



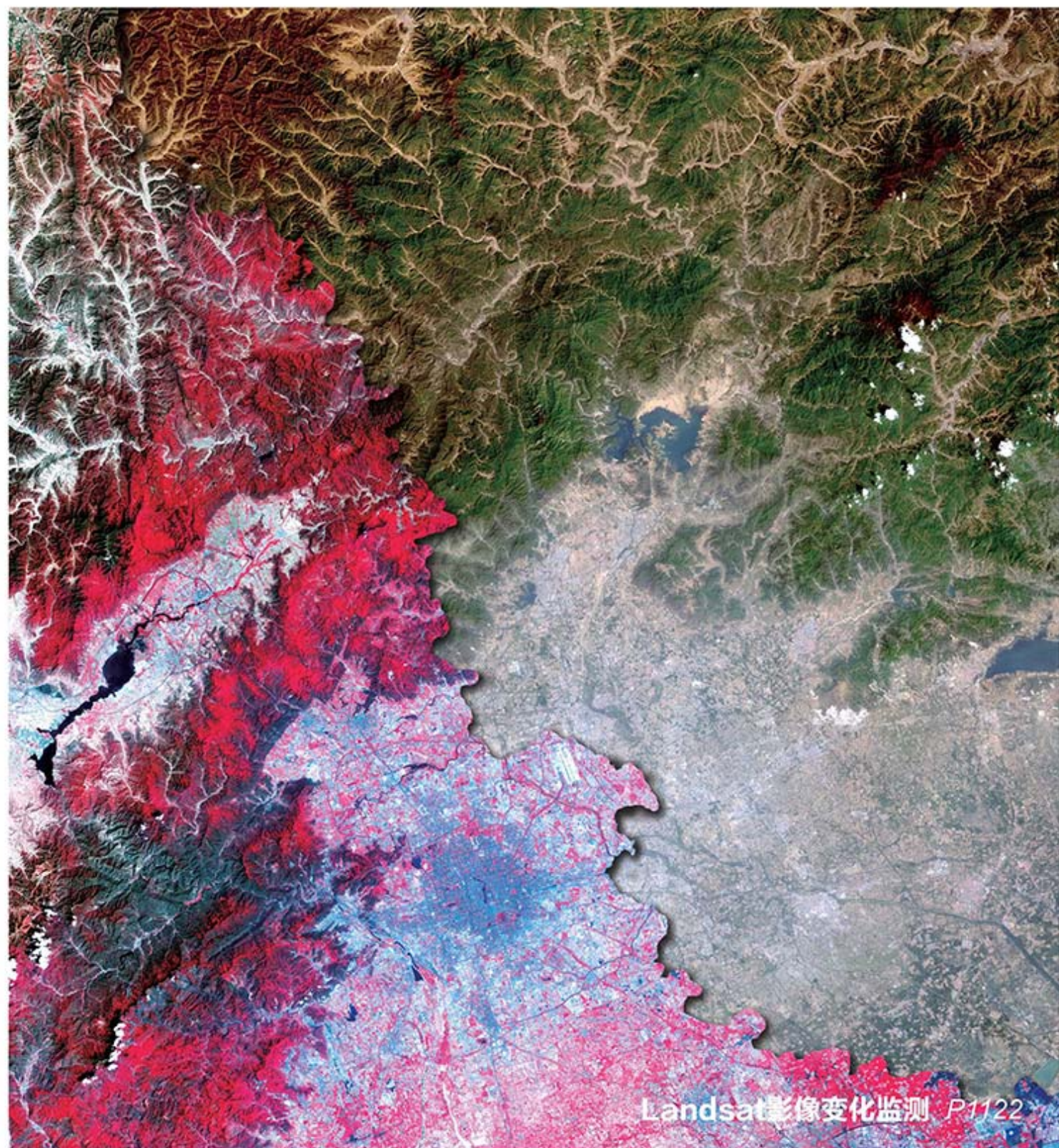
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

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

2015
08
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



Landsat影像变化监测 P1122



第20卷第8期（总第232期）

2015年8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
中文核心期刊

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@radi.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@radi.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

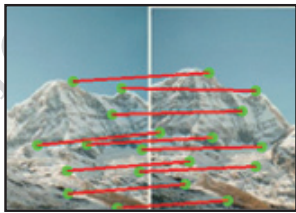
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

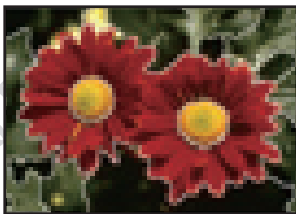
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

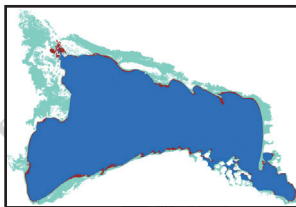
国内定价 50.00元



利用Hough变换的匹配对提纯
(第1017页)



结合格式塔完形规则的自然图像分割(第1026页)



利用长时间序列Landsat分析
博斯腾湖面积变化(第1122页)

