



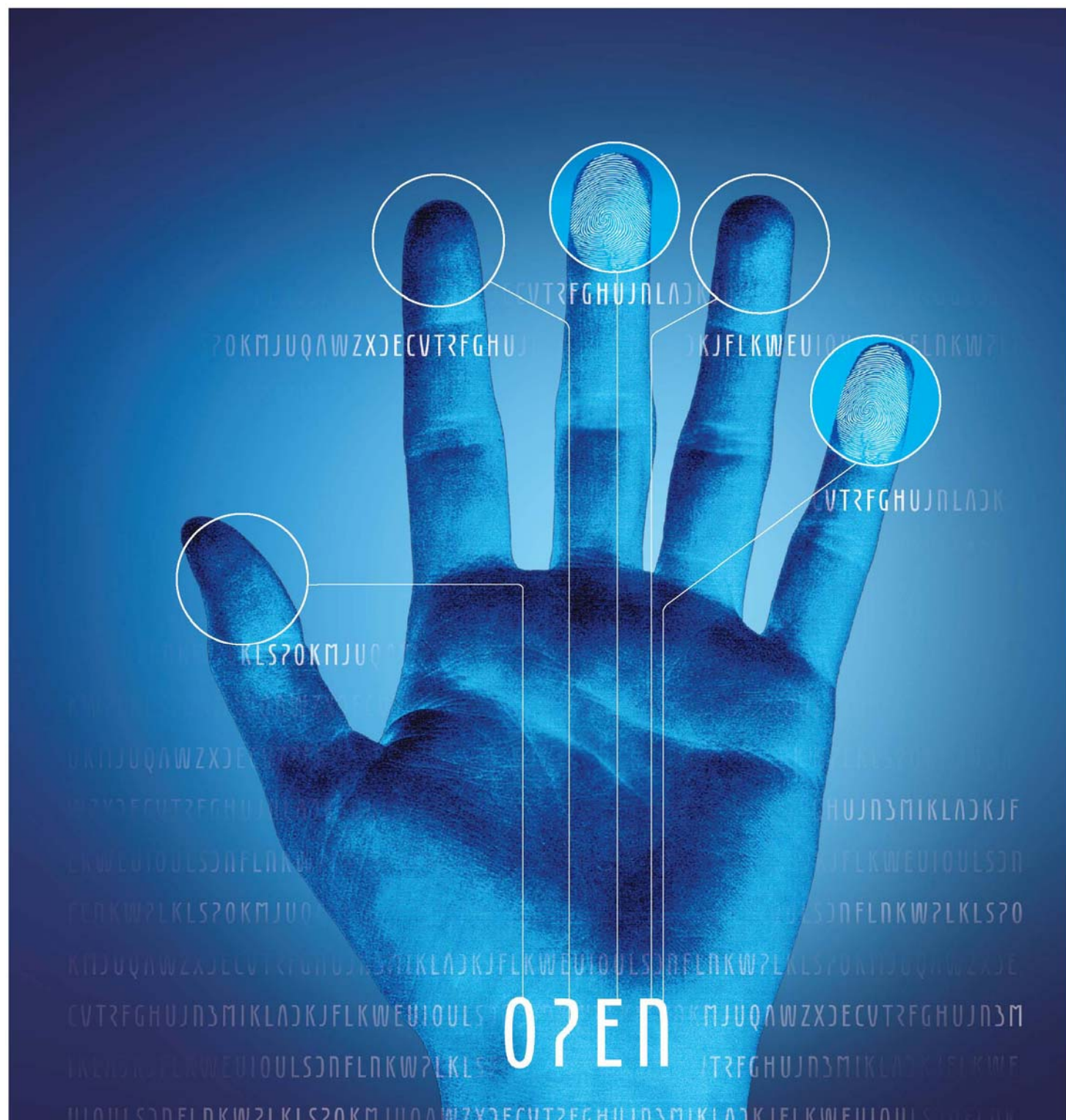
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

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

中国图象图形学报

2013
07
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第18卷第7期 (总第207期)

2013年7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。所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。本刊所有图片均为非商业目的使用。

Copyright

2013 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 010-82614429

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

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店, 邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100044)

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 010-82614429

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100044, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

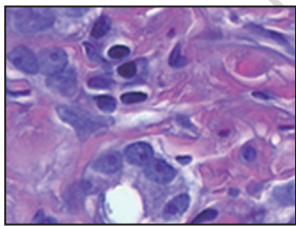
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

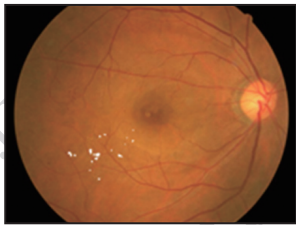
国内定价 50.00元



彩色纹理图像恢复的非局部TV模型 (第753页)



基于Nyström密度值逼近的减法聚类 (第790页)



RBF神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测 (第859页)

图像处理和编码

各向异性的均衡化网状扩散模型 熊辉, 赖剑煌	731
特征提取和匹配的图像倾斜校正 钟金荣, 杜奇才, 刘炎, 林嘉宇	738
先进边界区分噪声检测的改进算法 祁冰露, 黄宴委, 陈少斌	746
彩色纹理图像恢复的非局部TV模型 端金鸣, 潘振宽, 台雪成	753
相似性约束的视频超分辨率重建 张义轮, 干宗良, 朱秀昌	761

