和 xy ,与度量值比较结果不一致,说明该度量方法具有局限性.

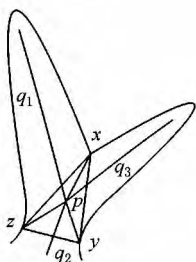


图5 Y形形状及其分解情况

针对现有显著性度量方法的不足,本文构建了一种新的基于轮廓线长度、分割线长度的形状视觉显著度(part visual salience, PVS),来度量分离出轮廓段的视觉显著性.视觉显著度 ϵ 定义为

$$\epsilon(J_k, l, r) = \frac{h_g}{d(l, r)} \quad (1)$$

其中, J_k 为骨架分叉点, l, r 为分叉点对应的投影点, $d(l, r)$ 为两投影点间的距离, h_g 为形状分支的伸展长度,如图 6 所示.

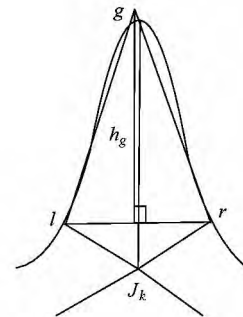


图6 形状显著度计算示意图

定义一个 $\triangle lgr$, 其边 lr 即为对应的分割线, 边 gr, gl 要求长度相等且两者之和等于分割出来的轮廓段长度. 基于此三角形定义顶点 g 到边 lr 的距离为轮廓段的伸展长度,

$$h_g = \frac{1}{2} \sqrt{L^2(l, r) - d^2(l, r)} \quad (2)$$

其中 $L(l, r)$ 为分割出来的轮廓段的长度, 将式(2)代入式(1)并去掉系数 $1/2$, 可得

$$\epsilon(J_k, l, r) = \sqrt{\frac{L^2(l, r)}{d^2(l, r)} - 1}.$$

可以看出, 凸起的轮廓段相对分割线越长即瘦长形的分支, 视觉显著度值越大. 此外, 由于该度量方法只用到分割线长度及其对应的轮廓段, 不需考虑骨架段的问题, 因而对于 Y 形形状也能进行很好的处理.

基于视觉显著度构建分割线优化准则: 给定显著性阈值 T , 当分割线满足 $\epsilon(J_k, l, r) > T$ 时保留该分割线, 否则去掉该分割线.

1.4.3 基于分割线优先级的分割线优化

PVS 能很好地度量形状部件的视觉特性, 但要求分割线与轮廓段具有明确对应关系. 只有满足这一条件, 视觉显著度才能准确地指导形状分解. 如图 7 所示, 图 7a 中的粗标记线为三角形内部分叉点对应的分割线, 分割线分割出来的相应部件如图 7b, 7c, 7d 中的黑色区域. 很明显, 图 7d 对应的分割不可取. 从视觉显著度的角度看, 图 7b, 7c 对应的 PVS 值分别为 3.44 和 3.57, 而图 7d 对应的

PVS 值为 5.51, 明显大于图 7b, 7c 对应的 PVS 值. 对比结论与主观判断结果不一致, 其主要原因是分割线与轮廓段的对应关系不准确, 由于图 7d 中分

割出来的区域还可以继续分割, 分割线对应的轮廓段不应是整个区域对应的轮廓段, 而应该是去掉图 7b, 7c 中的分割区域后对应的轮廓段.

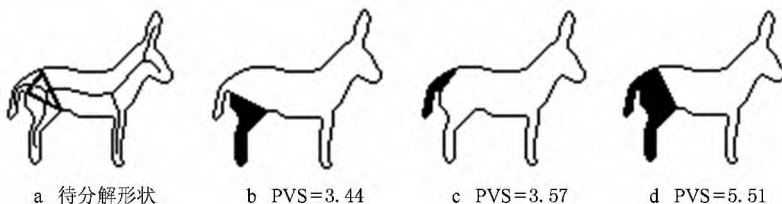


图 7 待分解形状对应的部分分割线及分解情况

为将视觉显著度准确地应用到形状分解中, 本文提出分割线优先级的概念. 分割线单独进行分割时会得到相应的分割子区域, 如果该子区域中不包含其他分割线(如图 7b, 7c 所示), 则子区域不能再分, 这时该分割线的优先级最高, 最先进行视觉显著度判别以确定是否保留; 否则(如图 7d 所示), 意味着子区域还能继续再分, 其优先级较低. 子区域中包含的分割线越多, 该分割线优先级越低. 本文定义分割线 S_L 的优先级为