图像处理 and 编码

CRT显示图像的色彩管理新模型

黎新伍, 王根生 0993

邻域窗口权重变分的图像修复

王猛, 翟东海, 聂洪玉, 王佳君 1000

自适应滤波窗实现距离加权图像椒盐噪声滤除

林亚明, 李佐勇, 林叶郁, 徐戈 1008

利用Hough变换的匹配对提纯

谢亮, 陈姝, 张钧, 田金文 1017

图像分析和识别

结合格式塔完形规则的自然图像分割

曾接贤, 王玉 1026

融合Kernel PCA形状先验信息的变分图像分割模型

杨建功, 汪西莉, 李虎 1035

基于2维灰度熵阈值选取快速迭代的图像分割

吴诗姘, 吴一全, 周建江, 孟天亮, 戴一冕 1042

基于图像线特征和点云面特征的水下人造目标定位

解则晓, 潘成成, 迟书凯, 魏征 1051

熵能量堆煤图像的定位与识别

袁姮, 王志宏, 姜文涛 1062

时空运动显著性的目标跟踪

谢昭, 刘玉敏, 张骏, 段士雷 1070

结合整体一致性和局部差异性的图像目标显著性检测

张小祥, 马儒宁 1083

基于Radon-经验模式分析的纹理分类

徐卓飞, 张海燕, 刘凯, 侯和平, 徐倩倩, 李利峰 1091

遥感图像处理

四叉树分块的高光谱图像分布式无损编码

王相海, 张智迪, 宋传鸣 1102

基于流形学习的彩色遥感图像分维数估算

王洪波, 罗贺, 王晓佳 1110

利用长时间序列Landsat分析博斯腾湖面积变化

孙爱民, 冯钟葵, 葛小青, 罗宇, 李山山, 闫芳, 冯旭祥 1122

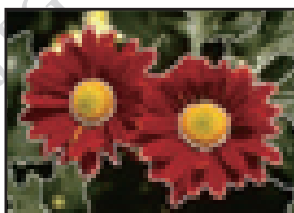
封面图片由中国科学院遥感与数字地球研究所卫星地面系统工程部李山山副研究员提供

CONTENTS

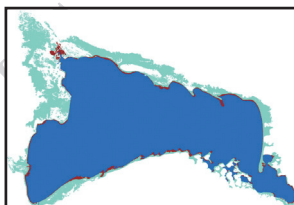
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Purifying algorithm for rough matched pairs using Hough transform (P1017)



Natural image segmentation method based on Gestalt rules (P1026)



Bosten Lake surface area changes analysis using long temporal Landsat image series (P1122)

Image Processing and Coding

- Color management model for CRT color image
Li Xinwu, Wang Gensheng 0993
- Image inpainting with weight variation of neighborhood window
Wang Meng, Zhai Donghai, Nie Hongyu, Wang Jiajun 1000
- Distance-weighted approach based on self-adaptive windows to remove salt and pepper noise in images
Lin Yaming, Li Zuoyong, Lin Yeyu, Xu Ge 1008
- Purifying algorithm for rough matched pairs using Hough transform
Xie Liang, Chen Shu, Zhang Jun, Tian Jinwen 1017

Image Analysis and Recognition

- Natural image segmentation method based on Gestalt rules
Zeng Jiexian, Wang Yu 1026
- Variational image segmentation incorporating Kernel PCA-based shape priors
Yang Jiangong, Wang Xili, Li Hu 1035
- Image segmentation based on the fast iteration for two-dimensional gray entropy threshold selection
Wu Shihua, Wu Yiquan, Zhou Jianjiang, Meng Tianliang, Dai Yimian 1042
- Underwater man-made object localization based on line feature of image and surface feature of point cloud
Xie Zexiao, Pan Chengcheng, Chi Shukai, Wei Zheng 1051
- Coal pile location and recognition method based on entropy energy
Yuan Heng, Wang Zhihong, Jiang Wentao 1062
- Spatio-temporal motion saliency for object tracking
Xie Zhao, Liu Yumin, Zhang Jun, Duan Shilei 1070
- Image target saliency detection by combining the global consistency and local difference
Zhang Xiaoxiang, Ma Runing 1083
- Texture classification based on Radon-empirical mode decomposition analysis
Xu Zhuofei, Zhang Haiyan, Liu Kai, Hou Heping, Xu Qianqian, Li Lifeng 1091

Remote Sensing Image Processing

- Lossless distributed source coding of hyperspectral images based on quadtree segmentation
Wang Xianghai, Zhang Zhidi, Song Chuanming 1102
- Estimation research for fractal dimension of color remote sensing image based on manifold learning
Wang Hongbo, Luo He, Wang Xiaojia 1110
- Bosten Lake surface area changes analysis using long temporal Landsat image series
Sun Aimin, Feng Zhongkui, Ge Xiaoqing, Luo Yu, Li Shanshan, Yan Fang, Feng Xuxiang 1122

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)08-1035-07

论文引用格式: Yang J G, Wang X L, Li H. Variational image segmentation incorporating Kernel PCA-based shape priors[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(8): 1035-1041. [杨建功, 汪西莉, 李虎. 融合 Kernel PCA 形状先验信息的变分图像分割模型[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(8): 1035-1041.] [DOI:10.11834/jig.20150806]

融合 Kernel PCA 形状先验信息的 变分图像分割模型

杨建功, 汪西莉, 李虎

陕西师范大学计算机科学学院, 西安 710119

摘要: **目的** 基于能量最小化的变分图像分割方法已经受到研究人员的广泛重视,取得了丰硕成果。但是,针对图像中存在的噪音污染、目标被遮挡等情况,则难以正确分割。引入先验形状信息是解决该问题的一个重要方向,但是随之而带来的姿态变化问题是一个难点。传统的做法是在每步迭代过程中单独计算姿态变换参数,导致计算量大。**方法** 在基于 Kernel PCA (KPCA) 的形状先验模型基础上,提出一种具有内在的姿态不变性的 KPCA 形状先验模型,并将之融合到 C-V 变分图像分割模型中。**结果** 提出模型无须在每步迭代中显式地单独计算姿态变换参数,相对于 C-V 模型分割正确率能够提高 7.47%。同时,针对 KPCA 模型中计算高斯核函数的参数 σ 取值问题,也给出一种自适应的计算方法。**结论** 理论分析及实验表明该模型能较好地解决先验形状与目标间存在的仿射变化问题,以及噪音、目标被遮挡等问题。

