



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报

2014

09

VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第19卷第9期（总第221期）

2014年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

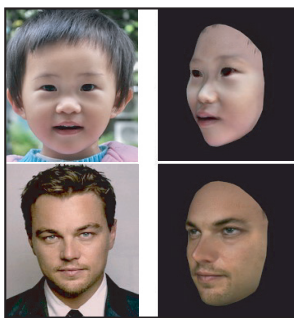
国内定价 50.00元



自适应对称自回归模型的压缩图像内插方法(第1268页)



加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪算法(第1316页)



结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建(第1349页)

综述

能量泛函正则化模型在图像恢复中的应用分析

李旭超, 刘海宽, 宋博 1247

图像处理和编码

融合最小化失真与模型保持的隐写算法

高瞻瞻, 汤光明, 张伟伟 1260

自适应对称自回归模型的压缩图像内插方法

刘婧, 干宗良, 崔子冠, 陈昌红, 朱秀昌 1268

基于能量泛函和视觉特性的全变分图像降噪模型

郭从洲, 秦志远, 时文俊 1282

分块策略实现图像椒盐噪声密度估计

林亚明, 李佐勇, 林叶郁 1288

图像分析和识别

Dempster-Shafer证据融合金字塔韦伯局部特征的表情识别

王晓华, 金超, 任福继, 胡敏 1297

运动捕捉数据中足迹的谱聚类检测方法

刘晓平, 陆劲挺, 谢文军 1306

加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪

王飞, 房胜 1316

面向瓦当文字识别的改进水平集骨架提取

邓茜芸, 周明全, 武仲科, 王醒策 1324

改进复杂网络模型的形状特征提取

阮瑞, 江波, 汤进, 罗斌 1332

几何特性二元关系的直线匹配

胡海霞, 李钢 1338

图像理解和计算机视觉

结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建

张剑, 何骅, 詹小四, 肖俊 1349

利用背景加权和选择性子模型更新的视觉跟踪算法

黄安奇, 侯志强, 余旺盛, 刘翔 1360

计算机图形学

对可控Bézier曲线的改进

严兰兰, 韩旭里 1368

医学图像处理

结合区域生长与灰度重建的CT图像肺气管树分割

彭双, 肖昌炎 1377

检测肺结节的3维自适应模板匹配

高婷, 龚敬, 王远军, 聂生东, 孙希文 1384

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Novel compression image interpolation method using adaptive symmetrical autoregressive models(P1268)



Visual tracking based on discriminative dictionary and weighted local features (P1316)



Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation (P1349)

Review

- Application analysis of regularization model of energy functional to image restoration
Li Xuchao, Liu Haikuan, Song Bo 1247

Image Processing and Coding

- Steganographic method combining minimum embedding distortion and model preservation
Gao Zhanzhan, Tang Guangming, Zhang Weiwei 1260
- Novel compression image interpolation method using adaptive symmetrical autoregressive models
Liu Jing, Gan Zongliang, Cui Ziguan, Chen Changhong, Zhu Xiuchang 1268
- TV image denoising model based on energy functionals and HVS
Guo Congzhou, Qin Zhiyuan, Shi Wenjun 1282
- Image salt-and-pepper noise estimation based on partitioning strategy
Lin Yaming, Li Zuoyong, Lin Yeyu 1288

Image Analysis and Recognition

- Research on facial expression recognition based on pyramid Weber local descriptor and the Dempster-Shafer theory of evidence
Wang Xiaohua, Jin Chao, Ren Fuji, Hu Min 1297
- Foot plant detection based on spectral clustering algorithm for motion capture data
Liu Xiaoping, Lu Jintong, Xie Wenjun 1306
- Visual tracking based on the discriminative dictionary and weighted local features
Wang Fei, Fang Sheng 1316
- Skeleton extraction using improved level set methods in eaves' text recognition
Deng Qianyun, Zhou Mingquan, Wu Zhongke, Wang Xingce 1324
- Improved shape feature extraction using complex network model
Ruan Rui, Jiang Bo, Tang Jin, Luo Bin 1332
- Line matching based on binary relations of geometric attributes
Hu Haixia, Li Gang 1338

Image Understanding and Computer Vision

- Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation
Zhang Jian, He Hua, Zhan Xiaosi, Xiao Jun 1349
- Visual object tracking method based on weighted background and selective sub-model update strategy
Huang Anqi, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng, Liu Xiang 1360

Computer Graphics

- Improvement of the modifiable Bézier curves
Yan Lanlan, Han Xuli 1368

Medical Image Processing

- Segmentation of pulmonary airway tree in CT images by combining region growing and grayscale reconstruction algorithms
Peng Shuang, Xiao Changyan 1377
- Three dimensional adaptive template matching algorithm for lung nodule detection
Gao Ting, Gong Jing, Wang Yuanjun, Nie Shengdong, Sun Xiwen 1384

中图法分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)09-1324-08

论文引用格式: Deng Q Y, Zhou M Q, Wu Z K, Wang X C. Skeleton extraction using improved level set methods in eaves' text recognition[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(9): 1324-1331. [邓茜芸, 周明全, 武仲科, 王醒策. 面向瓦当文字识别的改进水平集骨架提取[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1324-1331.][DOI:10.11834/jig.20140909]