$$P(S_L) = M(A(S_L));$$

其中, $M(\cdot)$ 表示某形状区域中不包括 S_L 的分割线条数, $A(S_L)$ 为分割线 S_L 对应的分割子区域. 基于优先级的分割线优化思路如下: 首先得到所有候选分割线的优先级 $P(S_L)$, 然后按照 $P(S_L)$ 从小到大的顺序进行排序, 得到不同层级的分割线, 最后按照层级顺序依次对相应分割线进行显著性判别, 得到一系列最优分割线. 鉴于分解方案中采用了基于优先级的层级排序思想, 因此称本文方法为层次形状分解方法.

对图 7a 中的分割线按照优先级高低进行处理, 取显著性阈值 $T=2.3$, 首先处理图 7b, 7c 对应的分割线, 其 PVS 值分别为 3.44 和 3.57, 大于阈值 T , 保留这 2 条分割线; 然后更新形状(去掉图 7b, 7c 中的黑色区域), 结果如图 8b 所示; 最后处理图 7d 对应的分割线, 其对应的分割区域更新为 3 条分割线构成的三角形区域, 相应的 PVS 值为 $1.36 < T$, 去掉该分割线, 最终结果如图 8c 所示, 与主观实验结果一致, 说明了基于优先级的优化方法的有效性.



图 8 基于分割线优先级的分割线优化示意图

按照同样的步骤对图 4 中的分割线进行处理, 结果如图 9 所示, 其中 T 为分解阈值, 分解结果符合人类视觉习惯.

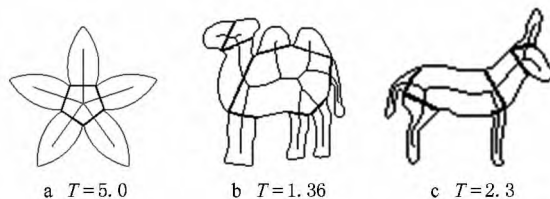


图 9 对图 4 中分割线进行优化后的结果

1.5 分解方法具体实现

下面给出基于视觉显著性的层次形状分解方法的实现步骤.

算法 1. 层次形状分解方法

输入. 待分解形状 P .

输出. 最优分割线集合 C , 部件集合 $\{P_i\}$.

Step1. 提取形状 P 的骨架 S 与轮廓 B .

Step2. 提取骨架中的分叉点 $J = \{J_1, J_2, \dots, J_e\}$, 及其对应的投影点集 $T' = \{T'_1, T'_2, \dots, T'_e\}$.

Step3. 生成候选分割线集合 C_0 .

Step4. 基于分叉点合并对分割线集合进行优化得到 C_1 .

Step5. 计算 C_1 中所有分割线的优先级并由小到大排序, 得到集合 $K = \{P_1, P_2, \dots, P_c\}$, 其中 c 表示 C_1 中分割线总数, 并设 $i=1$.

Step6. 基于 PVS 准则处理优先级为 $K(i)$ 的分割线并更新形状.

Step7. if $i=c$

处理完毕, 退出程序.

else

$i=i+1$, 转 Step5.

Step8. 输出分解结果 $C, \{P_i\}$.

2 实验结果与分析

我们以 MPEG-7, Kimia 形状数据库以及相关文献中的形状为实验对象, 验证本文方法的有效性.

实验采用的仿真平台为 Matlab2010a,硬件环境为双核 CPU,2 GB 内存.