关键词: 图像分割;变分方法;形状先验;核主成分分析(Kernel PCA);姿态不变性

Variational image segmentation incorporating Kernel PCA-based shape priors

Yang Jiangong, Wang Xili, Li Hu

School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China

Abstract: **Objective** Variational image segmentation methods, which are based on energy minimization process, have received significant attentions for years and gained fruitful achievements. However, the use of image information alone often leads to poor segmentation and results in presence of noise, clutter, or occlusion. Introducing shape prior to contour evolution process has been shown as an effective way to address these problems. However, problems associated with this method is nontrivial. The traditional solution is to estimate several pose parameters within each step of level set iteration. This solution is complicated and time consuming. **Method** Based on the kernel principal component analysis (KPCA) shape model, we propose a novel KPCA-based shape prior model with intrinsic pose invariance, and we then combine it with C-V image segmentation model. **Result** The complete segmentation model explicitly eliminates pose parameter estimation during level set iteration. Furthermore, segmenting correct ratio is increased by 7.47% compared with C-V model. We present an adaptive method to calculate parameter σ for the Gaussian kernel in KPCA shape model. **Conclusion** Experimental results show

收稿日期:2015-03-18;修回日期:2015-04-13

基金项目:国家自然科学基金项目(41171338,41471280)

第一作者简介:杨建功(1974—),男,讲师,陕西师范大学计算机软件与理论专业博士研究生,主要研究方向为图像处理、人工智能。

E-mail: yangjiangong@snnu.edu.cn

通信作者:汪西莉,教授, E-mail: wangxili@snnu.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (41171338, 41471280)

the robustness of the combined model against noise, clutter, or occlusion and the ability to deal with the affine pose variance between prior shapes and object to be detected.

Key words: image segmentation; variational method; shape priors; Kernel PCA; pose invariance

0 引言

图像分割是计算机视觉和图像处理领域中的一个基础而复杂的问题,其目标是将图像区域划分为具有不同含义的多个子区域,为后续的图像处理工作提供支持。迄今为止,已经出现了大量的图像分割算法。其中基于变分法的图像分割方法是非常重要的一类分割方法。其核心思想是将图像分割问题转换为一个关于曲线的能量泛函最小化问题,使该能量泛函取得最小值的曲线即为图像分割的结果。活动轮廓模型^[1]是这类方法的一个重要代表,近年来取得了大量研究成果^[2-3]。然而,针对较复杂的图像,例如边界模糊、目标被遮挡等情况,单独依赖活动轮廓模型难以取得理想的分割结果。结合一些先验信息(形状、颜色、纹理等)可以有效改善这个问题。结合水平集形状表示方法的几何活动轮廓模型^[4]更是受到研究人员的广泛关注^[5-6]。

Chan 等人^[7]提出用符号距离函数来表示先验形状,并且建立了一种度量当前形状与先验形状相似性的能量泛函,将之融合到 C-V 模型^[8]中,改善了分割效果。其局限性是只能使用单个先验形状。针对多个先验形状的情况,Leventon 等人^[9]建立了一种基于统计信息的形状模型:利用符号距离函数来表示一组先验形状,然后对这组先验形状进行主成分分析(PCA)来提取形状信息。这种做法的一个前提假设是这组形状满足高斯分布,而现实中的大部分形状间的差异是非线性的,因此这种模型在实际中存在明显局限性。Yan 等人^[10]在通过流形来建立形状模型,能够提取形状间的非线性特征。注意到核主成分分析(Kernel PCA, KPCA)是传统主成分分析的非线性拓展,Dambreville 等人^[11]提出在一组先验形状上进行 KPCA 分析,建立先验形状模型。基于 KPCA 的形状模型能够表示出一组形状间的非线性特征,这与现实世界更加吻合,因此具有重要的应用价值。

在融合形状先验的图像分割中,先验形状与真实目标之间常常存在姿态变化,因此如何处理姿态

变化问题也是一个难点。传统的处理方法^[12-13]是在先验形状与真实目标形状间建立 4 个仿射变换的姿态参数。然后,在能量最小化的迭代过程中并行地计算这 4 个参数的值。这种方案的直接缺点在于计算量巨大。针对此问题,本文在 Dambreville 等人^[11]工作的基础上,提出了一种具有内在的姿态不变性的 KPCA 形状模型。这种内在的不变性无须单独地、显式地计算各个仿射变换参数。同时,也给出了一种在进行 KPCA 分析时自适应计算高斯参数 σ 的方法,提高了整个模型的自适应性。最后,将建立的先验形状模型与 C-V 模型相结合,得到一个统一的融合先验形状信息的变分图像分割模型。

1 基于 KPCA 的先验形状模型

给定一组先验形状,且用符号距离函数来表示: $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N\}$, $\phi_i \in \Omega \subset \mathbf{R}^2$, Ω 为图像空间。由 KPCA 可知,通过一个非线性映射 $\Phi(\cdot)$,可将形状 ϕ_i 映射至更高维的特征空间 $\mathbf{F}$ 中,得 $\Phi(\phi_i)$ 。在特征空间 $\mathbf{F}$ 中对这组映射形状进行 PCA 分析,选取前 l 个主成分,即可最大限度表示这些形状间的差异。同时,引入 Mercer 核函数 $\kappa(\cdot, \cdot)$ 后,无须知道 $\Phi(\cdot)$ 的具体形式,而通过对核矩阵 $K_{ij} = \kappa(\phi_i, \phi_j)$ 进行特征分解,来间接求得各个 $\Phi(\phi_i)$ 在所求得特征向量 $\mathbf{u}_i$ 上的投影值。