面向瓦当文字识别的改进水平集骨架提取

邓茜芸, 周明全, 武仲科, 王醒策

北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875

摘要: 目的 瓦当是珍贵的历史文化遗产。为了进行瓦当的数字化保护和瓦当文字的自动识别, 针对瓦当图像高磨损、高噪声和拓扑复杂的特点, 提出基于梯度矢量场改进的 level set 骨架提取算法。方法 算法在传统 level set 骨架算法的基础上对中间函数进行改进, 引入基于修正梯度矢量场的中间函数替代传统的基于欧氏距离场的中间函数, 主要通过两次速度不同的波传播实现, 因此提高了算法的自动性和精确性。结果 面对构建的标准模型, 算法所提骨架线与标准骨架线的平均匹配度为 98.03%, 骨架均为单像素宽, 居中性良好。面对各种噪声, 本文算法所提骨架线与不加噪声骨架线的平均匹配度为 99.15%, 算法的抗噪性强。面对拓扑复杂模型, 算法得到的骨架与原图像拓扑一致性、连通性、光滑性良好。结论 实验结果表明, 本文算法提取的骨架性能良好, 算法抗噪性强, 对拓扑复杂物体亦有较好结果, 是一种有效的骨架提取算法。

关键词: 汉代瓦当; 文物保护; 骨架线; 水平集; 梯度矢量场

Skeleton extraction using improved level set methods in eaves' text recognition

Deng Qianyun, Zhou Mingquan, Wu Zhongke, Wang Xingce

College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: **Objective** Eaves are precious Chinese heritage which possess profound historical and cultural significance. However, eaves' characters images have obvious characteristics of high wear resistance, high noise and complex topology. In order to achieve eaves' characters recognition and make a contribution to digital protection of cultural heritage objects, a new method based on improved gradient vector flow field is proposed to extract skeleton of eaves' characters. **Method** The algorithm proposed in this paper is based on classic level set methods which are usually implemented by fast marching method. What is different is that traditional medial function of level set method is replaced by gradient vector flow based medial function, which is more automatic and accurate. It is also the innovation point of this paper. The new algorithm is mainly achieved by two wave propagations. **Result** Experiments verify the effectiveness and accuracy of the algorithm. The skeleton is 98.03% similar to the standard skeleton of specific models constructed by Matlab2012a. when Gaussian, multiplicative, salt and pepper noise are added into the image, we got a skeleton 99.15% similar to the former one without any noise in it. Improved level set method surpasses Hilditch thinning algorithm and distance transform algorithm and gets the best skeleton of eaves' characters, which is homotopy, thinness, centered and smoothness. **Conclusion** The results of the ex-

收稿日期: 2013-11-28; 修回日期: 2014-04-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(61271366, 61170170, 61170203); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(2012LYB49); 首都科技条件平台项目(Z131110000613062)

第一作者简介: 邓茜芸(1991—), 女, 北京师范大学计算机应用技术专业硕士研究生, 目前研究方向为医学图形图像骨架线提取和 3 维重建。E-mail: dengqianyun@mail.bnu.edu.cn

通信作者: 王醒策, E-mail: wangxingce@bnu.edu.cn

periments indicate that our algorithm proves to be a useful and effective technique to extract skeleton of 2D objects with complex topology.

Key words: eaves tiles; heritage conservation; centerline extraction; level set method; gradient vector flow

0 引言

瓦当是中国古代建筑材料之一,作用在于保护屋顶檐际的椽头、防止风雨侵蚀和美化建筑物,具有重要的历史、艺术、科学价值。但是,瓦当作为年代久远的历史文化遗产,由于自然和人为的原因受到了不同程度的破坏,必须要经过抢救和修复才能长期保存下去。近年来,随着信息化在考古学及文物保护领域中应用的不断深入,文物的数字化已显示出传统方法无可比拟的优势,成为文化遗产保护的重要手段。准确地提取瓦当文字的骨架线既是文字识别和保存中的重要步骤,也是进一步形态分析和文字演变的基础,因此受到越来越多学者的重视。

骨架作为一种优秀的形状表示方法,可以在保持物体拓扑结构的前提下,极大消除图像中的冗余信息。因此被广泛运用于图像压缩^[1]、匹配检索^[2]、形态分析^[3]等领域。目前主要的骨架提取算法大体分为两类:模板剥离细化方法和距离变化方法。经典的模板剥离算法^[4-6] Hilditch、Pavlidis、Rosenfeld 细化算法使用“层层剥离”的思想,运用删除模板,对目标物体进行多次迭代收缩。距离变换算法由 Niblack 等人^[7-8] 提出,它对图像进行距离变换,自外向内逐层进行跟踪、变换、剥离,直至区域为空。

瓦当文字图像具有高磨损、高噪声和拓扑复杂的特性,对骨架算法的抗噪性、鲁棒性和处理复杂拓扑的能力要求较高。对于模板剥离细化算法和传统距离变换算法,由于模板的限定性和距离计算的离散型,得到的骨架具有不光滑、毛刺多、连通性较差、抗噪性较差的缺点。Hassouna 等人^[9] 使用水平集方法 LSM 提取图像的骨架。水平集方法^[9-14] 是一种用于界面追踪和形状建模的数值技术,可以有效的处理拓扑结构的变化。但是,传统水平集方法的中间函数由最小欧氏距离场构造,使得骨架点与非骨架点代价函数值差异小、出现骨架点识别困难及3维扩展性差等缺点。本文通过引入了一种基于修正GVF场^[15-17]的新的中间函数帮助引导波面传导,改进传统的水平集算法。修正后的梯度矢量流场保持了原有空间均匀扩展性,同时扩大了骨架点与非骨