图像分析和识别

低质量指纹图像方向场提取 卞维新, 徐德琴, 俞庆英	768
方向微分分块统计的运动模糊方向鉴别 李均利, 储诚曦	776
参数自适应的KPCA先验形状约束目标分割 沈霖, 李元祥, 周则明	783
基于Nyström密度值逼近的减法聚类 孙志海, 孔万增	790
空间目标检测序列图像中恒星目标抑制 黄宗福, 孙刚, 陈曾平	799

图像理解和计算机视觉

人体动作的超兴趣点特征表述及识别 王扬扬, 李一波, 姬晓飞	805
轮廓编组中的线索合并模型 王娇, 罗四维, 钟晶晶, 邹琪	813
全局图像特征分析与实时层次化消失点检测 孙愿, 卢鸿波, 张志敏	818
彩色图像特征捆绑的自动模型构建 徐洁, 邓红霞, 李海芳	829

计算机图形学

偏离映射的烙画风格绘制 钱文华, 徐丹, 岳昆, 官铮, 普园媛	836
点云模型法矢调整优化算法 孙金虎, 周来水, 安鲁陵	844

医学图像处理

基于惩罚最大似然优化模型的各向异性约束磁共振成像方法 邓梁, 史仪凯, 张均田	852
RBF神经网络和阈值分割实现视网膜硬性渗出自动检测 高玮玮, 沈建新, 王玉亮	859

遥感图像处理

衡量结构保持性能的SAR图像去噪质量评价 唐益明, 杨学志	866
地面LiDAR数据中建筑轮廓和角点提取 童礼华, 程亮, 李满春, 陈焱明, 王亚飞, 张雯	876

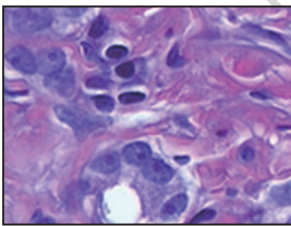
《中国图象图形学报》论文摘要写作要求	884
--------------------	-----

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Non-Local TV models for restoration of color texture images (P753)



Density value approximation for subtractive clustering based on Nyström method (P790)



Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation (P859)

Image Processing and Coding

Equalized net diffusion model based on the anisotropy diffusion Xiong Hui, Lai Jianhuang	731
Robust method of skew correction based on feature points matching Zhong Jinrong, Du Qidai, Liu Ying, Lin Jiayu	738
Modification of advanced boundary discriminative noise detection algorithm Qi Binglu, Huang Yanwei, Chen Shaobin	746
Non-Local TV models for restoration of color texture images Duan Jinming, Pan Zhenkuan, Tai Xuecheng	753
Video super-resolution method based on similarity constraints Zhang Yilun, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang	761

Image Analysis and Recognition

The orientation field extraction method for low quality fingerprints Bian Weixin, Xu Deqin, Yu Qingying	768
Identification of motion blur direction from motion blurred image by directional derivation and block statistics Li Junli, Chu Chengxi	776
Shape prior constrained KPCA object segmentation with parameter adaption Shen Ji, Li Yuanxiang, Zhou Zeming	783
Density value approximation for subtractive clustering based on Nyström method Sun Zhihai, Kong Wanzeng	790
Stellar targets suppression in image sequences for space targets detection Huang Zongfu, Sun Gang, Chen Zengping	799

Image Understanding and Computer Vision

Human action recognition based on super-interest points features Wang Yangyang, Li Yibo, Ji Xiaofei	805
Cue combination model for contour grouping Wang Jiao, Luo Siwei, Zhong Jingjing, Zou Qi	813
Hierarchical real-time vanishing point detection based on holistic image feature Sun Yuan, Lu Hongbo, Zhang Zhimin	818
Construction of the automatic model for feature binding of color image Xu Jie, Deng Hongxia, Li Haifang	829

Computer Graphics

Rendering pyrography style painting based on deviation mapping Qian Wenhua, Xu Dan, Yue Kun, Guan Zheng, Pu Yuanyuan	836
Optimal algorithm for normal adjustment of point clouds Sun Jinhu, Zhou Laishui, An Luling	844

Medical Image Processing

Anisotropically constrained MR imaging based on penalized maximum likelihood optimality model Deng Liang, Shi Yikai, Zhang Juntian	852
Automatic detection of hard exudates based on RBF neural network and threshold segmentation Gao Weiwei, Shen Jianxin, Wang Yuliang	859

Remote Sensing Image Processing

Image quality assessment of SAR image despeckling for measuring structure-preserving capability Tang Yiming, Yang Xuezhi	866
Extraction of building contours and corners from terrestrial LiDAR data Tong Lihua, Cheng Liang, Li Manchun, Chen Yanming, Wang Yafei, Zhang Wen	876

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)07-0783-07

论文引用格式: 沈霖, 李元祥, 周则明. 参数自适应的 KPCA 先验形状约束目标分割[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(7): 783-789. [DOI: 10.11834/jig.20130714]

参数自适应的 KPCA 先验形状约束目标分割

沈霖¹, 李元祥¹, 周则明²

1. 上海交通大学航空航天学院, 上海 200240; 2. 解放军理工大学气象学院, 南京 211101

摘要: 为克服固定先验形状在分割可变形目标时的困难, 提出一种基于核主元分析(KPCA)的参数自适应先验形状约束水平集分割方法。首先使用 KPCA 变换获取目标先验形状特征空间的基底向量; 其次用 Parzen 窗估计待分割图像的灰度分布以构造图像数据能量项; 然后使用仿射变换对齐图像感兴趣区域与先验形状, 从而将目标形状先验知识集成到分割模型中; 最后在基于水平集方法求解演化方程时自适应地估计参数, 实现形变目标的分割。实验结果表明, 相比于 CV(Chan-Vese)模型和单先验形状约束的水平集方法, 该模型能够有效地分割不同姿态的目标形状。