前 l 个主成分可在 $\mathbf{F}$ 空间形成一子空间,称为 KPCA 子空间。对于图像空间 Ω 中任一形状 ϕ ,其映射 $\Phi(\phi)$ 在 KPCA 子空间中的重建记为 $P^l \Phi(\phi)$,它是携带了先验形状信息的 $\Phi(\phi)$ 的近似表示。因此,可在特征空间 $\mathbf{F}$ 中定义 $\Phi(\phi)$ 与 $P^l \Phi(\phi)$ 的差异为

$$d_F^2[\Phi(\phi), P^l \Phi(\phi)] = \|\Phi(\phi) - P^l \Phi(\phi)\|^2 = \kappa(\phi, \phi) - 2\langle \Phi(\phi) \cdot P^l \Phi(\phi) \rangle + \langle P^l \Phi(\phi) \cdot P^l \Phi(\phi) \rangle \quad (1)$$

式中, $\langle \cdot \rangle$ 为内积运算。则 $d_F^2[\Phi(\phi), P^l \Phi(\phi)]$ 间接度量了图像空间中的形状 ϕ 与先验形状 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N\}$ 间的相似性。因此,可藉此来定义关于形状 ϕ 的能量泛函为 $E_{\text{shape}}^F(\phi) = d_F^2[\Phi(\phi), P^l \Phi(\phi)]$,

其取值越小则 ϕ 与先验形状越相似。通过矩阵运算, 可得

$$E_{\text{shape}}^F(\phi) = d_F^2[\Phi(\phi), P^j\Phi(\phi)] = \kappa(\phi, \phi) + \frac{1}{N^2} \mathbf{1}^T \mathbf{K} \mathbf{1} - \frac{2}{N} \mathbf{1}^T \mathbf{k}_\phi + \tilde{\mathbf{k}}_\phi^T \mathbf{M} \tilde{\mathbf{K}} \mathbf{M} \tilde{\mathbf{k}}_\phi - 2 \tilde{\mathbf{k}}_\phi^T \mathbf{M} \tilde{\mathbf{K}} \mathbf{k}_\phi^T \quad (2)$$

式中, $\mathbf{1}^T$ 表示 $N \times 1$ 列向量 $[1, 1, \dots, 1]^T$, $\mathbf{k}_\phi = [\kappa(\phi, \phi_1), \kappa(\phi, \phi_2), \dots, \kappa(\phi, \phi_N)]^T$, $\tilde{\mathbf{k}}_\phi = H(\mathbf{k}_\phi - \frac{1}{N} \mathbf{K} \mathbf{1})$, $\mathbf{M} = \sum_{i=1}^l \frac{1}{\gamma_i} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T$, $\gamma_i, \mathbf{u}_i$ 分别表示核矩阵 $\mathbf{K}$ 的特征值和特征向量, $\mathbf{K}^-$ 为中心化的核矩阵, $\mathbf{K}^- = \mathbf{H} \mathbf{K} \mathbf{H}$, $\mathbf{H} = \mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{1} \mathbf{1}^T$ 。

当采用高斯核函数 $\kappa(\phi_i, \phi_j) = e^{-\frac{\|\phi_i - \phi_j\|^2}{2\sigma^2}}$ 时, 利用变分法可求得式(2)梯度下降流, 即

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{\sum_{i=1}^N g_i(\phi) \cdot \kappa(\phi, \phi_i) \cdot [\phi - \phi_i]}{\sigma^2} \quad (3)$$

式中, 当前形状 ϕ 及先验形状 ϕ_i 均用符号距离函数表示, $[g_1(\phi), g_2(\phi), \dots, g_N(\phi)] = -\frac{2}{N} \mathbf{1}^T + 2 \tilde{\mathbf{k}}_\phi^T \mathbf{M} \tilde{\mathbf{K}} \mathbf{M} \mathbf{H} - 4 \tilde{\mathbf{k}}_\phi^T \mathbf{M} \mathbf{H}$

2 姿态不变性

在应用先验形状信息进行图像分割时, 如何处理实际目标与先验形状间的姿态变化是一个重要问题。一般的做法^[7, 13]是假设目标与形状之间存在着仿射变化, 例如平移、缩放与旋转, 提出一个4维的变换参数向量 (x, y, θ, s) , 其中 x 和 y 表示 x 坐标轴和 y 坐标轴方向上的平移量, θ 表示旋转变换的角度, s 表示缩放因子。然后在能量最小化的迭代过程中, 并行地估计4个变换参数的值。而且, 4个参数的估计过程分别是4个能量最小化的优化过程, 优化方法通常采用梯度下降法。因此, 在估计4个参数时, 又引出了如何确定步长大小、何时迭代终止以及何时需要更新参数值等诸多问题。显然, 这种显式估计变换参数方法的缺点在于计算量巨大与算法复杂^[14]。下面, 通过定义一种具有仿射不变性的距离度量, 提出一种改进的、具有内在仿射不变性的 KPCA 形状先验模型, 它无须显式地估计变换参数。

