



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

2014

05

VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

流体模拟 P781





第19卷第5期（总第217期）

2014年5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

综述

中国图像工程: 2013

章毓晋 0649

图像处理和编码

SAR复图像数据的CCSDS-IDC编码性能分析与二叉树编码

侯兴松, 韩敏, 龚晨 0659

记忆梯度追踪压缩感知图像重构

郭强, 吴成东 0670

处理异常值的相机抖动模糊图像复原

阮光诗, 孙俊喜, 孙阳, 刘红喜, 赵立荣, 刘广文 0677

Logistic视频字幕增强模型

李钦瑞, 吕学强, 李卓, 刘坤 0683

图像分析和识别

结合LPG&PCA的中智学图像分割

张桂梅, 王大雷 0693

融合多特征的运动一致性图像分割

魏国剑, 侯志强, 李武, 余旺盛 0701

壁画图像分类中的分组多实例学习方法

唐大伟, 鲁东明, 许端清, 杨冰 0708

采用加性核SVM的二尖瓣瓣根识别

徐伟, 姚丽萍, 宋薇, 杨新, 孙锟 0716

迭代的图变换匹配算法

李婷婷, 汤进, 江波, 罗斌, 徐立祥 0723

融合残差Unscented粒子滤波和区别性稀疏表示的鲁棒目标跟踪

杨彪, 林国余, 张为公, 路小波, 张宇歆 0730

图像理解和计算机视觉

梯度约束SFS的月面地形重构

徐辛超, 刘少创, 徐爱功 0739

单幅自然场景深度恢复

曹风云, 方帅, 胡玉娟, 王浩, 杨雪洁 0746

区域语义多样性密度的图像标注

王方方, 蒋建国, 郭丹 0755

计算机图形学

鲁棒的网格实时几何编辑算法

汪悦, 邓元凯, 钱归平 0764

从表面重构的体数据实现3维网格剖分

刘君, 陈伟强, 熊邦书 0771

交错网格结构的涡粒子烟模拟

杨阳, 杨旭波 0781

遥感图像处理

应用区域统计特征的PolSAR影像分割

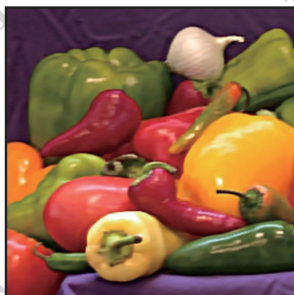
刘振宇, 余洁, 谢东海, 刘利敏 0789

采用分裂Bregman的遥感影像亮度不均变分校正方法

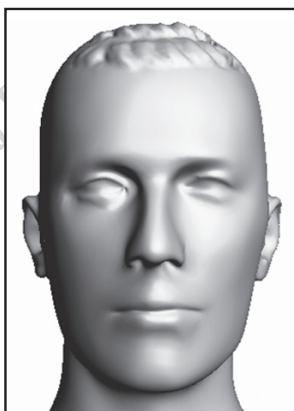
王晓静, 李慧芳, 袁强强, 沈焕锋, 张良培 0798

基于Wallis与距离权重增强的无人机影像拼接缝消除

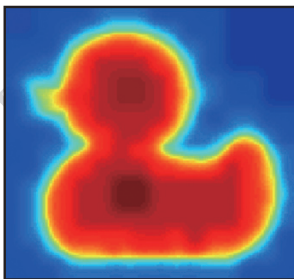
田金炎, 段福洲, 王乐, 李小娟, 屈新原 0806



处理异常值的相机抖动模糊图像复原(第677页)



鲁棒的网格实时几何编辑算法(第764页)



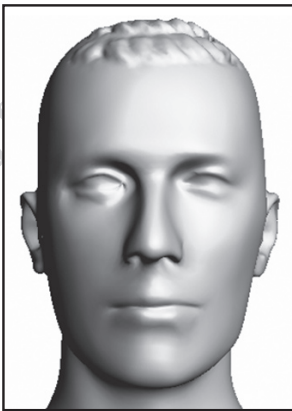
从表面重构的体数据实现3维网格剖分(第771页)

CONTENTS

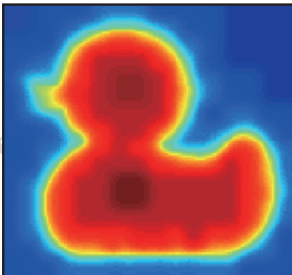
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Disposing of outliers in camera-shake blurred images restoration(P677)