关键词: 图像分割; 先验形状; 核主元分析; 仿射变换; 参数自适应

Shape prior constrained KPCA object segmentation with parameter adaption

Shen Ji¹, Li Yuanxiang¹, Zhou Zeming²

1. School of Aeronautics and Astronautics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. School of Meteorology, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China

Abstract: In order to solve the problem of deformable objects segmentation with a fixed shape prior, a shape prior constrained and parameter adaption level set segmentation method based on kernel principal component analysis (KPCA) is proposed. First, the KPCA method is used to get the base vectors in the shape prior feature space. Then, the Parzen window method is used to estimate the results of the original image for image data term and an affine transformation is performed to align the image region of interest and prior shape training set to add shape priors to the segmentation model. At last, a parameter adaptive method is introduced when solving the evolution equation based on level set method. Experimental results show that our method can effectively segment objects with different attitudes in comparison with the Chan-Vese (CV) model and single prior shape constrained level set methods.

Key words: image segmentation; shape prior; kernel principal component analysis (KPCA); affine transformation; parameter adaption

0 引言

近年来国内外将水平集和先验形状结合到变分

框架下进行图像分割已经成为研究的热点^[1-5]。然而,在实际应用中,感兴趣目标在运动中的形状会发生改变,用固定先验形状难以得到令人满意的分割结果。

收稿日期: 2012-09-28; 修回日期: 2012-11-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(41174164, 61174196); 国家高技术研究发展计划(863)基金项目

第一作者简介: 沈霖(1987—), 男, 上海交通大学航天工程专业硕士研究生, 主要研究方向为图像分割、模式识别, E-mail: js6652327@

163.com

为了解决形变目标的分割问题, Leventon 等人^[6]首先对先验形状点集的有符号距离函数(SDF)进行 PCA 变换, 得到描述形状变化的特征矢量, 然后将先验形状表示成 SDF 平均值与特征矢量的线性组合。Tsai 等人^[7]将先验形状的变化表示为一个位置矢量和一个形状矢量的组合。位置矢量表示目标的空间位置, 而形状矢量是对先验形状训练集进行 PCA 变换来表示形状的变化。Bresson 等人^[8]同样使用隐式先验形状表示方法, 只是同时使用边缘信息和区域灰度信息作为图像数据项。Liu 等人^[9]使用 2D-PCA 实现对遮挡、有噪声的飞机目标的分割。Chen 等人^[10]利用稀疏表示方法表示形状信息, 同时实现对目标的分割和识别。

上述模型采用的先验形状虽然是可变的, 但是无论是 PCA 方法还是稀疏表示方法都只利用了形状的线性信息。使用线性方法进行水平集先验形状建模有两个局限性: 1) 符号距离函数不是空间线性的, 即符号距离函数的线性组合将不再是符号距离函数; 2) 虽然最重要的几个主成分表征了嵌入函数空间的主要变化, 但是它们并不能完全表示形状细节的变化。所以, 为了确定建模形状的某些细节, 需要包含更多的线性组合数目。当待分割目标的形状过于复杂或者目标可能会出现几种差异较大的姿态的时候, 往往得不到满意的分割结果。对此, Cremers 等人^[11-12]首先引入核密度估计法提取非线性形状信息, Prisacariu 等人^[13]利用流形来提取非线性先验形状信息并应用于水平集分割, Dambreville 等人^[14]通过核主元分析(KPCA)将形状先验知识和几何主动轮廓模型相结合, 而万小萍等人^[15]则将 KPCA 提取的形状项和 CV(Chan-Vese)模型相结合, 完成了 CT 肝图像的分割。上述文献中的模型参数大多根据人工经验选取, 鲁棒性差。

本文首先简要介绍 KPCA 先验形状分割模型, 基于 KPCA 抽取先验形状样本集的非线性特征, 定义先验形状能量项。其次用 Parzen 窗估计图像的灰度分布参数, 定义图像数据能量项。然后给出分割整体模型, 并加入了仿射变换过程。最后重点讨论了模型中的参数自适应问题, 使得分割模型更具鲁棒性。

1 基于 KPCA 的形状项

1.1 KPCA 简介

KPCA 是 PCA 的推广, 可用来提取数据非线性

特征。KPCA 首先将图像空间 I 中的样本通过非线性变换 φ 映射到特征空间 F 中去, 然后在特征空间中对训练样本集进行 PCA 变换, 提取主成分分量。通过使用 Mercer 核, 在未知非线性变换 φ 的情况下也可以进行 KPCA 变换。设训练样本集为 $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, Mercer 核函数为 $k(\cdot)$, 它使得核矩阵 $\mathbf{K}(i, j) = k(X_i, X_j)$ 为对称的正矩阵。

如果样本没有在 F 空间中心化, 则必须首先利用 $\tilde{\mathbf{K}} = \mathbf{H}\mathbf{K}\mathbf{H}$ 进行中心化。其中, $\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{1}{n}\mathbf{1}\mathbf{1}^T$, $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T$ 是一个 $n \times 1$ 维的向量, $\mathbf{I}$ 为单位阵。中心化的核矩阵

$$\tilde{\mathbf{K}} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{U}^T \quad (1)$$