2.1 具有仿射不变性的距离度量

形状间相似性的数学表达是两个形状间的距离度量, 而度量方法又与如何表示形状紧密关联。使用符号距离函数表示平面形状时, Charpiat 等人^[15]给出了一种度量形状间距离的基本框架, 即

$$d^2(\phi_1, \phi_2) = \int_{\Omega} (H\phi_1(x) - H\phi_2(x))^2 dx \quad (4)$$

式中, ϕ_1, ϕ_2 为两个形状的符号距离函数表示。 H 为 Heaviside 函数, $H\phi(x)$ 表示对 $\phi(x)$ 进行二值化运算, Ω 为图像区域。但是这种距离度量的局限性是要求两个形状在图像区域内不存在姿态差异, 即对姿态变化是敏感的。实际应用中这个条件常常是难以满足的。针对形状与先验形状间存在仿射变换的情况, 首先将先验形状(记为 ϕ_0) 进行中心平移和归一化。在度量当前形状 ϕ 与 ϕ_0 距离时, 先对 ϕ 进行仿射变换, 然后再进行距离度量, 即

$$d^2(\phi, \phi_0) = \int_{\Omega} (HT(\phi(x)) - H\phi_0(x))^2 dx \quad (5)$$

式中, $T(\cdot)$ 表示仿射变换。因此距离度量式(5)具有仿射不变性。例如, 对于平移和缩放变换, 式(5)可写为

$$d^2(\phi, \phi_0) = \int_{\Omega} (H\phi(\sigma_\phi x + \mu_\phi) - H\phi_0(x))^2 dx \quad (6)$$

式中, μ_ϕ 为 ϕ 的重心, σ_ϕ 为归一化的缩放因子。根据几何矩理论计算公式为

$$\mu_\phi = \int_{\Omega} x \frac{H\phi}{\int_{\Omega} H\phi dx} dx$$

$$\sigma_\phi = \left(\int_{\Omega} (x - \mu_\phi)^2 \frac{H\phi}{\int_{\Omega} H\phi dx} dx \right)^{\frac{1}{2}}$$

2.2 具有仿射不变性的先验形状模型

在水平集图像分割模型中引入先验形状信息时, 基于能量泛函的形状模型的实质是度量当前分割形状与先验形状间的距离。因此, 先验形状模型式(2)可写为

$$E_{\text{shape}}^F(\phi) = E_{\text{shape}}^F(d^2(\phi, \phi_i)) \quad (7)$$

式中, $d^2(\phi, \phi_i)$ 表示当前形状 ϕ 与各个先验形状 $\phi_i (i=1, 2, \dots, N)$ 间的距离度量, 基于式(6)有

$$d^2(\phi, \phi_i) =$$

$$\int_{\Omega} (H\phi(\sigma_{\phi}x + \mu_{\phi}) - H\phi_i(x)) dx \quad (8)$$

则新的先验形状模型 $E_{\text{shape}}^F(d^2(\phi, \phi_i))$ 将具有仿射不变性。在此基础上,新的水平集演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{\sum_{i=1}^N g_i(\phi) \cdot \kappa(\phi, \phi_i) \cdot d^2(\phi, \phi_i)}{\sigma^2} \quad (9)$$

式中, $\kappa(\phi, \phi_i) = e^{-\frac{[d^2(\phi, \phi_i)]^2}{2\sigma^2}}$ 。

3 结合形状先验的变分图像分割模型

将改进的先验形状模型式(7)与 C-V 模型相结合,得到统一的图像分割模型为

$$E_{\text{total}}(\phi, \phi_i) = (1 - \lambda)E^{\text{CV}}(\phi) + \lambda E_{\text{shape}}^F(d^2(\phi, \phi_i)) \quad (10)$$

但是,注意到形状模型是定义在高维特征空间 F 中,而水平集 C-V 模型是定义在图像空间中。因此,需要将先验形状模型的能量泛函转换至图像空间中。

对于任意两个符号距离函数 ϕ_1, ϕ_2 , 如果选用高斯核函数,则其在图像空间中的距离度量 d_1^2 与特征空间中距离度量 d_F^2 存在关系^[11],即

$$d_1^2(H\phi_1, H\phi_2) = -2\sigma^2 \log\left(\frac{2 - d_F^2(\phi_1, \phi_2)}{2}\right) \quad (11)$$

因此,形状模型在图像空间中的能量泛函为

$$E_{\text{shape}}^I(\phi) = -2\sigma^2 \log\left(\frac{2 - E_{\text{shape}}^F(\phi)}{2}\right) \quad (12)$$

将其结合到 C-V 模型中,得总的能量泛函为

$$E_{\text{total}}(\phi, \phi_i) = (1 - \lambda)E^{\text{CV}}(\phi) + \lambda E_{\text{shape}}^I(d^2(\phi, \phi_i)) \quad (13)$$

式中,权重因子 $\lambda \in [0, 1]$ 表示对先验信息的信任程度。对式(13)利用变分法得水平集函数的总的演化方程

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & (1 - \lambda)\delta(\phi) \left[\mu \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) - \nu - \right. \\ & \left. \lambda_1(I - c_1)^2 + \lambda_2(I - c_2)^2 \right] + \lambda \frac{2\sigma^2}{2 - E_{\text{shape}}^F(\phi)} \cdot \\ & \frac{\sum_{i=1}^N g_i(\phi) \kappa(\phi, \phi_i) [\phi - \phi_i]}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (14)$$

4 自适应尺度因子

在 KPCA 形状模型中需要确定恰当的核函数(例如线性核、多项式核、高斯核等),本文使用最常见的高斯核: $\kappa(\phi_i, \phi_j) = e^{-\frac{\|\phi_i - \phi_j\|^2}{2\sigma^2}}$ 。其中参数 σ 的取值是一个非常重要的问题:如果取值太小,会导致值 $\kappa(\phi_i, \phi_j)$ 趋近于零,如果取值太大,会捕获到形状中的不相关特征。常见的依赖经验来取值是一个费时的试探过程。文献[16]给出了一种自适应的参数 σ 计算方法,但其又引入了另一个参数 β 需要靠经验来取值。文献[17]给出一种基于统计的自适应计算方法,适合于先验形状分布均匀,且离散程度较大的情况。