架点间代价函数的差距,使得重要的拓扑点更容易被自动识别。算法自动化程度高、鲁棒性强、稳定性好,对于分支和融合等复杂拓扑亦有良好的处理结果。

1 Level Set 骨架提取算法

1.1 水平集理论

水平集方法最早由 Osher 和 Sethian^[9] 提出,用于研究连续参数化曲线以曲率相关的速度演化的过程。其优点是在追踪复杂速度规则控制下的波传播方面表现良好,并且可以有效的识别分支、融合等复杂拓扑结构的变化。LSM 方法的核心思想是将正在演化的曲线看成一个更高维水平集函数的零水平集,从而将曲线演化问题转化为求解一系列隐式表达的偏微分方程。

考虑一条闭合曲线 C , 将平面分成曲线内部区域 Ω_{in} 和曲线外部区域 Ω_{out} 两个部分。水平集函数定义为标量函数 $\varphi(x, y, t)$, 表示 t 时刻平面上的点 (x, y) 到曲线 C 的最短欧氏距离。 t 时刻曲线的演化位置由该时刻水平集函数 $\varphi(x, y, t)$ 等于 0 的点组成,即由该时刻的零水平集组成。其约束方程为

$$\varphi(x, y, t) = 0 \quad (1)$$

对方程(1)等式两边关于时间 t 求偏导数,得

$$\varphi_t + \varphi_x \frac{dx}{dt} + \varphi_y \frac{dy}{dt} = 0 \quad (2)$$

假设曲线 C 上点 (x, y) 的运动速率为 $F(x, y)$, 运动方向是曲线 C 在该点的法线方向。则曲线 C 的演化可以表示为^[11]

$$\varphi_t - F|\nabla\varphi| = 0 \quad (3)$$

1.2 FMM 数值解法

快速匹配算法(FMM)是数值求解方程式(3)的经典方法,它的计算复杂度为 $O(N\log N)$ 。曲线 C 演化经过平面中点 (x, y) 的时刻 t 记为 $T(x, y)$, C 上点 (x, y) 的运动速率记为 $F(x, y)$ 。曲线 C 的演化过程满足程函方程^[12]

$$|\nabla T(x, y)| F(x, y) = 1.0 \quad (4)$$

利用逆向差分法,可以得到方程式(4)的稳定解。

$$\max(D_{x,y}^{-x}T(x,y), 0)^2 + \min(D_{x,y}^{+x}T(x,y), 0)^2 + \max(D_{x,y}^{-y}T(x,y), 0)^2 +$$

$$\min(D_{x,y}^{+y}T(x,y), 0)^2 = F(x,y)^{-2} \quad (5)$$

$$D_{x,y}^{+x} = \frac{T(x+1,y) - T(x,y)}{h}$$

$$D_{x,y}^{-x} = \frac{T(x,y) - T(x-1,y)}{h}$$

$$D_{x,y}^{+y} = \frac{T(x,y+1) - T(x,y)}{h}$$

$$D_{x,y}^{-y} = \frac{T(x,y) - T(x,y-1)}{h}$$

式中, $D_{x,y}^{+x}, D_{x,y}^{+y}$ 分别表示 x, y 的前向差分算子, $D_{x,y}^{-x}, D_{x,y}^{-y}$ 分别表示 x, y 的后向差分算子。 h 表示时间步长。

1.3 高速模型

两点间的最小累计代价路径问题和两点间的骨架线问题在定义上非常相似, $T(x, y)$ 也可以被看做曲线从初始位置开始演化到点 (x, y) 过程中的最小路径代价。只要恰当的定義两点间的路径代价函数 $K(x, y)$, 两个骨架点间代价最小的路径即可视为骨架线^[11, 18], 求解骨架线的问题简化为求解最小代价路径的问题。

为表示简便, 以下用大写字母 X, P, Q 表示 2 维平面中的像素点。 X 等价于 (x, y) 。

考虑最低成本路径问题, 假设从已知起始点 P 到目标点 X , 可以找到一条路径 $R(s)$ ($0 < s < l, l$ 表示 P 到 X 的路径长度) 使得累计路径代价最小。 $R(s)$ 是路径曲线的参数化表示形式, 而 $R(0) = P, R(l) = X$ 。那么最小路径代价 $T(X)$ 定义为

$$T(X) = \min_{R_{PX}} \int_0^l K(R(s)) ds \quad (6)$$

R_{PX} 表示从点 P 到点 X 的所有路径的集合。 $K(X)$ 定义为曲线 C 从初始位置演化到点 X 的路径代价。 Hassouna^[11] 代价函数的构建方法是:

$$K(X) = \exp(-\alpha\lambda(X)), \alpha \geq 0 \quad (7)$$

参数 α 控制波面的传播速度。 $\lambda(X)$ 表示中间函数, 它是一个在图像局部区域内给骨架点分配更大权值的标量函数。即对于原始图像局部区域中的骨架点 P 和非骨架点 Q , 总是有 $\lambda(P) > \lambda(Q)$ 。 Hassouna 代价函数的优点是, 在高速波传播下, 骨架点的传播速度大大快于非骨架点的传播速度。因此骨架点总是波面最顶端的点, 即波面在骨架点处拥有局部最大的曲率, 可以通过求解局部最大曲率点来求解骨架点。

将式(6)代入 Eikonal 方程得到控制波面传播的速率函数

$$F(X) = \frac{1}{|\nabla T(X)|} = \frac{1}{K(X)} = e^{\alpha\lambda(X)}, \alpha \geq 0 \quad (8)$$