式中, $\mathbf{S} = \text{diag}\{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n\}$ 为包含 $\tilde{\mathbf{K}}$ 特征值的对角矩阵, $\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n\}$ 为正交矩阵, 其中的列向量 $\mathbf{u}_i$ 是对应特征值 γ_i 的特征向量。特征空间中由前 l 个主成分构成的子空间称为 KPCA 空间, 如图 1 所示。

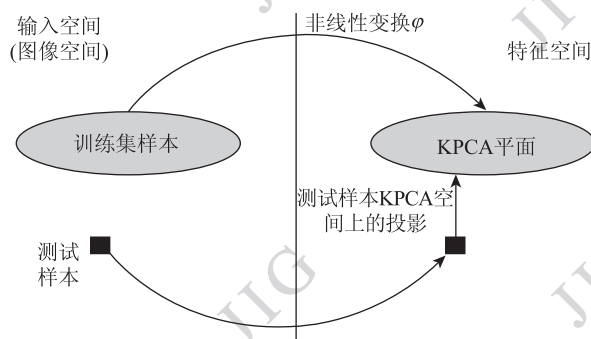


图 1 KPCA 原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of KPCA

1.2 形状项的构建

设 X 是输入空间中的任意样本(待分割的目标图像), 经过非线性变换 φ 后得到在特征空间中的点 $\varphi(X)$, $\varphi(X)$ 在 KPCA 平面上的投影为 $P^l(\varphi(X))$ 。于是, $\varphi(X)$ 和 $P^l(\varphi(X))$ 的距离 d_F^2 可以只用核函数表示

$$d_F^2(\varphi(X), P^l\varphi(X)) = k(X, X) + \frac{1}{n^2}\mathbf{1}^T\mathbf{K}\mathbf{1} -$$

$$\frac{2}{n}\mathbf{1}^T\mathbf{k}_X + \tilde{\mathbf{k}}_X^T\mathbf{M}\tilde{\mathbf{K}}\mathbf{M}\tilde{\mathbf{k}}_X - 2\tilde{\mathbf{k}}_X^T\mathbf{M}\tilde{\mathbf{k}}_X \quad (2)$$

式中, $\mathbf{k}_X = [k(X, X_1), k(X, X_2), \dots, k(X, X_n)]^T$,

$$\tilde{\mathbf{k}}_X = \mathbf{H}\left(\mathbf{k}_X - \frac{1}{n}\mathbf{K}\mathbf{1}\right), \mathbf{M} = \sum_{i=1}^l \frac{1}{\gamma_i}\mathbf{u}_i\mathbf{u}_i^T。$$

为了将先验形状信息引入到分割模型中去, 需

要最小化形状能量项 E_{shape} , 用泛函表示为

$$E_{\text{shape}}^F(X) := d_F^2[\varphi(X), P^I\varphi(X)] \quad (3)$$

式中, $E_{\text{shape}}^F(X)$ 的上标 F 表示先验形状知识是用在特征空间中的距离表示的。文中 X 均用二值图像表示, $X = H\phi$, H 为 Heaviside 函数, ϕ 为水平集曲线。在 KPCA 算法中, 选择高斯核函数为 Mercer 核, 即

$$k_{\varphi}(H\phi_i, H\phi_j) = e^{-\frac{\|H\phi_i - H\phi_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

式中, σ 为高斯核函数参数。

最小化 $E_{\text{shape}}^F(X)$ 使演化曲线 ϕ 向由训练集样本训练出的 KPCA 空间中的形状变化。

先验形状能量项式(3)的梯度下降流为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\nabla_{\phi} E_{\text{shape}}^F = \frac{\sum_{i=1}^n g_i(\phi) \cdot k_{\varphi}(H\phi, H\phi_i) \cdot \delta\phi \cdot (H\phi - H\phi_i)}{\sigma^2} \quad (5)$$

式中, $[g_1(\phi), g_2(\phi), \dots, g_n(\phi)] = -\frac{2}{n}\mathbf{1}^T + 2\tilde{\mathbf{k}}_{H\phi}^T \tilde{\mathbf{M}} \tilde{\mathbf{K}} \tilde{\mathbf{M}} \mathbf{H} - 4\tilde{\mathbf{k}}_{H\phi}^T \tilde{\mathbf{M}} \mathbf{H}$, 并且 $\tilde{\mathbf{k}}_{H\phi}$ 、 $\tilde{\mathbf{M}}$ 和 $\tilde{\mathbf{K}}$ 都要以核函数 $k_{\varphi}(H\phi_i, H\phi_j)$ 进行计算。

以上计算的形状距离都是在特征空间中进行的, 为了和图像形状项在物理意义上保持一致, 需要将其转化成图像空间距离。图像空间的距离和特征空间的距离关系为

$$d_F^2(H\phi_i, H\phi_j) = 2 - 2k_{\varphi}(H\phi_i, H\phi_j) = 2 - 2e^{-\frac{d_I^2(H\phi_i, H\phi_j)}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

式中, d_I^2 为在输入空间中的形状距离, 对应于形状能量项 E_{shape} 。于是, 通过对式(6)进行变换, 可以得到

$$E_{\text{shape}} = -2\sigma^2 \log\left(\frac{2 - E_{\text{shape}}^F}{2}\right) \quad (7)$$