2.1 形状显著度与阈值参数 T 的实验

采用文献[22]中的抽象图像为实验对象,如图10所示,其中同一行为相同形状在不用阈值下的分解结果,同一列为不同形状在同一阈值下的分解结果.图10中,形状A,B,C为文献[22]中的抽象形状,其中加粗标记部分是通过主观实验获得的视觉显著性最大的轮廓段,形状B,C中标记轮廓段的视觉显著性要明显大于形状A.形状A,B,C中标记轮廓段对应的PVS值分别为2.63,6.62和4.31,后两者要明显大于第一个,可见PVS与人类的视觉特性是相符的.

显著性阈值 T 反映的是最优分解对部件的显著性要求,而人眼对形状的认识因人而异,具有二义性,即不同人对最优分解的理解存在差异,因而难以

找到让所有人都信服的分解阈值.另外,部件的最优分解是人的主观理解结果,尚未有精确的表达模型,因而很难准确地求得分解阈值 T 的取值表达式.本文实验中采用多次实验,选取获得最优分解结果的阈值作为最终分解阈值.

图10b~10d中,形状内部的线条为分割线.可以看出,对于某一形状,随着所选取阈值 T 的增大,对被分解的部件显著性要求越来越高,即视觉显著性相对较小的部分逐步被剔除,更显著的部分被保留下来;形状A,B在 $T=2.0$ 时分解结果与主观分解结果一致,形状B,C在 $T=3.5$ 时分割结果与主观分解结果一致,说明最优分解对应的阈值 T 随形状的不同而不同;形状A在 $T=3.5$ 时所有部件均未分解出来,这也意味着阈值 T 必须小于最显著部件的显著度.

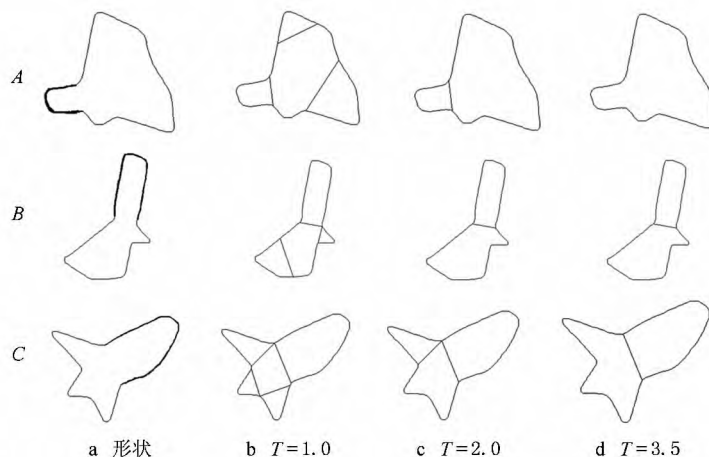


图10 3种形状在不同阈值 T 下的分解结果

2.2 对不同形状的分解实验

图11,12所示为 Kimia 形状数据库中不同形状在不同阈值条件下的分解结果,可以看出,手指、人

体的四肢与头部均被有效地分解出来.图11第4列中手腕部分的视觉显著性对比前3列中手腕部分增强而被分解出来,图12第4列中的断腿由于视觉

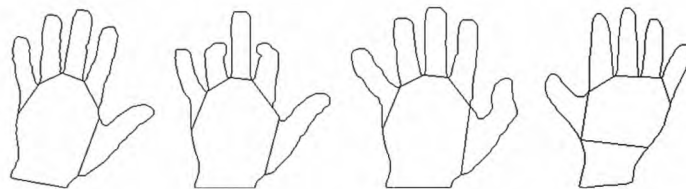


图11 $T=1.5$ 时对不同手的分解情况

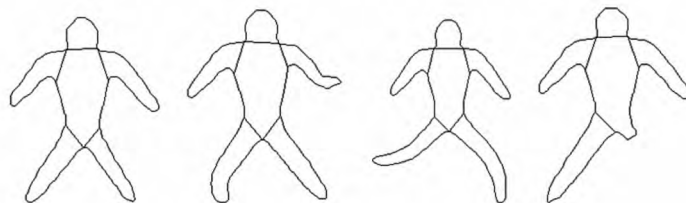


图12 $T=2.0$ 时对不同人体模型的分解情况

显著性下降而没有分解出来,说明了视觉显著性约束的有效性.图 11 第 2,3 列中弯曲的手指以及图 12 第 2,3 列中弯曲的手与脚作为同一语义特征的部分被分解出来,体现了骨架特征在形状分解中的有效性.