Robust algorithm for real-time mesh geometric editing(P764)



Three-de mesh generation through volume data reconstructed from surface(P771)

Review

Image engineering in China: 2013 Zhang Yujin	0649
---	------

Image Processing and Coding

Performance analysis of CCSDS-IDC for SAR complex image data and quadtree-based SAR complex image data coding Hou Xingsong, Han Min, Gong Chen	0659
Image reconstruction of compressed sensing based on memory gradient pursuit Guo Qiang, Wu Chengdong	0670
Disposing of outliers in camera-shake blurred images restoration Nguyen Quangthi, Sun Junxi, Sun Yang, Liu Hongxi, Zhao Lirong, Liu Guangwen	0677
Logistic model for video caption enhancement Li Qinrui, Lyu Xueqiang, Li Zhuo, Liu Kun	0683

Image Analysis and Recognition

Neutrosophic image segmentation approach integrated LPG&PCA Zhang Guimei, Wang Dalei	0693
Motion coherence image segmentation fused with multi-feature Wei Guojian, Hou Zhiqiang, Li Wu, Yu Wangsheng	0701
Clustered multiple instance learning for mural image classification Tang Dawei, Lu Dongming, Xu Duanqing, Yang Bing	0708
Recognition of mitral annulus hinge point using additive SVM classifier Xu Wei, Yao Liping, Song Wei, Yang Xin, Sun Kun	0716
Iterative graph transformation matching algorithm Li Tingting, Tang Jin, Jiang Bo, Luo Bin, Xu Lixiang	0723
Robust object tracking incorporating residual unscented particle filter and discriminative sparse representation Yang Biao, Lin Guoyu, Zhang Weigong, Lu Xiaobo, Zhang Yuxin	0730

Image Understanding and Computer Vision

Lunar terrain reconstruction with SFS under gradient constraint Xu Xinchao, Liu Shaochuang, Xu Aigong	0739
Recovering depth from a single natural defocused image Cao Fengyun, Fang Shuai, Hu Yujuan, Wang Hao, Yang Xuejie	0746
Image annotation based on region-semantic diverse density Wang Fangfang, Jiang Jianguo, Guo Dan	0755

Computer Graphics

Robust algorithm for real-time mesh geometric editing Wang Yue, Deng Yuankai, Qian Guiping	0764
Three-de mesh generation through volume data reconstructed from surface Liu Jun, Chen Weiqiang, Xiong Bangshu	0771
Staggered grid structure for smoke simulation Yang Yang, Yang Xubo	0781

Medical Image Processing

Application region statistical characteristic for PolSAR imagery segmentation Liu Zhenyu, Yu Jie, Xie Donghai, Liu Limin	0789
Uneven intensity correction using split Bregman for remote sensing images Wang Xiaojing, Li Huifang, Yuan Qiangqiang, Shen Huanfeng, Zhang Liangpei	0798
UAV image seam elimination method based on Wallis and distance weight enhancement Tian Jinyan, Duan Fuzhou, Wang Le, Li Xiaojuan, Qu Xinyuan	0806

中图法分类号: TP181 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)05-0716-07

论文引用格式: Xu W, Yao L P, Song W, Yang X, Sun K. Recognition of mitral annulus hinge point using additive SVM classifier[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(5): 716-722. [徐伟, 姚丽萍, 宋薇, 杨新, 孙锟. 采用加性核 SVM 的二尖瓣瓣根识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(5): 716-722.][DOI:10. 11834/jig. 20140509]

采用加性核 SVM 的二尖瓣瓣根识别

徐伟¹, 姚丽萍², 宋薇¹, 杨新¹, 孙锟²

1. 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240; 2. 上海交通大学医学院附属新华医院, 上海 200233

摘要: 目的 超声心动图中图像噪声严重、分辨率低以及成像范围有限等缺点, 导致二尖瓣(MA)瓣根的识别非常困难, 采用加性核函数的支持向量机(SVM)分类器识别超声心动图中的二尖瓣瓣根位置。方法 心脏二尖瓣瓣根位置对于心室的分割、心脏建模以及多模态配准很重要。本文提出将加性核支撑向量机分类算法并结合一个局部的上下文特征用于二尖瓣瓣根的识别。主要创新点有: 1) 利用图像中的上下文特征提取二尖瓣瓣根部特征; 2) 应用最小加性核的 SVM 分类器快速识别二尖瓣瓣根的候选点; 3) 对于候选点应用加权模板, 计算候选点的加权密度; 4) 在加权密度场中, 采用二分查找算法, 自适应确定一个阈值, 剔除二尖瓣瓣根的错分点, 确定二尖瓣瓣根的位置。结果 本文算法在 10 个儿科病人的超声四腔心动图上测试, 和手动选出的二尖瓣瓣根点相比, 平均误差控制在 1.52 ± 2.25 个像素。结论 采用加性核函数的 SVM 分类器能够快速、准确地识别二尖瓣瓣根点。