注意到 σ 是度量一组先验形状 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$ 的离散程度,因此,其值可基于 $\|\phi_i - \phi_j\|$ 来定义。通常情况,一组先验形状比较相似,即 $\|\phi_i - \phi_j\|$ 值较小。而模型中需要度量演化形状与先验形状的相似性,它们两者间通常又差异较大。因此,在训练阶段,可以取 $\sigma = \max_D \|\phi_i - \phi_j\|$, 其中 D 为先验形状集。

5 实验与分析

5.1 实验数据

为了验证本文模型,采用3组手工制作的先验形状数据,分别为行人、树叶和手形状,每组包含20幅先验形状图像,限于篇幅,每行显示其中5幅形状,如图1所示。

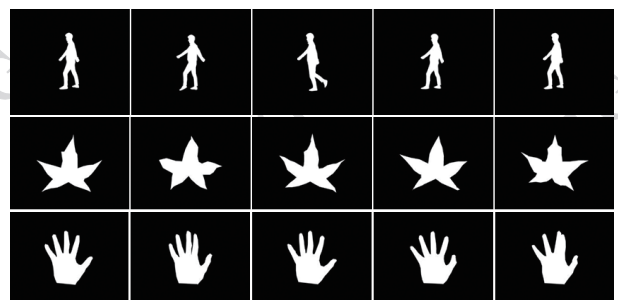


图1 实验用3组先验形状

Fig. 1 Some training shapes from 3 groups

5.2 KPCA 模型的仿射不变性实验

首先,验证仅使用本文的 KPCA 形状模型(不包

括图像信息)对初始轮廓线演化的约束能力,即基于距离度量式(8)的形状模型式(7),它能够将任意初始形状演化至与其最相似的形状上^[11],同时具有仿射不变性。

使用20幅先验形状进行训练,演化结果如图2所示。其中图2(a)为先验形状(绿色)以及3种不同位置与大小的初始轮廓线(蓝色)。图2(b)为未改进的KPCA形状模型的演化结果,图2(c)为本文具有仿射不变性的KPCA形状模型的演化结果。第1行显示当初始轮廓线与先验形状之间不存在仿射

变化时,未改进的KPCA模型与本文模型的演化结果都位于图像中心。第2行结果显示当初始轮廓线与先验形状之间存在平移变换时,未改进的KPCA模型演化结果仍位于图像中心,本文模型演化结果能跟随初始轮廓线位于图像右下方。第3行结果显示当初始轮廓线同时存在平移与缩放变换时,未改进的KPCA模型演化结果依然位于图像中心,本文模型演化结果则同时跟随初始轮廓线发生平移与缩放。因此,从图2(b)(c)的对比中可显示出本文模型具有仿射不变性。