2 基于 GVF 的改进算法

Hassouna 等人提出的水平集骨架算法简单地使用最小欧氏距离场 $d(X)$ 作为中间函数 $\lambda(X)$, 用来构造代价函数 $K(X)$ 和速率函数 $F(X)$ 进行水平集曲线的演化求解。 $d(X)$ 是一个标量场, 它在每个像素点的取值为该像素点到物体边界的最小欧氏距离。由于骨架点总是拥有到物体边界的局部最大距离, 因此直观来说 $d(X)$ 是个不错的中间函数。但是 $d(X)$ 至少有以下 4 个缺点: 1) 在图像内部各项同质区域, $d(X)$ 不能平滑变换, 可能产生奇点, 必须采用平滑函数处理, 但是平滑过程中可能会去掉水平集波面的最大曲率点, 使得骨架求取结果出现错误; 2) 基于 $d(X)$ 构造的代价函数值对骨架点和非骨架点差异不明显, 使得识别骨架点困难; 3) $d(X)$ 只计算每个像素点与物体最近边界的距离, 因此只反映了像素点局部邻域的信息, 而非全局信息; 4) 若采用此算法实现 3 维物体骨架线提取时, $d(X)$ 作为中间函数生成的骨架多为 2 维骨架面, 而非 1 维骨架线^[17]。此外, 传统水平集的方法需要手动初始化, 算法自动性较差。因此, 为了得到性能更为良好的骨架算法, 必须构造更为精细的中间函数, 有鉴于此, 本文引入了基于 GVF 的中间函数 $\tilde{W}(P)$ 。

给定二值图像 $I, O(X)$ 表示图像在点 X 的像素灰度值。 $f(X)$ 是二值图像的一个边缘映射^[19]:

$R^2 \rightarrow R$, 定义为 $f(X) = -O(X)$ 。 $\frac{\partial f}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial y}$ 分别表示 $f(X)$ 在 x 和 y 方向上的偏导数。 $\nabla f(X)$ 表示 $f(X)$ 的梯度, 且 $\nabla f(X) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right)$ 。

2.1 梯度矢量流场的定义

梯度矢量流场 (GVF) 是由 Xu 和 Prince^[16] 引进的一种使用双向力场来推动波面演化的方法。它对传统 Snake^[15] 方法进行改进, 使得曲线可以收敛于凹形边缘, 最早应用于图像轮廓的提取^[20]。梯度矢量流场的工作原理是参数化曲线在自身内力和图像外力的共同作用下, 从初始位置开始朝着所期望的目标轮廓移动, 直到运动曲线与目标轮廓相匹配。

对于GVF方法时间复杂度高的问题, Ren等人^[21]引入非精确增广拉格朗日方法(IALM), 提高了计算速度。

GVF定义为矢量场 $\mathbf{W}(\mathbf{X}) = [u(\mathbf{X}), v(\mathbf{X})]^T$, 它使得能量函数 $E(\mathbf{W})$ 最小。GVF是一个无旋外力场, 它从力平衡的角度出发, 而不是像其他方法一样直接使用一个变量方程来表示外力场。在图像边界附近, 梯度矢量流场的方向指向图像边界; 而在边界内部和外部的同质区域, 梯度矢量流场平滑地变化并最终扩展到整个空间, 这使得算法对初始曲线的位置与形态要求大大降低。

梯度矢量流场是使能量函数最小化的向量场, 即

$$E(\mathbf{W}) = \iint (\mu(|\nabla u(\mathbf{X})|^2 + |\nabla v(\mathbf{X})|^2) + |\nabla f(\mathbf{X})|^2 |\mathbf{W}(\mathbf{X}) - \nabla f(\mathbf{X})|^2) d\mathbf{X} \quad (9)$$

能量方程式(9)遵循的基本原则是在图像中的同质均匀的区域使得梯度矢量流场平滑变换, 并保持稳定。式中的 μ 是规范化参数, 它作为一个权值用于平衡加号前后两项, 其值由图像中的噪声水平确定, 噪声越高, μ 值越大。

梯度矢量流场通过迭代地求解以下的欧拉方程^[16]来实现, 即

$$\begin{aligned} \mu \nabla^2 u(\mathbf{X}) - \left(u(\mathbf{X}) - \frac{\partial f}{\partial x} \right) |\nabla f(\mathbf{X})|^2 &= 0 \\ \mu \nabla^2 v(\mathbf{X}) - \left(v(\mathbf{X}) - \frac{\partial f}{\partial y} \right) |\nabla f(\mathbf{X})|^2 &= 0 \end{aligned} \quad (10)$$

∇^2 指拉普拉斯算子。引入表示迭代的次数的时间参数 t , 把 $u(x, y)$ 和 $v(x, y)$ 分别看成 t 的函数 $u(x, y, t)$ 和 $v(x, y, t)$ 。则梯度矢量流场的各分量可以通过下面的方程迭代求得

$$\begin{aligned} u_t(x, y, t) &= \mu \nabla^2 u(x, y, t) - \left(u(x, y, t) - \frac{\partial f}{\partial x} \right) |\nabla f(x, y)|^2 \\ v_t(x, y, t) &= \mu \nabla^2 v(x, y, t) - \left(v(x, y, t) - \frac{\partial f}{\partial y} \right) |\nabla f(x, y)|^2 \end{aligned} \quad (11)$$

当迭代次数逐渐增大时, 等式(11)逐渐收敛到方程式(10)的解。 $u_t(x, y, t)$ 表示 $u(x, y, t)$ 关于时间的差分算子, $v_t(x, y, t)$ 表示 $v(x, y, t)$ 关于时间的差分算子。等式(11)的详细解法参见文献^[16]。