式(7)能量项和在输入空间的最小二乘形状距离有相似的性质, 而且 E_{shape} 的梯度下降流比 $\nabla_{\phi} E_{\text{shape}}^F$ 更加稳定。根据链式法则, 易推导出

$$\nabla_{\phi} E_{\text{shape}} = \frac{2\sigma^2}{2 - E_{\text{shape}}^F} \nabla_{\phi} E_{\text{shape}}^F \quad (8)$$

2 图像数据项

水平集分割模型中的图像数据项大多是基于边缘或基于区域。基于区域的水平集分割算法通常假设图像分为背景和目标两个区域, 并且这两个区域

的统计特性有显著的差异。所以, 这类算法本质上都是根据灰度统计信息构建一幅二值图像, 以区分背景和目标。

令 $P_{\text{in}}(I(x, y)) = p(I(x, y) | (x, y) \in \text{Inside})$ 表示 I 中灰度值为 $I(x, y)$ 的像素在目标轮廓内部的概率; 同样地, $P_{\text{out}}(I(x, y)) = p(I(x, y) | (x, y) \in \text{Outside})$ 表示灰度值为 $I(x, y)$ 的像素在轮廓外部的概率。在每一步迭代过程中, 都要根据图像灰度估计每个像素点的这两个概率值, 通过比较这两个值的大小判断该点是背景还是目标。设 $G_{[I, \phi(t)]}$ 为估计出的目标-背景二值图像, 即

$$G_{[I, \phi(t)]}(x, y) = \begin{cases} 1 & P_{\text{in}}(I(x, y)) \geq P_{\text{out}}(I(x, y)) \\ 0 & P_{\text{in}}(I(x, y)) < P_{\text{out}}(I(x, y)) \end{cases} \quad (9)$$

$G_{[I, \phi(t)]}$ 中取 1 的像素点属于目标, 取 0 的属于背景。

所以, 可定义图像数据能量项为

$$E_{\text{image}}(\phi, I) := \|H\phi - G_{[I, \phi(t)]}\|^2 = \int_{\Omega} (H\phi - G_{[I, \phi(t)]})^2 dx dy \quad (10)$$

此能量项计算了两幅二值图像 $H\phi$ 和 $G_{[I, \phi(t)]}$ 的距离, 由于 1.2 节提到的形状信息也可以通过二值图像来表示, 所以这种表示方法保持了数据一致性, 便于调整图像数据项和先验形状项的权重系数。

为了计算图像能量项, 必须要估计图像上每一点的 P_{in} 和 P_{out} 。对于目标和背景的灰度具有比较复杂的统计分布的情况, 不能再简单的高斯分布去进行估计。所以, 在每一步迭代过程中, 每一点使用 Parzen 窗进行估计, 即

$$P_{\text{in}}(I(x, y)) = \frac{\int K(I(x, y) - I(x', y')) H\phi(x', y') dx' dy'}{\int H\phi(x, y) dx dy}$$

$$P_{\text{out}}(I(x, y)) = \frac{\int K(I(x, y) - I(x', y')) [1 - H\phi(x', y')] dx' dy'}{\int [1 - H\phi(x, y)] dx dy} \quad (11)$$

式中, K 是零均值和给定方差的高斯核。

在数值化实现的时候, 目标-背景二值图像为

$$G_{[I, \phi(t)]}(x, y) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{P_{\text{in}}(I(x, y)) - P_{\text{out}}(I(x, y))}{\varepsilon}\right) \quad (12)$$

3 基于 KPCA 的先验形状整体分割模型

基于以上分析,定义 KPCA 先验形状约束分割模型为

$$E_{\text{total}}(\phi, I) = E_{\text{image}}(\phi, I) + \alpha E_{\text{shape}}(\phi) \quad (13)$$

式中, $\alpha \in [0, 1]$ 为权重系数。

在进行 KPCA 训练之前,训练集中的所有形状都必须要进行对齐,选取训练集中的一幅基准图像将其对齐图像中心,再将其他训练样本向基准图像对齐,最后所有训练样本都会经过仿射变换移动到图像的中央区域。在大多数情况下,待分割图像的目标区域和配准好的先验形状并不在同一个区域,所以在分割过程中仍然需要进行仿射变换来处理这两者的差异。

在分割过程中,传统算法一般是对训练集中每一个样本进行仿射变换,使其对齐目标区域,而本文算法是将输入图像进行仿射变换,使目标区域对齐训练集样本中的基准图像,这样在训练集样本比较多的情况下能大大减少计算量。

对输入图像的感兴趣区域需要进行仿射变换 $T[p]$ 来对齐配准好的形状,参数 $p = \{t_x, t_y, s_x, s_y, \theta\}$, t_x 和 t_y 代表了 x 轴和 y 轴的平移量, s_x 和 s_y 表示 x 方向和 y 方向的尺度变化, θ 是旋转角度。设 $\tilde{I}(\tilde{x}, \tilde{y})$ 是 $I(x, y)$ 经过仿射变换后得到的点,求解仿射变换 $T[p]$ 需要对 $E_{\text{total}}(\phi, \tilde{I})$ 的每一个仿射参数通过梯度下降法进行能量函数最小化。由于 $E_{\text{shape}}(\phi)$ 和 p 没有关系,所以最小化 $E_{\text{total}}(\phi, \tilde{I})$ 和最小化 $E_{\text{image}}(\phi, \tilde{I})$ 具有相同的结果。因此,有 $\nabla_{p_i} E_{\text{total}}(\phi, \tilde{I}) = \nabla_{p_i} E_{\text{image}}(\phi, \tilde{I})$, $i = 1, 2, \dots, 5$ 。假设 $G_{[\tilde{I}, \phi(t)]}$ 是 $\tilde{I}$ 经过极小的仿射变换得到的,在计算 $\nabla_{p_i} E_{\text{image}}(\phi, \tilde{I})$ 时可以认为 $E_{\text{image}}(\phi, \tilde{I})$ 是两幅固定的二值图像的距离,即 $H\phi$ 和 $G_{[\tilde{I}, \phi(t)]} = G_{[I, \phi(t)]}(T[p])(x, y)$ 之间的距离。由此可以得到

