

甲骨拓片图像的目标自动定位算法

史小松^{1,3}, 黄勇杰², 刘永革^{1,3}

(1 安阳师范学院 计算机与信息工程学院, 河南 安阳 455000;

2 安阳师范学院 软件学院, 河南 安阳 455000;

3 河南省甲骨文信息处理重点实验室, 河南 安阳 455000)

摘 要: 为了解决当前图像目标定位算法难以自动定位发生形变的目标, 且定位时间耗时长等不足, 提出一种基于稀疏活动轮廓模型的甲骨拓片图像的目标自动定位算法。对甲骨拓片图像进行分块, 对每一块进行形状估计, 在目标形状估计约束下, 利用共同勾画算法学习图像目标轮廓模型, 在待定位图中扫描出与模型匹配数值最高的区域, 将其作为定位结果, 利用基于距离约束的霍夫变换, 精确定位结果。实验结果表明, 所提算法可以有效克服图像目标尺度变化大的问题, 提高了目标自动定位精度, 减少了定位耗时。

关键词: 甲骨拓片图像; 目标自动定位; 目标轮廓模型; 共同勾画算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2018)11—0120—04

Target Automatic Positioning Algorithm of Otube Rubbing Image

SHI Xiao-song^{1,3}, HUANG Yong-jie², LIU Yong-ge^{1,3}

(1 School Of Computer Information Engineering, Anyang Normal University, Anyang 455000, China;

2 School Of Software, Anyang Normal University, Anyang 455000, China;

3 Henan Key Laboratory of Oracle Bone Inscriptions Information Processing, Anyang 455000, China)

Abstract: In order to solve the problem that it is difficult for the current image target localization algorithm to automatically locate the target to be deformed and the positioning time is long and so on, an automatic target localization algorithm based on sparse active contour model is proposed. The image of tortoise rubra is divided into blocks, and the shape of each block is estimated. Under the constrained target shape estimation, the common contouring algorithm is used to learn the target contour model, and the area with the highest matching value is scanned in the to-be-positioned map. Positioning results, the use of distance-based constraints Huff transform, accurate positioning results. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively overcome the problem of large changes in the target size of the image, improve the automatic positioning accuracy of the target and reduce the time-consuming positioning.

Key words: Bone rubbings image; target automatic positioning; target contour model; common sketch algorithm

1 引言

随着计算机图像处理技术的飞速发展, 如何通过计算机对甲骨文图像进行处理和使用已成为古文字研究领域的热点^[1-4]。目前对甲骨文采用计算机图像处理的研究可以近似定位出甲骨文的原始字形, 当涉及字形边缘已经发生形变的甲骨拓片图像, 目

标自动定位效果不如人意^[5-6]。

迄今为止, 国内相关专家学者已经研究出不少图像目标定位方法。从近几年发表的文献分析不同算法的特点及应用局限。邵校等人^[7]提出一种基于单目视觉的图像目标自动定位算法。其对解决发生形变的目标定位仍存在困难。季超等人^[8]提出一种基于图像行灰度熵的目标定位算法。该算法只提取

目标行方向上的灰度信息,形变的影响在实际的灰度熵计算过程中也容易导致确定的灰度熵变化区间有误.上述两种算法对形变目标定位都存在不足之处.

为了解决甲骨拓片图像形变目标自动定位问题,提出一种基于稀疏活动轮廓模型的甲骨拓片图像的目标自动定位算法.主要过程如下:

(1)对甲骨拓片图像进行分块,采用获得的目标形状估计作为约束,仅需对图像中部分点的位置进行回归,通过多次迭代获得目标形状估计结果.

(2)利用目标形状估计结果,通过共同勾画算法学习到图像目标轮廓模型.在待定位图中扫描出与模型匹配度最高的区域,将匹配结果视为定位结果.

(3)利用基于距离约束的霍夫变换进一步去除定位分割结果噪声影响和减少目标自动定位计算时间.

2 甲骨拓片图像的目标自动定位算法

2.1 图像目标形状估计

设定 $S = [x_1, y_1, \dots, x_L, y_L]^T$ 表示被拉伸为列向量的、在甲骨拓片图像 I 中的 L 个特征点 (x_1, y_1) 坐标,即目标形状. S^j 表示目标形状 S 的当前估计, S_i 表示在采集的甲骨拓片图像集中对目标形状的基本标定, $\bar{S}$ 表示训练样本数据集中 S_i 的平均值.将当前输入的甲骨拓片图像目标形状 S^j 投影至 $\bar{S}$,即对 S^j 进行一个近似变换,这个相似变换可以根据最小化两者之间的绝对距离来实现.