以上的梯度矢量流场指向图像的边界, 需要对其进行修正使其能够指向模型的骨架。边界外部的

梯度矢量流场方向不需要修正, 分别修正图像边界和边界内部的梯度矢量流场方向就能使其从收敛到图像的边界改为收敛到图像的骨架。

设 $\mathbf{P}, \mathbf{Q}$ 为2维图像中的两个像素点, P_x, P_y 表示 $\mathbf{P}$ 点的位置坐标, Q_x, Q_y 表示 $\mathbf{Q}$ 点的位置坐标。则点 $\mathbf{P}$ 的8邻域 $N_8(\mathbf{P})$ 可以定义为

$$N_8(\mathbf{P}) = \{ \mathbf{Q} | \mathbf{Q} \neq \mathbf{P} \text{ 且 } \sqrt{(P_x - Q_x)^2 + (P_y - Q_y)^2} \leq \sqrt{2} \} \quad (12)$$

对梯度矢量流场的修正方法如下:

1) 对属于图像边缘内部 Ω_{in} 的像素, 翻转其梯度矢量流场方向

$$\tilde{\mathbf{W}}(\mathbf{P}) = -\mathbf{W}(\mathbf{P}), \mathbf{P} \in \Omega_{in} \quad (13)$$

2) 对属于图像边缘 C 的像素, 用其8邻域中非边界像素的梯度矢量流场值的平均值替换其原始值

$$|\tilde{\mathbf{W}}(\mathbf{X})| = \frac{1}{n} \sum |\mathbf{W}(\mathbf{Q})| \quad (14)$$

$\mathbf{Q} \in N_8(\mathbf{P}) \text{ 且 } \mathbf{Q} \notin C$

式(14)中的 n 为 $\mathbf{P}$ 的8邻域中非边界像素的数目。图1是长方形的GVF在修正前后的对比图。图1(a)是一个长方形, 分析它在灰框内区域的GVF分布情况。图1(b)(c)分别是原始梯度矢量流场和修正后的梯度矢量流场在长方形局部的分布情况。可以清楚地看到修正前的梯度矢量流收敛到长方形边缘, 而修正后的梯度矢量流场收敛到长方形的骨架。

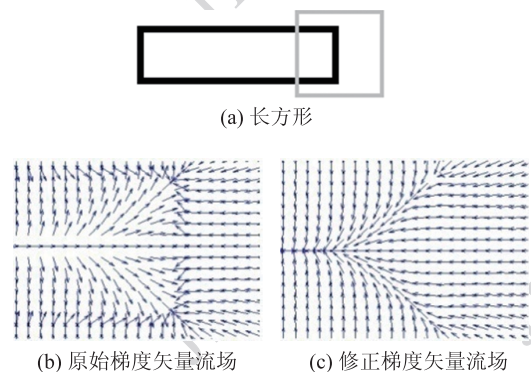


图1 长方形的梯度矢量场及其修正

Fig. 1 Rectangle's GVF and modified GVF

GVF构造了中间函数 $\lambda(\mathbf{X})$ 的方法, 定义为

$$\lambda(\mathbf{X}) = |\tilde{\mathbf{W}}(\mathbf{X})| \quad (15)$$

修正后的梯度矢量流场构造的中间函数 $\lambda(\mathbf{X})$ 有4个优点:

1) GVF场解决了凹边界的弱收敛问题, 能够很

好的收敛到模型的骨架,而非边界;

2)在边界内部和外部的同质区域,梯度矢量流场平滑地变化并最终扩展到整个空间,算法对初始曲线的位置与形态要求大大降低;

3)骨架点和非骨架点的代价函数差距更明显,从而有利于分支点、融合点等重要拓扑点的识别;

4)中间函数为每个点分配权值时考虑到更多的边界点,从而比欧氏距离场反映更多的全局信息。

2.2 基于GVF改进的Level Set算法基本步骤

1)构建最小距离场 $d_0(X)$,寻找波传播源点 P_0 。2维图像点 P 的最小距离定义为点 P 到物体边界 C 的最小欧氏距离。中心点 P_0 定义为图像中距离边界最远的点,即全局具有最大的最小距离值的点。本文使用欧式距离计算两个像素点间的距离,即点 P 与 Q 之间的距离被描述为

$$dis(P, Q) = \sqrt{(P_x - Q_x)^2 + (P_y - Q_y)^2} \quad (16)$$

2)第1次波传播。以 P_0 为源点,做低速波传播,形成距离场 $d_1(X)$ 。波传播使用的速率函数为 $F = e^{\alpha|\tilde{W}(X)|}$ 。参数 α 控制波传播的速度。 $|\tilde{W}(X)|$ 是基于修正梯度矢量场的中间函数。使用FMM方法迭代求得的 T 值形成新的距离 $d_1(X)$,离散化 $d_1(X)$ 得到离散距离场

$$d_2(X) = \lceil d_1(X) \rceil \quad (17)$$

根据离散距离场构建簇图,具有相同 $d_2(X)$ 值的像素点被归为同一簇。

3)确认重要拓扑点。图2表示水平集簇图(LSG),它用以识别重要拓扑点。LSG图的每一个节点表示一个簇,其上数字表示簇的序号值。相邻的两个簇用一条弧连接起来。两个簇相邻定义为一个簇中含有一个像素点与另一簇中的某一像素点相邻。如图3所示,LSG包含3类特殊的簇:分支簇,它至少拥有两个较大序号值的邻簇;合并簇,它至少拥有两个较小序号值的邻簇;端点簇,它有且只有一个邻簇。LSG图实际上是一棵树,树的根节点是中心点 P_0 所在的簇,标记为0号簇。按照图像遍历顺序,将0号簇的邻簇依次标记为1号簇、2号簇、3号簇、……;然后依次对1号簇、2号簇、3号簇、……的邻簇进行标记,直到标记完图像中所有的簇。容易得知,树的最底层叶子节点具有最大的簇值,且均为端点簇。从0号簇开始,遍历LSG图,即可找到3类特殊的簇。把分支