$$\nabla_{p_i} E_{\text{image}}(\phi, \tilde{I}) = 2 \int_{\Omega} (H\phi - G_{[\tilde{I}, \phi(t)]}) \nabla_{p_i} G_{[\tilde{I}, \phi(t)]} dx dy \quad (14)$$

式中

$$\nabla_{p_i} G_{[\tilde{I}, \phi(t)]} =$$

$$\left(\frac{\partial G_{[\tilde{I}, \phi(t)]}(\tilde{x}, \tilde{y})}{\partial \tilde{x}} \frac{\partial G_{[\tilde{I}, \phi(t)]}(\tilde{x}, \tilde{y})}{\partial \tilde{y}} \right) \left(\frac{\partial T[p](x, y)}{\partial p_i} \right)^T \quad (15)$$

因此,在进行分割过程中,仿射变换参数按式(16)和水平集同步进行更新

$$\frac{\partial p_i}{\partial t} = -\nabla_{p_i} E_{\text{image}}(\phi, \tilde{I}) \quad (16)$$

设置初始的演化曲线后,需要估计仿射变换参数 p_0 的初值使第 1 步仿射变换后目标和训练集形状能大致匹配,以提高分割算法的效率。

4 参数自适应选择

式(13)中的权重系数 α 和高斯核函数中的参数 σ 的选取对图像分割质量有很大的影响,但难以确定。为此提出一种参数自适应方法,能有效获取参数的估计值。

高斯核函数中的 σ 主要在核矩阵的建立及其相关运算中起到很大作用, σ 取值不当会使得求出的特征值和特征向量失去物理意义。所以,需要改变 σ 使式(17)成立。

$$\max(T(i, j)) - \min(\bar{K}(i, j)) > \beta \quad (17)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, N$$

式中, $T = \bar{K} - I$, I 为对角矩阵, β 为常数,在这里取 0.5 即可, N 为先验形状模板数。由于 $\bar{K}$ 类似于互相关矩阵,是一个对角元素为 1 的对称矩阵且元素取值为 0 到 1 之间,所以由满足式(17)的 $\bar{K}$ 所得的特征向量即 KPCA 的主成分能够表示形状的变化。 σ 的自适应选择过程是在训练过程中进行的,并不影响分割的时间复杂度。

选取合适的权重系数 α 就是要使图像数据项和先验形状项都在曲线演化中起到合适的作用。对文献[16]的方法进行改进,定义成功分割需要满足的两个条件:

1) 曲线停止演化,即迭代过程中相邻两次迭代的结果基本无变化;

2) 演化曲线和先验形状训练集满足

$$E_{\text{shape}}(\phi) \leq$$

$$\min \left(\int_{\Omega} \gamma \delta(H(\phi_i)) dx dy \right), i = 1, 2, \dots, N \quad (18)$$

式中, γ 为常数,这里取 0.3, ϕ_i 为第 i 个先验形状模板的水平集, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, N 为先验形状模板数。满足条件 1) 表示在当前参数下曲线已经演

化完毕,满足条件2)表示演化曲线和先验形状集中的某一个先验形状在一定程度上是相似的,即先验形状约束对曲线演化起到了应有的作用。当曲线演化至满足条件1)但不满足条件2)时,说明形状项没有起到应有的作用,此时应该增大 α ,重新开始迭代求解。另外,式(18)中各变量都是在分割过程中需要用到的,所以计算式(18)并没有对分割带来额外的计算复杂度。

因此,在选取权重参数时,从一个小的值 σ_0 开始以步长 $\Delta\sigma$ 递增 σ ,循环计算直到 $\bar{K}$ 满足式(17)即得到 σ 的粗略估计值,若 σ 至某一大值时仍未满足式(17),则可以增大 β 重新计算;然后同样从一个小值 α_0 以步长 $\Delta\alpha$ 开始递增 α ,不断重复演化曲线,直至条件1)和条件2)能够同时满足,此时得到了 α 的估计值,若 α 增至1时仍然无法同时满足条件1)2),可以增大 γ 后重新进行迭代分割。

5 实验结果

为验证分割算法和参数自动调整的有效性,采用人工合成的数字图像和STK(satellite tool kit)软件仿真的卫星图像进行目标分割的测试。

实验1 数字图像分割

实验训练集采用如图2所示的12幅数字图像作为训练集,它们的形状各不相同。



图2 数字图像训练样本

Fig. 2 Training samples of digital images

在测试图像(图3(a)(d))中加入遮挡,并进行一定的仿射变换,分割结果如图3(b)(c)(e)(f)所示。

由实验结果可以看出,本文算法在处理训练集中的样本或是新的测试样本时都能排除遮挡和信息缺失的干扰,正确地分割出经过仿射变换的目标。

在自动调节参数时,参数初始值 σ_0 和 α_0 选择较小正值即可(取 $\sigma_0 = 1, \alpha_0 = 0.05$),搜索步长需要选择适中的数值,太小会导致搜索次数过多,提高搜索时间,而太大则可能会错过最优值,使得分割结果发散,选择搜索步长为 $\Delta\sigma = 1, \Delta\alpha = 0.05$ 。然后按