$$d' = |\bar{S} - S_i^j R_i^j S^j + T_i^j| \quad (1)$$

式中, S_i^j , R_i^j , T_i^j 分别表示所求图像目标形状近似变换的尺度变换矩阵、旋转变换矩阵以及平移变换矩阵.获得上述给出的标准化的目标形状后,采用递进式的回归策略,在回归的各个节点,相应的树状回归器 R^j 的各个叶子节点的输出为一个目标形状增量 $\Delta S^j = R^j(x^j)$,用于描述目标形状索引特征.再将所获得的目标形状增量 $x^j = h^j(I, S^{j-1})$ 与上次迭代过程中所得目标形状估计 ΔS^{j-1} 叠加,获得更新操作后的目标形状,将其作为当前的目标形状估计.给定粗略的图像目标初始形状估计后 S^0 ,最终对图像目标形状的估计 S^N 可依据上述过程通过迭代方法求解获得.

$$S^N = S^0 + \sum_{j=1}^N \Delta S^j \quad (2)$$

训练各个回归器 R^j 的目的是使 $S_i^j = S_i^{j-1} +$

$R^j(x_i^j)$ 尽可能使损失函数最小,即最小化当前形状与图像目标形状的距离.训练好 R^j 后,采用计算获得的 S_i^j 对下个回归器进行训练.

2.2 目标轮廓模型及定位

根据 2.1 节采用标定获得的相机参数对甲骨拓片图像进行坐标转换,通过共同勾画算法学习到甲骨拓片图像目标的稀疏轮廓模型,该模型可以准确地设定目标模式,模型组成部分 Gabor 轮廓基元可以通过扰动进行局部调整,得以适配甲骨拓片图像,在一定程度上提高了定位方法在目标区域存在遮挡情况下的鲁棒性.采用 Gabor 小波^[9]的叠加来生成甲骨拓片图像,可利用下式表示:

$$I = \sum_{i=1}^n c_i B_i + U \quad (3)$$

式中, B_i 表示小波基元; c_i 表示甲骨拓片图像相应各个小波集函数 i 的分解函数; U 表示残差图像; n 用于描述小波函数基元数量.

给定甲骨拓片图像 I_m ,采用共同勾画算法^[10]在 2.1 节给出的目标形状估计结果基础上,学习获得甲骨拓片图像目标轮廓模型:

(1)对甲骨拓片图像的灰度进行归一化处理,得到归一化处理后的局部能量:

$$\text{sum}1_m(x, y, s, \alpha) = |\langle I_m, B_{x,y,s,\alpha} \rangle|^2 / \sigma_m^2(s) \quad (4)$$

式中:

$$\sigma^2(s) = \sum_{\alpha} \sum_{(x,y) \in |D|} |\langle I_m, B_{x,y,s,\alpha} \rangle|^2 \quad (5)$$

式中, $|D|$ 表示甲骨拓片图像 I 的像素数量.

(2)求取局部最大值:对于各个 m ,以及全部 $(x, y) \in D$ 和全部 α ,计算:

$$\text{MAX1}(x, y, s, \alpha) = \max_{\alpha} \text{sum}1_m(x + d \cos \alpha, y + d \sin \alpha, \alpha + \delta) \quad (6)$$

式中, d 表示局部梯度方向; δ 表示二阶导数过零点.

(3)选取小波基元:在全部的 (x, y, α) 寻找使 $\sum_{m=1}^M h(\text{MAX1})(x, y, s, \alpha)$ 最大的 (x_i, y_i, α_i) ,即构成模板 $B_i = B_{x_i, y_i, s, \alpha_i}$ 的小波基元.各个小波基元被选取后,被所有训练图像共用,对于各个 m ,通过对下式进行局部最大化计算,可获得 $(x_{m,i}, y_{m,i}, \alpha_{m,i})$,使得:

$$\begin{aligned} r_{m,i} &= \text{MAX1}(x_i, y_i, s, \alpha_i) \\ &= \text{sum}1(x_{m,i}, y_{m,i}, s, \alpha_{m,i}) \end{aligned} \quad (7)$$

上式给出的满足条件等同于将 $B_i = B_{x_i, y_i, s, \alpha_i}$ 扰动获得 $B_{m,i} = B_{x_{m,i}, y_{m,i}, s, \alpha_{m,i}}$,学习到相应训练图像的

轮廓模型,利用下式计算出权重向量:

$$\lambda_i = \mu(\lambda_i) \left(\sum_{m=1}^M h(r_{m,i}) / M \right) \quad (8)$$

式中, $\mu(\lambda_i)$ 表示均值函数; $h(r_{m,i})$ 表示 *sigmoid* 函数; λ_i 表示权重向量. 对于各个 m , 计算各个甲骨拓片训练图像与其相应的可变形模板的匹配分数:

$$\text{sum2} = \text{sum1} + \lambda_i h[\text{MAX1}(x_i, y_i, s, \alpha_i)] - \log Z(\lambda_i) \quad (9)$$

式中, $Z(\lambda_i)$ 表示训练的甲骨拓片图像中局部能量的边缘分布.