簇、合并簇、端点簇中几何位置居中的一个像素点分别标记为分支点、融合点和端点。

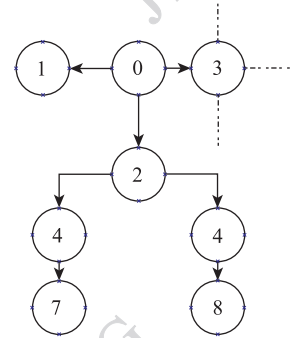


图2 LSG图

Fig. 2 LSG graph

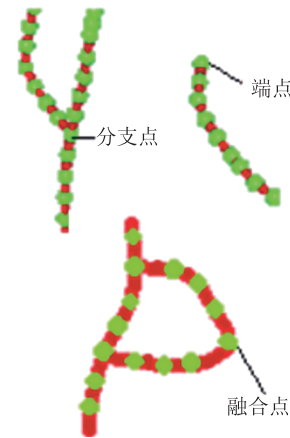


图3 关键拓扑点

Fig. 3 Key topology point

4)第2次波传播。以 P_0 为源点,做高速波传播,形成距离场 $d_3(X)$ 。波传播的速度由速率函数 F 的参数 α 控制。由高速模型可知,在高速波传播下,骨架点比非骨架点运动的快,速度越快这种趋势越明显。因此,骨架点总是位于传播波面的头部,即传播波面的最大曲率点。通过查找波面上拥有局部最大曲率的点来找到骨架点,提高波传播的速度有助于更容易地识别出骨架点。

5)骨架线提取。根据高速模型,两个骨架点之间的最小代价路径即为骨架线。对于单根骨架线而言,采用从一个骨架点出发沿最小累计代价路径回溯,直到到达下一个骨架点为止的方法来提取骨架线,绘制回溯路径即可得到单根的骨架线。对于整体骨架线而言,使用从拓扑点出发,沿传播波面最大曲率点回溯,直到到达中心点或者到达已经提取出来的骨架线为止。

3 算法实验和结果分析

为了对本文算法进行全面验证, 在 Borland C++ Builder 6 环境下设计了 3 组实验。实验 1 验证对于标准几何模型算法的有效性; 实验 2 验证算法的抗噪性; 实验 3 对于瓦当数据比较本文算法与其他算法的骨架提取效果。

3.1 算法精度测试

实验 1 验证对于标准几何模型算法的精度度。图 4(a) 为 Matlab 2012a 构建了标准 2 维模型, 使用的图像大小均为 200×200 像素。图 4(b) 为模型函数计算得到的标准骨架线, 图 4(c) — (f) 分别为本文算法、Hilditch 算法、Pavlidis 算法和距离变换算法提出的骨架线。为了评价骨架算法的精度度, 引入简单直观的集合论^[22]方法。在大小为 L 的网格 R_L 上定义标准骨架图像为 I_1 , 某算法提取的骨架图像为 I_2 。用 1 表示骨架点, 0 表示背景点, 则集合 A 、 B 分别表示 I_1 和 I_2 图像中骨架点的集合, $A = \{X | X \in R_L \text{ 且 } I_1(X) = 1\}$, $B = \{X | X \in R_L \text{ 且 } I_2(X) = 1\}$ 。在大小为 L 的网格上, 对于某位置 X , 若有 $I_1(X) = 1$ 且 $I_2(X) = 1$, 记为情况 a_1 ; 若有 $I_1(X) = 1$ 或 $I_2(X) = 1$, 记为情况 a_2 ; 若有 $I_1(X) = 0$ 且 $I_2(X) = 0$, 记为情况 a_3 。骨架匹配度 m 定义为 I_2 与 I_1 的匹配程度, 即网格上所有具有情况 a_1 的点的数目与具有情况 a_2 点的数目之比。骨架匹配度综合反映了骨架的居中性、拓扑一致性、连续性等信息。表 1 为骨架线匹配度计算结果表。骨架匹配度的计算方法为

$$m = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \times 100\% \quad (18)$$

实验结果表明, 与其他 3 种算法相比, 本文算法的骨架匹配度最高, 即与标准骨架拓扑更接近, 在连通性、居中性、拓扑一致性上表现得最好。具体来说, 由长方形图像和六角形图像可以看出, 较 Hilditch 和 Pavlidis 算法而言, 本文算法得到的骨架线更好地保留了原图像的拓扑结构。由圆环图像可以看出, 较 Pavlidis 算法而言, 本文算法得到的骨架线居中性更为良好; 较距离变换算法和 Hilditch 算法而言, 本文算法得到的骨架线更为连续和光滑, 毛刺更少。因为本文算法避免了传统模板剥离算法的模板局限性, 对拓扑复杂的物体 (如六角星) 处理的灵活性更强。而且, 本文算法不受删除模板限制, 对图像细节的处理较好, 既不会丢失细节信息, 也不会