关键词: 二尖瓣; 上下文特征; K-Means; SVM 分类器; 加性核

Recognition of mitral annulus hinge point using additive SVM classifier

Xu Wei¹, Yao Liping², Song Wei¹, Yang Xin¹, Sun Kun²

1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. Xin Hua Hospital Affiliated to Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200233, China

Abstract: **Objective** The main difficulties identifying hinge points are due to the inherent noise and the low resolution of echocardiography. In this paper, a local context feature combined with additive support vector machines (SVM) classifier is proposed to identify the hinge points of mitral annulus (MA). **Method** The position of the hinge point of MA is important for segmentation, modeling, and multi-modalities registration of mitral valve. The innovation is as follows: 1) Extracting the hinge point of MA by local context feature. 2) Applying the SVM classifier to identify the candidates of MA. 3) Compute the weighted density field of candidates which represents the blocks of candidates. 4) Applying the binary search algorithm on the weighted density field to maintain an adaptive threshold. This threshold is used to exclude the error from the SVM classifier. **Result** This algorithm is tested on echocardiographic four chamber image sequence of 10 pediatric patients. Compared with the manually selected hinge point of MA, the mean error is in 1.52 ± 2.25 pixels. **Conclusion** Additive SVM classifier can fast and accurately identify the MA hinge point.

Key words: mitral annulus; local context; K-Means; SVM classifier; additive SVM kernel

收稿日期: 2013-07-23; 修回日期: 2013-11-19

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)基金项目(2010CB732506); 上海交通大学医工交叉基金项目(YG2011ZD02)

第一作者简介: 徐伟(1989—), 男, 上海交通大学电子信息与电气工程学院控制科学与工程在读研究生, 主要研究方向为模式识别与智能系统。E-mail: lonewolfxw@163.com

0 引言

先天性心脏病(CHD)是小儿死亡的主要原因之一。二尖瓣病变外科手术规划中的问题,包括最佳手术时期的确定,二尖瓣装置的瓣膜、瓣叶如何整形,以及手术跟踪随访等,是先天性心脏病治疗的难点。二尖瓣装置的3维形态和运动功能对于分析左心室(LV)的功能和诊断二尖瓣疾病以及左心室混乱^[1-3]非常重要。因此借助先进的计算机技术和成像技术,分析二尖瓣装置的形态和运动有着重要的社会价值和临床价值。

精确地定位二尖瓣有助于心脏瓣膜的建模、运动跟踪、以及超声与MRI/CT的多模态配准。实时超声心动图(RT3DE)存在噪声严重、分辨率低以及成像范围有限等缺点,造成超声图像中的心室的范围可能很模糊或者不完整。人工识别二尖瓣瓣膜也需要丰富的医学知识和技术经验,这也对自动识别二尖瓣造成很大困难。文献[4]提出一种基于多动态规划的半自动跟踪算法,在2维超声心动图上跟踪二尖瓣瓣叶根部特征点。文献[5]提出一种自动的瓣环轮廓跟踪算法,采用部分形状约束轮廓模型,能够在心肌不清楚的情况下对心室边界进行跟踪拟合,根据模式匹配算法识别出二尖瓣瓣环的位置。文献[6]结合光流法和块匹配的方法,在4D心动超声中跟踪二尖瓣瓣环上的点,会产生累积误差,需要人工参与校正。文献[7]实现4D瓣环分割,采用瓣叶状态预测确定瓣叶开闭状态,在闭合状态下采用图割的方法^[8]精确分割瓣环,在打开状态下采用约束光流算法跟踪瓣环。