(4) 假设满足 $i = n$, 则算法停止, 相反则返回至 (3) 步, 全部选出的小波基元构成了甲骨拓片图像目标轮廓模型.

2.3 定位分割结果的噪声检测与去除

通过交替的 *sum maps* 和 *max maps* 定位分割出目标区域, 利用基于距离约束的霍夫变换方法对分割后的目标区域内外边界噪声检测与去除, 排除噪声影响, 进一步确认目标.

计算获得二值化掩码图像 $\text{Mask}(x, y)$:

$$\text{Mask}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) > \text{threshold} \\ 0, & \text{if } I(x, y) \leq \text{threshold} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $I(x, y)$ 表示红色通道的甲骨拓片图像在像素点 (x, y) 处的亮度值; *threshold* 表示判定高光阈值.

由于甲骨拓片图像中目标区域亮度变化范围与幅度较大, 难以保证检测获得的高光区域边界与目标关键形状区域边缘图像中的噪声边缘完全相同. 为保证目标区域监测结果能够基本覆盖边缘图像的噪声边缘, 对目标区域 $\text{Mask}(x, y)$ 进行膨胀, 获得膨胀后的掩码图像, 将其作为目标检测的结果. 在完成甲骨拓片图像的目标区域检测与去除后, 获得边缘图像 $E(x, y)$, 即霍夫变换的输入图像. 在进行基于霍夫变换的目标图像边界定位时, 限定那些与目标中心距离在设定阈值内的边缘点参与投票, 排除图像目标区域周围的噪声影响, 同时减少目标自动定位计算时间.

3 实验结果与分析

为了验证基于稀疏活动轮廓模型的甲骨拓片图像的目标自动定位算法的有效性, 在 Intel i5-3210 CPU@2.50GHz, 内存为 4GB, 在仿真实验平台为 Matlab2014b 与 VS2010 下进行三次实验, 第一个实验是利用实际采集的甲骨拓片图像, 分析在复杂环境下, 所提基于稀疏活动轮廓模型的目标自动定

位及分割的实验结果. 第二个实验利用两幅甲骨拓片图像的自动定位数据, 对比分析所提基于稀疏活动轮廓模型的图像目标自动定位算法与基于单目视觉的静止目标定位算法以及基于图像行灰度熵的目标定位算法的性能, 第三个实验是比较所提基于稀疏活动轮廓模型的图像目标定位算法与根据形状信息进行图像目标定位算法的性能.

图 1、图 2 给出甲骨拓片图像目标自动定位及分割的实验结果, 图 1 中左侧用于描述已检测出的目标, 中间图表示目标定位结果, 右侧图表示目标分割结果. 图 1 表示检测出的图像目标区域和样本图像目标区域的观测角度相同, 通过共同勾画算法学习甲骨拓片图像目标的稀疏轮廓模型, 清晰地设定了目标模式, 同时构成该轮廓模型的轮廓基元能够通过扰动进行局部调节以适配图像, 在一定程度上提高了在目标发生形变情况下的鲁棒性, 结果表明基于稀疏活动轮廓模型的目标自动定位算法能够对目标未发生形变进行精确定位; 图 2 中甲骨拓片图像目标区域相对于图 1 给出的样本图像目标观测角度已发生变换, 结果表明, 基于稀疏活动轮廓模型的目标自动定位算法仍可以进行正确定位.

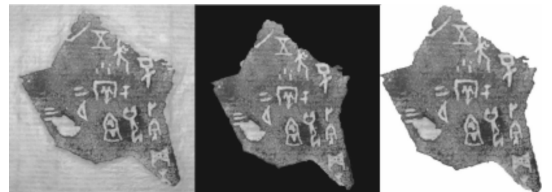


图 1 目标未发生形变时定位及分割结果

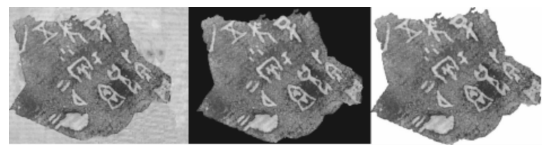


图 2 目标发生形变时定位及分割结果

实验中, 在采集的甲骨拓片图像中随机选取 40 张分辨率为 $425 \times 275 \times 4$ 和 $375 \times 256 \times 4$ 的目标小图像. 分别采用不同定位算法进行定位性能对比, 对比结果如表 1 所示. 表 1 中, Q 表示不同目标定位算法 (G, H, J 基于稀疏活动轮廓模型的图像目标自动定位算法与基于图像行灰度熵的目标定位算法以及基于单目视觉的目标定位算法), C 表示定位图像目标数目 (个), W 表示定位正确目标数目 (个), D 表示定位精度 (%), R 表示平均每张图像的定位耗时 (s).