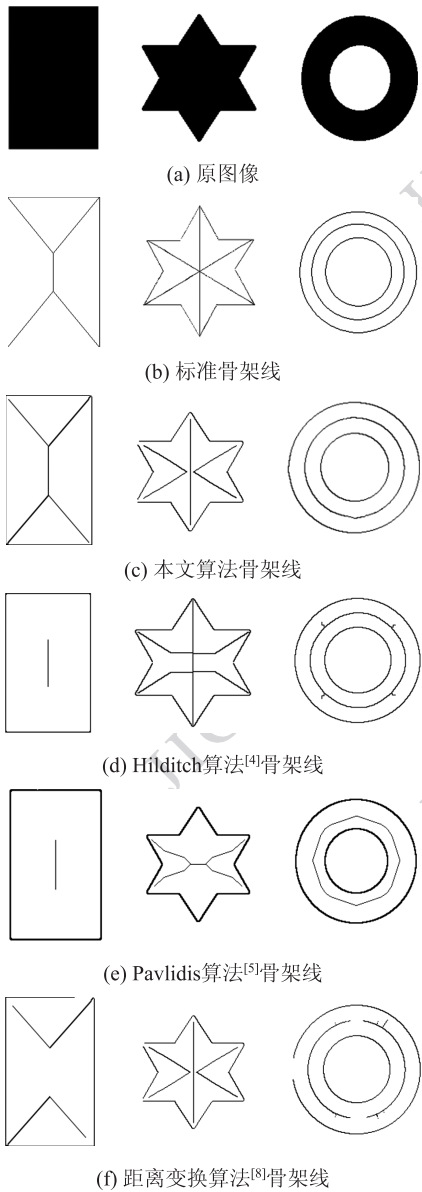


图 4 标准模型骨架线提取结果比较
Fig. 4 Standard model's skeleton comparison

保留过多细节信息。

表 1 标准模型骨架线匹配度比较
Table 1 Comparison of skeleton match rate

形状	骨架匹配度/%			
	本文算法	Hilditch	Pavlidis	距离变换
矩形	96.25	10.82	10.76	80.48
正六角星	98.65	90.26	1.39	98.78
圆环	99.17	96.70	6.38	87.65
平均骨架匹配度	98.02	65.93	6.18	88.97

3.2 算法抗噪性测试

针对瓦当图像高噪声的特点,本文针对高斯、椒盐和乘性噪声对算法进行抗噪性测试。因为算法引进了具有稳定和抗噪优良性能的梯度矢量流场,同时GVF场构建的中间函数使骨架点与非骨架点的代价函数差异更为明显,提高了程序自动识别重要的拓扑点的准确性,使得算法的鲁棒性更强。图5(a)为瓦当文字小篆“汉”。图5(b)~(d)分别为加入参数0.05的高斯噪声、参数0.05的椒盐噪声和乘性噪声后的图像。噪声对图像边缘磨损比较严重,图像边缘模糊对于需要边界的识别普通水平集算法来说是致命的,但改进后的算法却能很好地提取出骨架。实验结果表明,加入3种噪声后得到的骨架与不加噪声得到的骨架间匹配度分别为99.23%、99.31%、98.91%,平均骨架匹配度(99.15%),在可接受的误差范围内小于1%,说明本算法对于高斯、椒盐和乘性噪声具有较强的鲁棒性。

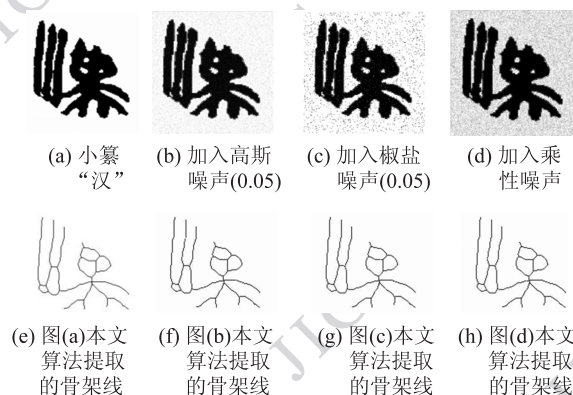


图5 算法抗噪性测试

Fig. 5 Anti-noise capability tests

3.3 瓦当数据结果比较

图6(a)是汉代瓦当“汉并天下”的拍摄图像。图6(b)是经过图像分割技术得到的瓦当文字,为了单独评测算法对于拓扑复杂图像的处理能力,本文对瓦当文字进行了降噪预处理。图6(c)~(e)是使用本文算法、Hilditch算法和距离变换算法对瓦当文字提取骨架线的结果。瓦当文字具有分支多(小篆“汉”、“天”)、部分区域呈深凹形状(小篆“下”)的特点。由实验结果可以看到,Hilditch算法受限于固定的删除模板,只能对部分图像具有不错的处理效果,在多处不能保证骨架单像素宽的特性。而本文算法使用水平集思想,具有模型无关性,对于大多数图像都有很好的处理效果。距离变换算法由于距离

场的离散性,所得骨架的连续性差,骨架毛刺多。而本文算法所得骨架的连续性和光滑性好,因为梯度矢量流场的能量函数在双向力场的作用下演化,对于曲线有很好的平滑效果。对于小篆“汉”左部模糊和笔画交联区域,Hilditch算法和距离变换算法对此类噪声敏感而使得模糊区域的骨架出现毛刺或拓扑不一致的部分,而本文算法得到了平滑和拓扑基本一致的骨架结果。在小篆“天”字顶部区域和小篆“下”中下部区域同样出现了上述情况。实验结果显示,使用本文骨架算法得到的瓦当文字骨架线保持了原图像的拓扑结构,具有连通、居中、单像素宽的特性,属于性能良好的骨架线。