本文提出将加性核SVM分类算法^[9-10]用于二尖瓣瓣根的识别。加性核优化的SVM能够在不损失分类的前提下更加快速高效地对测试样本分类。超声心动图像噪声多等特点,特征的设计成为一个难题。由于需要在整个心脏组织中,识别出二尖瓣瓣根的位置,图像全局的特征如局部二元模式(LBP)^[11-12],直方图等容易受到其他组织的影响,不能很好地反映出二尖瓣的特征。LBP和直方图等特征局部化来反映局部特征缺乏计算的高效性。心脏内部的结构位置,如左心室、左心房、右心室和右心房,以及二尖瓣、三尖瓣、主动脉瓣和肺动脉瓣等的关系明确、空间分布固定。因此,本文提出提取像素上下文特征,通过像素邻域反映像素的灰度、位置的

信息。最后,应用加性核SVM作为分类器,识别出二尖瓣。

1 加性核SVM分类器

基于判别分类器的SVM和boosted决策树的各个变种是目标检测、多目标识别的两种主要方法。基于boosted决策树分类器^[13]分类速度快,但是需要的训练时间非常长,而且,训练时间随着类别的增加指数增长。给定正特征空间中,线性SVM的训练速度非常快,线性的SVM训练时间和分类时间很短,而且内存占用少,基本可以用于实时应用中,而且应用核函数可以处理非线性问题。非线性SVM分类器的运行时间复杂度则比线性SVM高得多。

虽然线性SVM的效率高,但是不少非线性核在模式分类任务中的准确性更高,这是因为大多分类问题的特征分布是非线性的。一些常用的非线性核是基于特征的直方图,如图像的颜色和纹理,采用直方图交集和卡方距离来训练一个SVM分类器。为了评价分类函数,测试直方图与每个支撑向量的直方图进行比较。支撑向量的个数是训练数据的重要因素,由于运行时间与支撑向量的个数线性相关,因此这一步计算量非常大。文献[9-10]提出的一种算法提高直方图比较函数的速度,这个过程是加性的。这种更加有效的方法使得SVM和加性核的应用更加广泛,甚至用于实时任务中。其结果适用于任何加性核。

给定训练集 $\{(y_i, \mathbf{x}_i)\}_{i=1}^N$, N 为特征向量的个数, $y_i \in \{-1, 1\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$, y_i 表示类别, $\mathbf{x}_i$ 为特征向量。线性情况下,为了找到一个超平面来最优分离数据,最小化函数为

$$\phi(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (1)$$

松弛约束项为

$$y_i \times (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中,常量 $C > 0$ 用来权衡正则项和约束项, ξ_i 是松弛变量, $\xi_i \geq 0$, $\mathbf{w}$ 为超平面的法向量, b 为超平面的截距。 $\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$ 控制最大化支撑点到超平面的距离,项 $C \sum_{i=1}^N \xi_i$ 控制最小化错误率。核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{z})$:

$\mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 为高维特征空间的内积 $\varphi(\mathbf{x}) \cdot \varphi(\mathbf{z})$ 。其对偶问题为最大化如下函数,即

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (3)$$

式中, α 为拉格朗日乘子, $0 \leq \alpha_i \leq C$, $\sum \alpha_i y_i = 0$ 。
决策函数为 $\text{sgn}(h(\mathbf{x}))$, $h(\mathbf{x})$ 定义为

$$h(\mathbf{x}) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}) + b \quad (4)$$

式中, $\mathbf{x}_l, l \in \{1, 2, \dots, m\}$ 为支撑向量。因此, 分类一个特征需要计算 m 次核函数, 并且需要存储 m 个支撑向量。设核函数的计算时间为 $O(n)$, 则分类的时间复杂度为 $O(m \times n)$ 。对于线性核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \mathbf{x} \cdot \mathbf{z}$, 分类函数为 $h(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b$, $\mathbf{w} = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \mathbf{x}_l$ 。这样用线性 SVM 分类只需要 $O(n)$ 次运算和 $O(n)$ 的内存。

图像相似度一般比较如边界、颜色等特征的分布。这些分布可以表示为直方图, 因此可以使用直方图交集作为相似度测度。直方图特征向量 $\mathbf{x}, \mathbf{z} \in \mathbf{R}_+^n$, 交集核为

$$K_{\min}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \sum_{i=1}^n \min(x_i, z_i) \quad (5)$$

决策函数为

$$h(\mathbf{z}) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l K_{\min}(\mathbf{z}, \mathbf{x}_l) + b = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \sum_{i=1}^n \min(z_i, x_{l,i}) + b \quad (6)$$