2.3 对含噪声形状的分解实验

图 13 所示为 MPEG-7 形状数据库中不含噪声

形状与含噪声形状的分解对比结果.图 13 a 中从左至右形状噪声不断增加,图 13 b 中十字架形状甚至还有形变,但噪声、形变均没有影响到分解效果,这是由于骨架提取方法对噪声具有较好的鲁棒性,保证不会出现影响形状分解的分叉点.图 13 的分解结果验证了本文方法对噪声、形变具有一定的鲁棒性.

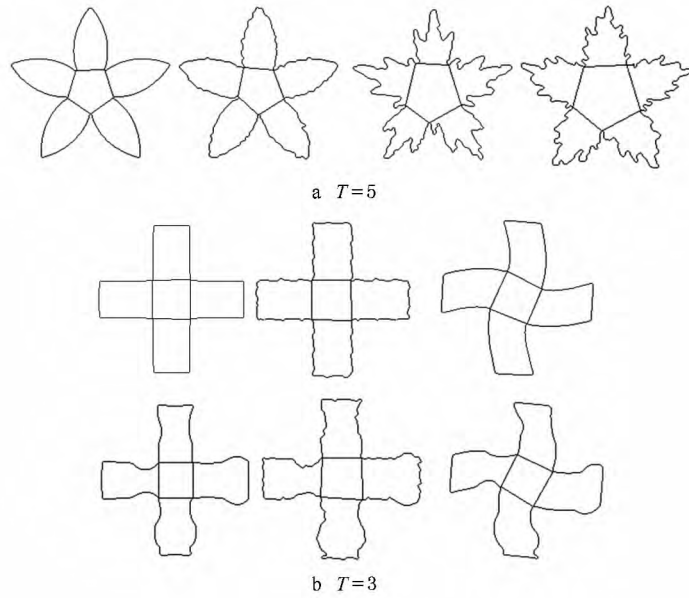


图 13 部分含噪声形状以及形变形状的分解结果

2.4 对比实验

图 14 所示为本文方法与文献[14,18]方法的比较结果.图 14 a 所示为文献[14]中近似凸形状分解(convex shape decomposition, CSD)的分解结果,由于袋鼠的尾巴、脚的弯曲程度较大,该方法将其误

分解为两部分;兔子脑袋与袋鼠脖子也不能很好地被分解出来;此外,分割线位置与实际位置普遍相差较大.图 14 b 所示为文献[18]中分解方法的实验结果,该方法结合基于离散曲线演化获得的骨架与形状轮廓特征构建,与本文方法相比,其只处理了优先



图 14 3 种方法实验结果比较

级为0的分割线,因此对部分具有视觉显著性的形状细节没有分解出来,如袋鼠、骆驼的脖子。图14c所示为本文方法的分解结果,对应的显著性阈值分别为1.5,2.1,1.36和1.5,视觉显著性较明显的部分均被分解出来。从图14中可以看出,本文方法获得的分割线位置更精确,更符合人类视觉特性,表明了该方法的有效性。

3 结 语

形状分解是计算机视觉及图形学等领域中的一个基础问题,也是一个具有挑战性的问题。本文在充分理解人类视觉特性的基础上,构建了一种基于轮廓线和分割线长度的视觉显著度,并在此基础上提出一种基于视觉显著性的层次形状分解方法。该方法采用了鲁棒的骨架生成方法,以视觉显著性作为分解约束条件,获得了具有视觉特性的分割区域,且能得到不同尺度下的细节分解结果。最后,以MPEG-7, Kimia形状数据库等为实验对象,对本文方法进行了验证,结果表明,本文方法与人类视觉习惯较为相符,对噪声、形变具有一定的鲁棒性,且通过调整显著性阈值使该方法具有较好的灵活性。此外,本文方法也可通过对三维形状多视角二维投影的分解以及二维分割线的三维重建达到对三维形状进行分解的目的,这也是我们后续研究工作的重点。