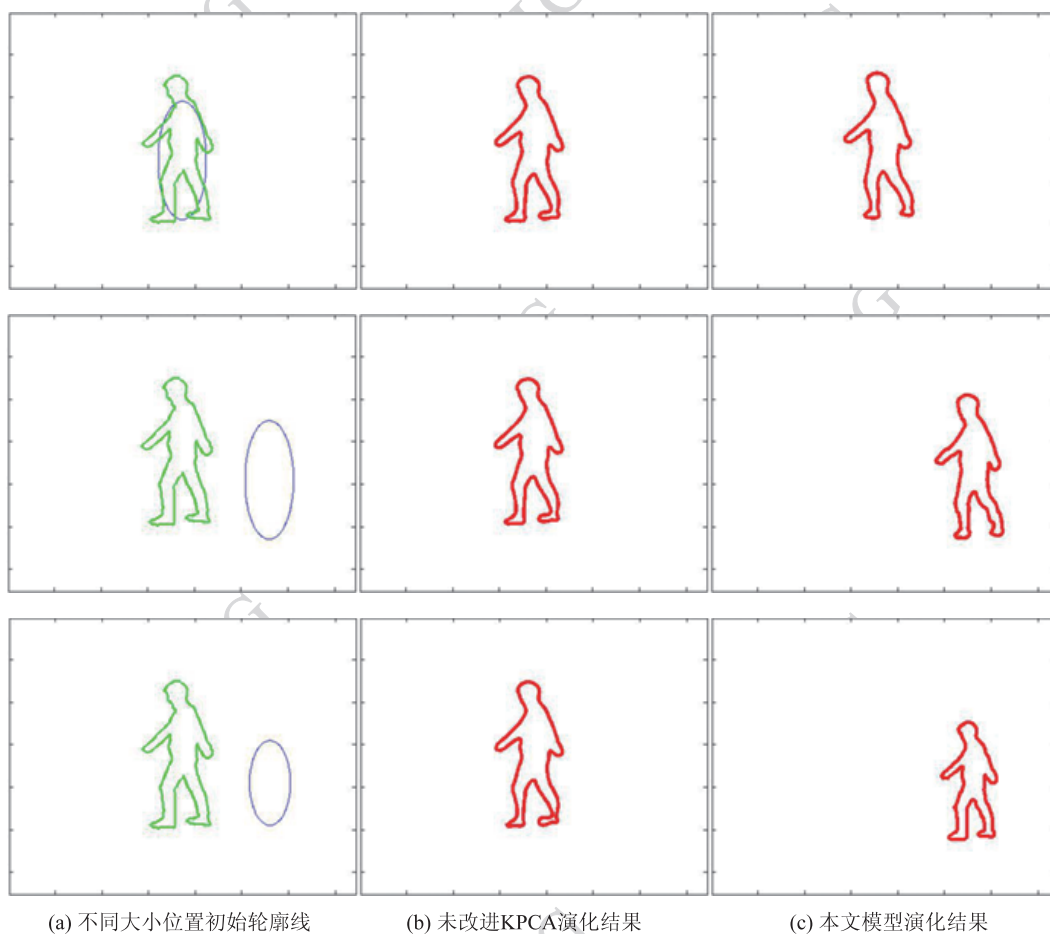


图2 本文 KPCA 模型仿射不变性实验

Fig. 2 Experiment results in affine invariance of our KPCA model

5.3 结合形状先验的水平集图像分割

实验将通过真实图像的分割,验证了本文结合先验形状信息的水平集分割模型(式(13))的有效性。共进行5组实验,分别验证其针对噪音污染以及目标被遮挡、缺失等情况下的分割能力。这些实验中设置的参数为:迭代步长 $\Delta = 0.1$, 先验信息的权重因子 $\lambda = 0.9$, C-V 模型中 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \mu =$

650。每组实验使用了相应形状集中全部形状,其中先验形状集包含真实目标形状。

实验结果如图3所示,每行依次显示一组实验。第1组和第2组实验中分别分割了图像中的行人和树叶,从第2列可看出单独使用C-V模型将很多背景部分错分给了目标,而第3列显示结合了先验形状后,分割效果明显改善。表1给出了这两组实验

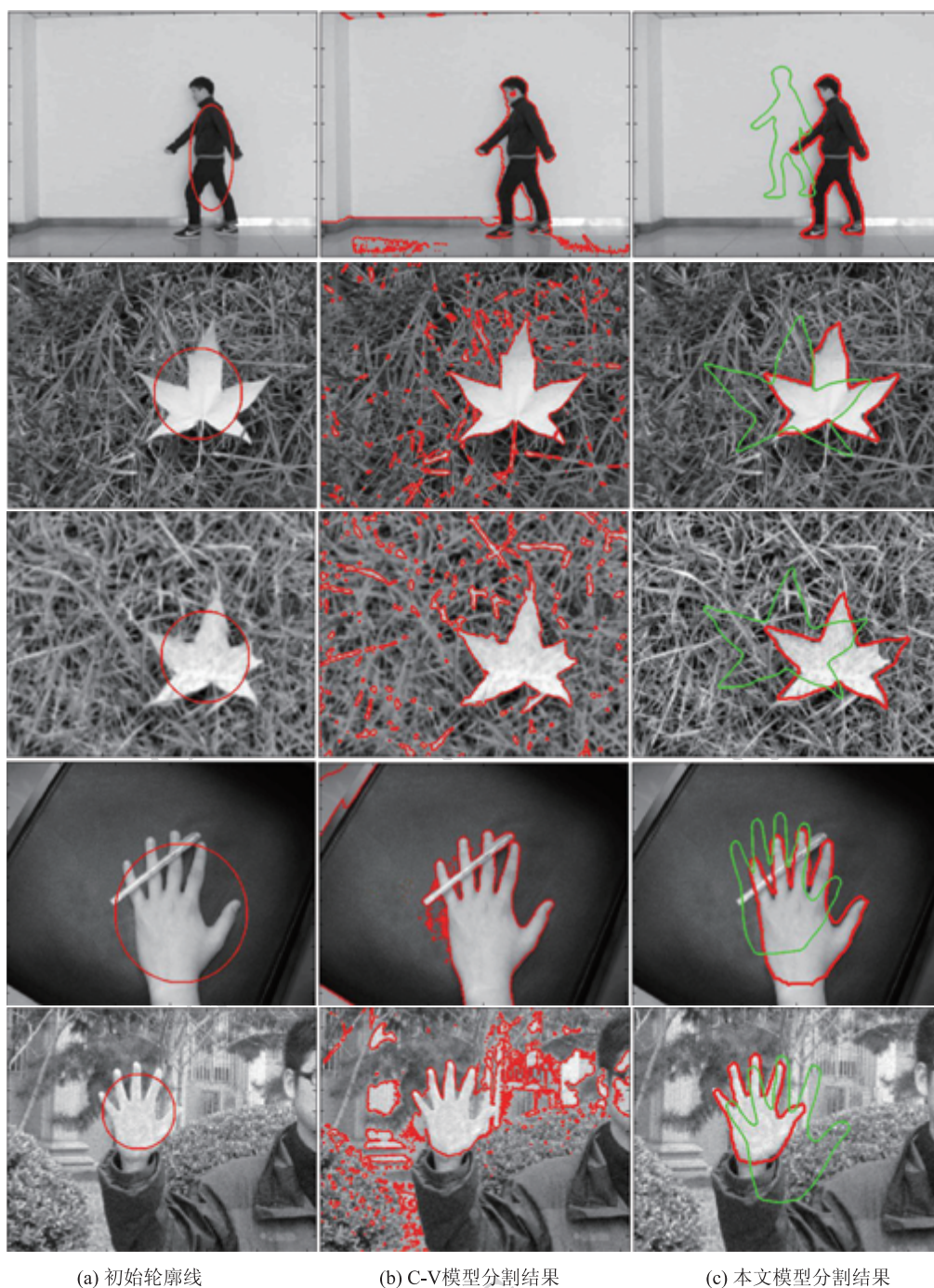


图3 本文模型与 C-V 模型分割结果对比实验

Fig. 3 Comparison results of segmentation between C-V model and our model

中,两个模型分割的正确率,定量地表明了本文模型对分割结果的改善。第3组实验分割的树叶存在部分缺失,第4组实验分割的手存在部分被遮挡。C-V模型对这两种情况都难以处理,而结合了先验形状后,能够对遮挡和缺失部分进行修正。第5组实验中图像存在较复杂的背景,同时给图像也加入了均值为0,方差为0.01的高斯白噪声。第2列结果显示单