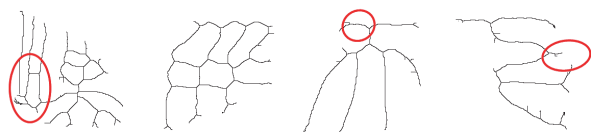
(a) 汉瓦当“汉并天下”图像(发掘于西安)



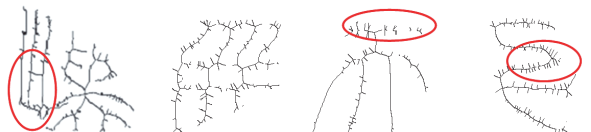
(b) 图像分割技术分割出的瓦当文字



(c) 本文算法提取出来的骨架线



(d) Hilditch算法提取的骨架线



(e) 距离变换算法提取的骨架线

图6 3种算法提取瓦当骨架线结果

Fig. 6 Eaves' characters' skeleton abstracted by three algorithms

4 结 论

本文提出一种新的骨架线提取方法, 并把该方法应用到汉代瓦当文字图像的骨架提取中。与传统的水平集骨架算法不同的是, 该算法对中间函数进行了改进, 舍弃了最小距离场函数, 引入了基于修正梯度矢量流场的中间函数。算法通过修正梯度矢量流场, 使用全局信息, 构造更好区分骨架点的代价函数, 使得算法具有更好的鲁棒性和自动性。实验结果证明, 算法不仅保持了原有水平集骨架线算法居中、连续性、单像素宽特性, 同时拓展其拓扑同构、鲁棒和3维扩展性能。该算法不受删除模板的限制, 能够准确提取不同类型图像的骨架, 具有重要的理论研究价值和实际应用价值, 适用性广泛。在后续研究中, 希望进一步拓展中间函数并提高算法效率。

参考文献 (References)

- [1] Gayathri S, Sridhar V. An improved fast thinning algorithm for fingerprint image[J]. *Int. J. Engineering Science and Innovative Technology*, 2013, 2(1): 264-270.
- [2] Gatram R M B, Babu B R, Srikrishna A, et al. Shape matching and recognition using hybrid features from skeleton and boundary[J]. *International Journal of Computers & Technology*, 2013, 7(2): 558-564.
- [3] Avola D, Cinque L, Levialdi S, et al. Human body language analysis: a preliminary study based on kinect skeleton tracking[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2013, 8158: 465-473.
- [4] Hilditch C J. Comparison of thinning algorithms on a parallel processor[J]. *Image and Vision Computing*, 1983, 1(3): 115-132.
- [5] Pavlidis T. A thinning algorithm for discrete binary images[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1980, 13(2): 142-157.
- [6] Dyer C R, Rosenfeld A. Thinning algorithms for gray-scale pictures[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1979, 12(1): 88-89.
- [7] Niblack C W, Gibbons P B, Capson D W. Generating skeletons and centerlines from the distance transform[J]. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1992, 54(5): 420-437.
- [8] Xu C, Xiao X, Luo Y, et al. New skeleton extraction method based on distance transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 12: 2851-2856.
- [9] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. *Journal of computational physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [10] Farag A A, Hassouna M S. Theoretical foundations of tracking monotonically advancing fronts using fast marching level set method[R]. Louisville: University of Louisville, 2005.
- [11] Hassouna M S, Farag A A. Robust centerline extraction framework using level sets[C]//Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D. C.: IEEE, 2005, 1: 458-465.
- [12] Yang Z, Guo F, Dong P. Robust skeleton extraction of gray images based on level set approach[J]. *Journal of Multimedia*, 2013, 8(1): 24-31.
- [13] Szwedowski T D, Fialkov J, Pakdel A, et al. An optimized process flow for rapid segmentation of cortical bones of the cranio-facial skeleton using the level-set method[J]. *Dento Maxillo Facial Radiology*, 2012, 42(4): 1-6.
- [14] Luo H G, Zhu L M, Ding H. A survey on image segmentation using active contour and level set method[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(3): 301-309. [罗红根, 朱利民, 丁汉. 基于主动轮廓模型和水平集方法的图像分割技术[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(3): 301-309.] [DOI: 10.11834/jig.20060349]
- [15] Xu C, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369.
- [16] Xu C, Prince J L. Gradient vector flow: A new external force for snakes[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, NY, USA: IEEE, 1997: 66-71.
- [17] Hassouna M S, Farag A A. On the extraction of curve skeletons using gradient vector flow[C]//Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2007: 1-8.
- [18] ACohen L D, Kimmel R. Global minimum for active contour models: A minimal path approach[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 24(1): 57-78.
- [19] Bhatia H, Jadhav S, Bremer P T, et al. Edge maps: representing flow with bounded error[C]//Pacific Visualization Symposium, Homy Kong, China: IEEE, 2011: 75-82.
- [20] Shivakumara P, Phan T Q, Lu S J, et al. Gradient vector flow and grouping based method for arbitrarily-oriented scene text detection in video images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013, 23(10): 1729-1739.
- [21] Ren D W, Zuo W M, Zhao X F, et al. Fast gradient vector flow computation based on augmented lagrangian method[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(2): 219-225.
- [22] Bouix S, Martin-Fernandez M, Ungar L, et al. On evaluating brain tissue classifiers without a ground truth[J]. *Neuroimage*, 2007, 36(4): 1207-1224.