参考文献(References):

- [1] Wang C, Liu W Y, Lai Z Y, *et al.* Perceptually friendly shape decomposition by resolving segmentation points with minimum cost [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(3): 270-282
- [2] Liu Hairong. Curvature representation and decomposition of shape [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2009 (in Chinese)
(刘海容. 形状的曲率表示与分解[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009)
- [3] Choi J, Park J. Hand posture recognition using shape decomposition [C] // *Proceedings of IEEE International Symposium on Virtual Reality Innovation*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 347-348
- [4] Yuan Yuan, Liu Wencai. A method for extracting the handwritten Chinese strokes based on shape decomposition [J]. *Computer Engineering & Science*, 2010, 32(12): 57-60 (in Chinese)
- (袁媛, 刘文才. 基于形状分割的手写汉字笔划提取方法[J]. *计算机工程与科学*, 2010, 32(12): 57-60)
- [5] Pitas I, Venetsanopoulos A N. Morphological shape decomposition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(1): 38-45
- [6] Xu J N. Morphological decomposition of 2-D binary shapes into modestly overlapped disk components [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2005, 2: 470-473
- [7] Xu J N. Morphological decomposition of 2-D binary shapes into modestly overlapped octagonal and disk components [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(2): 337-348
- [8] Xu Hui. Hierarchical shape decomposition based on mathematical morphology [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2011 (in Chinese)
(徐慧. 基于数学形态学的层次性形状分解[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011)
- [9] Hoffman D D, Singh M. Saliency of visual parts [J]. *Cognition*, 1997, 63(1): 29-78
- [10] Singh M, Seyrenian G D, Hoffman D D. Parsing silhouettes: the short-cut rule [J]. *Perception & Psychophysics*, 1999, 61(4): 636-660
- [11] Siddiqi K, Kimia B B. Parts of visual form: computational aspects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(3): 239-251
- [12] Lien J M, Amato N M. Approximate convex decomposition of polygons [J]. *Computational Geometry*, 2006, 35(1/2): 100-123
- [13] Ghosh M, Amato N M, Lu Y Y, *et al.* Fast approximate convex decomposition using relative concavity [J]. *Computer-Aided Design*, 2013, 45(2): 494-504
- [14] Liu H R, Liu W Y, Latecki L J. Convex shape decomposition [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2010: 97-104
- [15] Ren Z, Yuan J S, Li C Y, *et al.* Minimum near-convex decomposition for robust shape representation [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 303-310
- [16] Tian Qiming, Luo Yupin, Hu Dongcheng. Shape decomposition algorithm in embroidery [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2005, 17(12): 2625-2630 (in Chinese)
(田启明, 罗予频, 胡东成. 刺绣中的形状分割算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2005, 17(12): 2625-2630)
- [17] Zeng J J, Lakaemper R, Yang X W, *et al.* 2D shape decomposition based on combined skeleton-boundary features [M] // *Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer, 2008, 5359: 682-691

- [18] Jiang Jianguo, Zhou Danfeng, Hao Shijie *et al.* Planar shape decomposition combining skeletal and boundary features [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(11): 1426-1430 (in Chinese)
(蒋建国, 周丹凤, 郝世杰, 等. 联合骨架与边界特征的平面形状分解[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(11): 1426-1430)
- [19] Shen W, Bai X, Hu R, *et al.* Skeleton growing and pruning with bending potential ratio [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(2): 196-209
- [20] Telea A, van Wijk J J. An augmented fast marching method for computing skeletons and centerlines [C] //Proceedings of the Symposium on Data Visualisation. Aire-la-Ville; Eurographics Association Press, 2002; 251-ff
- [21] Blum H. Biological shape and visual science [J]. Journal of Theoretical Biology, 1973, 38(2): 205-287
- [22] Cohen E H, Singh M. Geometric determinants of shape segmentation: tests using segment identification [J]. Vision Research, 2007, 47(22): 2825-2840