独使用 C-V 模型将很多背景错分割了目标,而结合了先验形状后(第3列)分割结果明显改善。

为了显示本文模型具有仿射不变性,在第3列结果中同时附上目标的正确分割结果(绿色线)红色线为本文模型分割结果。可以看出,当真实目标与先验形状间存在仿射变化时,本文模型仍然能够正确分割。

表1 C-V模型与本文模型分割的正确率
Table 1 Correct ratio of segmentation of
C-V model and our model

实 验	C-V 模型	本文模型
第 1 组	88.4	99.23
第 2 组	96.85	98.86

6 结 论

针对图像中目标被遮挡以及存在噪音污染等情况,单独的水平集图像分割模型难以正确分割,而结合先验信息是解决该问题的一个重要方向。但是先验形状常常与图像中真实目标间存在姿态变化,因此,先验形状模型是否具有姿态不变性是一个重要的问题。由于引入先验形状信息的本质是度量先验形状与演化形状间的相似性,因此,通过建立一种具有仿射不变性的距离度量,提出了一种具有仿射不变性的 KPCA 形状模型,在提取一组先验形状的非线性特征的同时,解决了先验形状与目标间存在的仿射变化时的分割问题。实验结果表明了该模型的有效性。同时,注意到 KPCA 模型中高斯核函数的 σ 参数的选择问题,本文也给出了一种自适应的计算方法,从而简化了模型的计算。

现有模型给出了一个解决仿射不变性的统一的框架,但只显示了平移和缩放两种仿射变换效果。在此基础上,下一步的研究将放在能够处理更多类型(如旋转、斜切等)的仿射不变性上,以适应更广泛的图像分割问题。

参考文献 (References)

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. Int. J. Comput. Vis., 1988, 1(4): 321-331. [DOI: 10.1007/BF00133570]
- [2] Zheng Q, Dong E, Cao Z, et al. Active contour model driven by linear speed function for local segmentation with robust initialization and applications in MR brain images[J]. Signal Processing, 2014, 97: 117-133. [DOI: 10.1016/j.sigpro.2013.10.008]
- [3] Liu W, Shang Y, Yang X. Active contour model driven by local histogram fitting energy[J]. Pattern Recognit. Lett., 2013, 34: 655-662. [DOI: 10.1016/j.patrec.2013.01.005]
- [4] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. Int. J. Comput. Vis., 1997, 22(1): 61-79.
- [5] Wang Y, Xiang S, Pan C, et al. Level set evolution with locally linear classification for image segmentation[J]. Pattern Recognit., 2013, 46: 1734-1746. [DOI: 10.1016/j.patcog.2012.12.006]
- [6] Liu L, Zeng L, Shen K, et al. Exploiting local intensity information in C-V model for noisy image segmentation[J]. Signal Processing, 2013, 93: 2709-2721. [DOI: 10.1016/j.sigpro.2013.03.035]
- [7] Chan T, Zhu W. Level set based shape prior segmentation[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on CVPR'05. Washington DC; IEEE, 2005, 2: 1164-1170. [DOI: 10.1109/CVPR.2005.212]
- [8] Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Trans. image Process., 2001, 10(2): 266-277. [DOI: 10.1109/83.902291]
- [9] Leventon M, Grimson W, Faugeras O. Statistical shape influence in geodesic active contours[C]//Proceedings of IEEE Conference on CVPR'2000. Washington DC; IEEE, 2000, 1: 316-323. [DOI: 10.1109/CVPR.2000.855835]
- [10] Yan P, Zhang W, Turkbey B, et al. Global structure constrained local shape prior estimation for medical image segmentation[J]. Comput. Vis. Image Underst., 2013, 117(9): 1017-1026. [DOI: 10.1016/j.cviu.2013.03.006]
- [11] Dambreville S, Rathi Y, Tannenbaum A. A framework for image segmentation using shape models and kernel space shape priors[J]. Pattern Analysis and Machine Learning, 2008, 30(8): 1385-1399. [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.70774]
- [12] Chen Y, Tagare H. Using prior shapes in geometric active contours in a variational framework[J]. Int. J. Comput. Vis., 2002, 50(3): 315-328. [DOI: 10.1023/A:1020878408985]
- [13] Liu W, Shang Y, Yang X. A shape prior constraint for implicit active contours[J]. Pattern Recognit. Lett., 2011, 32: 1937-1947. [DOI: 10.1016/j.patrec.2011.09.012]
- [14] Cremers D, Osher S. Kernel density estimation and intrinsic alignment for shape priors in level set[J]. Int. J. Comput. Vis., 2006, 69(3): 335-351. [DOI: 10.1007/s11263-006-7533-5]
- [15] Charpiat G, Faugeras O, Keriven R. Approximations of shape metrics and application to shape warping and empirical shape statistics[J]. Found. Comput. Math., 2005, 5(1): 1-58. [DOI: 10.1007/s10208-003-0094-x]
- [16] Shen J, Li Y X, Zhou Z M, et al. Shape prior constrained KPCA object segmentation with parameter adaption[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(7): 783-789. [沈霖, 李元祥, 周则明, 等. 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]
- [17] Wang Q. Kernel principal component analysis and its applications in face recognition and active shape models[J]. arXiv Prepr. arXiv1207.3538, 2012.