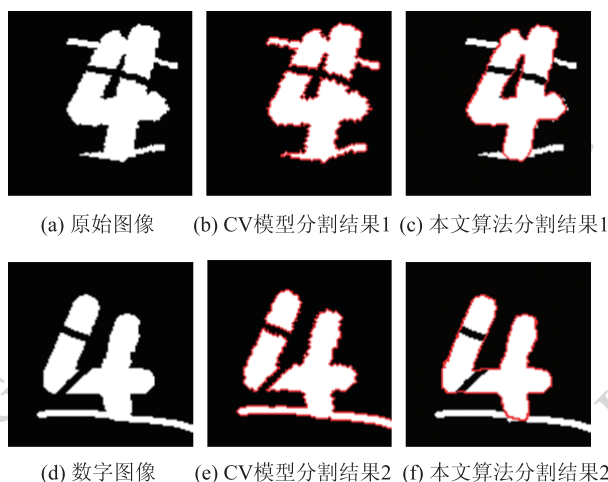


图3 数字合成图像分割结果

Fig. 3 Segment results of digital images

照第4节的算法进行参数自动调整,最后得到调整后的参数,图3(a)为 $\sigma = 9, \alpha = 0.7$,图3(d)为 $\sigma = 9, \alpha = 0.5$ 。

实验2 卫星图像分割

实验训练集使用30幅 128×128 大小不同姿态的IKONOS卫星图像,部分图像如图4所示,图像姿态有比较大幅度的变化。



图4 IKONOS 图像的训练样本

Fig. 4 Some training samples of IKONOS images

测试图像采用STK仿真软件生成的两幅地球背景下的IKONOS卫星图像,其中第1幅图像有一块帆板被卫星遮挡,第2幅图像有完整的3块帆板显示,并且两者相对于训练集中的样本都存在着一一定的仿射变换,如图5所示。

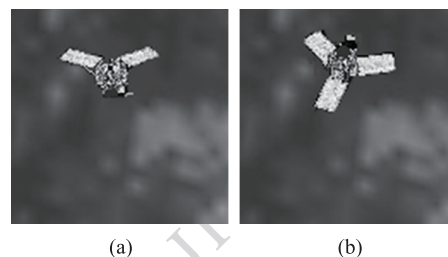


图5 测试图像

Fig. 5 Test images

分割结果如图 6 和图 7 所示,采用 CV 模型分割结果不是很理想,地球背景有很多被分为目标,目标内部也没有完全被分割出来。而采用文献[4]提出的单先验形状约束的水平集分割算法对只显示出双帆板的目标的分割明显效果很差,这是由于当卫星发生翻转时,固定的先验形状无法描述新的卫星姿态,所以分割结果不准确。因为先验形状为三帆

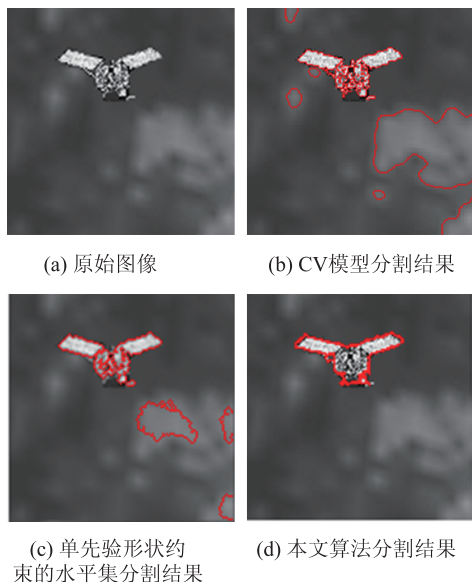


图 6 双帆板 IKONOS 图像的分割结果

Fig. 6 Segment results of IKONOS images with two visible solar panels

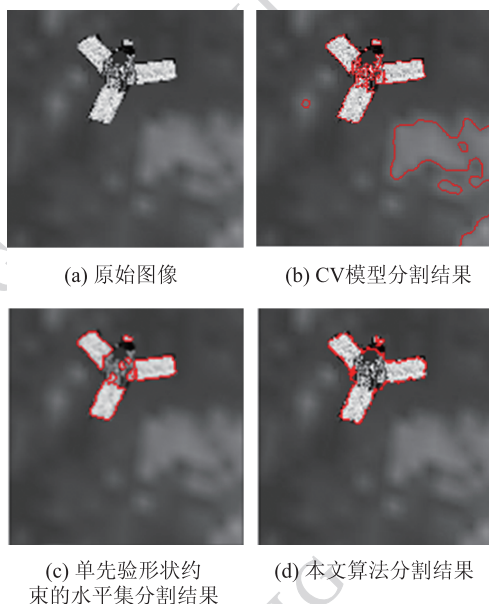


图 7 三帆板 IKONOS 图像的分割结果

Fig. 7 Segment results of IKONOS images with three visible solar panels

板模型,而图像中卫星的 3 块帆板中的一块被卫星主体遮住,导致姿态和固定形状模板差距过大,形状项很难起作用。

本文的 KPCA 分割算法结果中卫星目标基本已经被完整分割出来,只有图 6(d) 的最下部和图 7(d) 的上部有一小部分灰度和背景过于相似的区域被错漏。相比于 CV 模型和单先验形状约束的分割模型,本文算法能更好地从背景中分割出目标。另外,两幅测试图像中目标姿态有较大不同,却使用同一训练集作为先验形状信息,可见本文算法对于处理存在大姿态变化的目标相比于其他对比算法有更好的结果。