表 1 不同定位算法的定位结果比较

Q	C/(个)	W/(个)	D/(%)	R/(s)
G	60	59	98.33	4.32
H	60	55	91.67	5.41
J	60	55	91.67	5.41

分析表 1 可以看出,基于图像行灰度熵的目标定位算法和基于单目视觉的目标定位算法的定位准确率相同,定位速度却略有差异.而所提基于稀疏活动轮廓模型的目标自动定位算法定位精度和定位时间均优于其他两种定位算法,主要原因在于所提算法借助高光区域边界与目标关键形状区域位置关系指导图像目标边界定位,并利用基于距离约束的霍夫变换,减少了目标自动定位时间.

为了进一步验证基于稀疏活动轮廓模型的图像目标自动定位算法的有效性,将所提算法与直接根据形状信息进行图像目标定位算法相比较.与实验 2 相同,在采集的甲骨拓片图像中随机选取 40 张目标小图像进行实验.在分辨率为 $425\times275\times4$ 和 $375\times256\times4$ 的目标图像进行实验.实验结果如表 2 所示.表 2 中,E 表示定位图像的分辨率(dpi),G 和 V 分别表示基于稀疏活动轮廓模型的目标自动定位算法和根据形状信息直接进行图像目标定位算法.

表 2 所提算法与直接定位算法性能对比

E/(dpi)	Q	C/(个)	W/(个)	D/(%)	R/(s)
$375\times256\times4$	G	70	69	98.57	6.54
	V	70	65	92.85	25.14
$452\times263\times4$	G	70	67	95.71	7.26
	V	70	64	91.42	29.65

从表 2 中可以看出,所提算法在分辨率为 $375\times256\times4$ 和 $452\times263\times4$ 中的定位准确率分别高达 98.57%和 95.71%,而根据目标形状信息直接进行目标定位算法的定位准确率分别为 92.85%和 91.42%,对比说明采用基于稀疏活动轮廓模型的甲骨拓片图像在定位精度上的优势.在甲骨拓片图像定位速度方面,所提基于稀疏活动轮廓模型的目标自动定位算法花费的时间远小于采用目标形状信息的直接定位算法.采用目标形状信息的直接定位算法在多次运行下的平均时间相比所提算法分别增加了约 18.6 s 和 22.39 s,验证了所提算法在目标自动定位速度上的优势.

4 结束语

针对当前图像目标定位算法对解决图像目标发生形变的条件下进行目标定位存在的问题,提出基于稀疏活动轮廓模型的甲骨拓片图像目标自动定位算法.实验结果表明,所提算法能够准确地对发生形变的甲骨拓片图像目标进行自动定位,且定位时间较短.为后续进行甲骨拓片缀合研究提供良好预处理手段.

参考文献:

[1] 张伟科. 基于改进的投影法的目标标识定位算法研究[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(2):53-55.

[2] 周方正,周治平. 融合边缘特征的 Prim 快速目标定位算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(1):108-114.

[3] 常天庆,王全东,郝娜,等. 基于信息融合的目标管理与被动定位方法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(9):1921-1935.

[4] 段振云,王宁,赵文珍,等. 基于高斯积分曲面拟合的亚像素边缘定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1):219-225.

[5] 刘欢,肖根福,欧阳春娟. 基于互学习的自适应 PSO 算法的亚像素定位研究[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(4):747-754.

[6] 林俊杰,蒋新华,胡蓉,等. 基于 Mean Shift 的改进型图像滤波算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(1):243-247.

[7] 邵校,陶建武. 基于单目视觉的静止目标定位方法[J]. 光子学报, 2016, 45(10):122-129.

[8] 季超,杨晓东,陈长青. 海天背景下舰船可见光图像目标区域定位方法[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(7):66-71.

[9] 曾庆化,潘鹏举,刘建业,等. 惯性信息辅助的大视角目标快速精确定位[J]. 航空学报, 2017, 38(8):188-200.

[10] 陈宁,杨永全. 基于纹理特征匹配的快速目标分割方法[J]. 电子设计工程, 2017, 25(23):39-42.

作者简介:

史小松 女,(1981-),讲师.研究方向为中文信息处理.
E-mail:Sxs_6712@163.com.

黄勇杰 男,(1981-),讲师.研究方向为数字图像处理.

刘永革 男,(1970-),教授.研究方向为中文信息处理.