参数自动调整按照实验 1 中的方法进行,最后得到图 5(a) 的参数为 $\sigma = 13, \alpha = 0.5$,图 5(b) 为 $\sigma = 13, \alpha = 0.55$ 。而如果手动取参数的话只能通过经验来选取,两个参数在取值范围内有很多种搭配,需要大量的实验来获取最佳参数值,可见自适应过程获取的参数值能大幅减少寻找最优参数的时间。

6 结 论

在对形变目标进行分割时,单一的先验形状很难完整描述目标所有可能的姿态。由此,提出一种参数自适应的 KPCA 的先验形状约束的水平集模型,在进行分割过程前先用 KPCA 方法提取训练集的非线性变化特征,在迭代分割时曲线可以向训练集中任意形状而不是一个固定形状演化。该模型不仅可以较好地克服图像中出现的各种干扰,而且对于姿态发生较大变化的目标有更好的分割效果。相对于固定先验形状的模型,本文算法在用于目标分割提取时,有更好的鲁棒性,而参数自适应过程提高了选择参数的效率,提高了分割速度。

现有的模型只能分割一个目标,且分割时需要预估的仿射变换初始值。下一步的工作是改进现有模型以分割多个目标,研究对任意仿射变换初始值均有效的快速计算方法。

参考文献 (References)

- [1] Chan T, Zhu W. Level set based shape prior segmentation[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 1164-1170.
- [2] Teboul O, Simon L, Koutsourakis P, et al. Segmentation of

- building facades using procedural shape priors [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2010: 3105-3112. [DOI: 10.1109/CVPR.2010.5540068]
- [3] Tian H, Yang J, Wang Y M, et al. Towards automatic building extraction: variational level set model using prior shape knowledge [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(11): 1502-1511. [田昊, 杨剑, 汪彦明, 等. 基于先验形状约束水平集模型的建筑物提取方法 [J]. 自动化学报, 2010, 36(11): 1502 - 1511.]
- [4] Han Z, Li Y X, Zhou Z M, et al. Object segmentation based on improved prior shape and CV model [J]. Signal Processing, 2011, 27(9): 1395-1401. [韩洲, 李元祥, 周则明, 等. 基于改进先验形状 CV 模型的目标分割 [J]. 信号处理, 2011, 27(9): 1395-1401.]
- [5] Lei Z, Qiang J. A level set-based global shape prior and its application to image segmentation [C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Miami: IEEE Computer Society, 2009: 17-22. [DOI: 10.1109/CVPR.2009.5204275]
- [6] Leventon M, Grimson W, Faugeres O. Statistical shape influence in geodesic active contours [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island: IEEE Computer Society, 2000, 316-323.
- [7] Tsai A, Yezzi A J, Willsky A S. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets [J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 2003, 22(2): 137-154. [DOI: 10.1109/TMI.2002.808355]
- [8] Bresson X, Vandergheynst P, Thiran J P. A variational model for object segmentation using boundary information and shape prior driven by the Mumford-Shah functional [J]. Int. J. Computer Vision, 2006, 68: 145-162.
- [9] Liu Z H, Chen B, Chen W S. Shape prior extracted by 2D-PCA for intensity-based image segmentation [C]// Proceedings of Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Guilin, China: IEEE, 2011: 65-68. [DOI: 10.1109/ICWAPR.2011.6014489]
- [10] Chen F, Yu H, Hu R. Simultaneous variational image segmentation and object recognition via shape sparse representation [C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE Computer Society, 2010: 3057-3060. [DOI: 10.1109/ICIP.2010.5654176]
- [11] Cremers D, Kohlberger T, Schnoerr C. Shape statistics in kernel space for variational image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2003, 36: 1292-1943. [DOI: 10.1016/S0031-3203(03)00056-6]
- [12] Cremers D, Osher S, Soatto S. Kernel density estimation and intrinsic alignment for knowledge-driven segmentation: teaching level sets to walk [C]//The 26th DAGM Pattern Recognition Symp. Berlin, Germany: Springer, 2004: 36-44. [DOI: 10.1007/978-3-540-28649-3_5]
- [13] Prisacariu V A, Reid I. Nonlinear shape manifolds as shape priors in level set segmentation and tracking [C]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI: IEEE Computer Society, 2011: 2185 - 2192. [DOI: 10.1109/CVPR.2011.5995687]
- [14] Dambreville S, Rathi Y, Tannenbaum A. A framework for image segmentation using shape models and kernel space shape priors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(8): 1385-1399. [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.70774]
- [15] Wan X P, Gu Y. Image segmentation based on KPCA and shape prior [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2011, 30(4): 541-548. [万小萍, 顾勇. 一种基于 KPCA 和形状先验知识的图像分割模型 [J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(4): 541-548]
- [16] Liu W, Shang Y, Xin Y, et al. A shape prior constraint for implicit active contours [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32: 1937-1947. [DOI: 10.1016/j.patrec.2011.09.012]