可以看出式(6)的复杂度仍为 $O(m \times n)$ 。由于交集核可以交换求和顺序, 因此式(6)可转换为

$$h(\mathbf{z}) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \sum_{i=1}^n \min(z_i, x_{l,i}) + b = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \min(z_i, x_{l,i}) \right) + b = \sum_{i=1}^n h_i(z_i) + b \quad (7)$$

函数 $h(\cdot)$ 可以表示为 1 维函数 $h_i(\cdot)$ 的和, 式中

$$h_i(z_i) = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_l \min(z_i, x_{l,i}) \quad (8)$$

为了使计算每个 h_i 的时间为 $O(\log m)$ 。令 $\bar{x}_{l,i}$ 为 $x_{l,i}$ 递增排序, α_l 和 y_l 对应 $\bar{\alpha}_l$ 和 $\bar{y}_l$ 。如果 $z_i < \bar{x}_{1,i}$, $h_i(z_i) = z_i \sum_{l=1}^m \bar{\alpha}_l \bar{y}_l = 0$ 。否则, 令 r 为满足 $\bar{x}_{r,i} \leq z_i$ 的最大整数, 则

$$h_i(z_i) = \sum_{l=1}^m \bar{\alpha}_l \bar{y}_l \min(z_i, x_{l,i}) = \sum_{l \leq r} \bar{\alpha}_l \bar{y}_l x_{l,i} + z_i \sum_{r < l \leq m} \bar{\alpha}_l \bar{y}_l = A_i(r) + z_i B_i(r) \quad (9)$$

式中

$$A_i(r) = \sum_{l \leq r} \bar{\alpha}_l \bar{y}_l x_{l,i} \quad (10)$$

$$B_i(r) = \sum_{r < l \leq m} \bar{\alpha}_l \bar{y}_l \quad (11)$$

式(9)说明了 h_i 是分段线性的。进一步可以证明 h_i 是连续的, 即

$$h_i(\bar{\mathbf{x}}_{r+1}) = A_i(r) + \bar{\mathbf{x}}_{r+1} B_i(r) = A_i(r+1) + \bar{\mathbf{x}}_{r+1} B_i(r+1)$$

函数 A_i 和 B_i 独立于输入数据, 仅依赖于支撑向量和 α , 因此可以分类前计算它们。在计算 $h_i(z_i)$ 时先用二值搜索算法找到 r , 然后通过线性插值 $h_i(\bar{\mathbf{x}}_r)$ 和 $h_i(\bar{\mathbf{x}}_{r+1})$ 的到 $h_i(z_i)$ 。这需要存储 $\bar{x}_l$ 和 $h_i(\bar{\mathbf{x}}_l)$ 。因此, 计算 $h(\mathbf{x})$ 的运行时间复杂度为 $O(n \log m)$ 。在支撑向量非常多的情况下, 速度提高显著。

2 局部上下文特征

超声心动图斑点噪声多、成像分辨率不高、成像范围有限, 不同组织灰度纹理差异不大, 边界模糊, 特征不明显。因此, 一般的图像检测算子例如 Sobel 算子, Laplace 算子等在超声图像中不适用。

上下文表示一个事物和周围事物之间的关系。在本文中, 像素的上下文则表现在其邻域和相对位置关系上, 两个相近或空间位置相对固定的像素能成为彼此的上下文。为了获得像素域的信息, 应该将像素某个邻域内的所有的像素组成一个特征向量。但是, 这样会使得特征空间很大、训练时间加长。因此, 本文在像素的邻域内稀疏采样^[14], 能很好地平衡训练时间和分类结果。文献[14]可以看出, 局部的上下文特征很好地应用于 3 维的 MRI 脑部图像的分割。超声图像心内结构即心室、心房、房室隔、瓣膜的位置关系明确, 空间分布固定, 因此, 将局部上下文特征应用于超声心动图像, 反应超声心动图像组织间的像素和空间位置关系。

如图 1 所示, 红色的点表示采样点。对于采样中心点, 在其特定范围的邻域内稀疏采样, 每隔 45° 采样 8 点, 距离特征中心点越近的邻域点和中心的相关性越大, 因此距离中心越近采样越密集。由于较大或者较小的采样距离都会导致二尖瓣的特征数据不明显, 从而不能准确地识别。根据心脏超声图像二尖瓣的位置, 以及二尖瓣和 4 个腔室以及腔室壁之间的位置关系, 将采样的最大距离设为 29。综

上,在每个方向 8 个点的的采样位置为{1,3,5,9,13,17,23,29}。

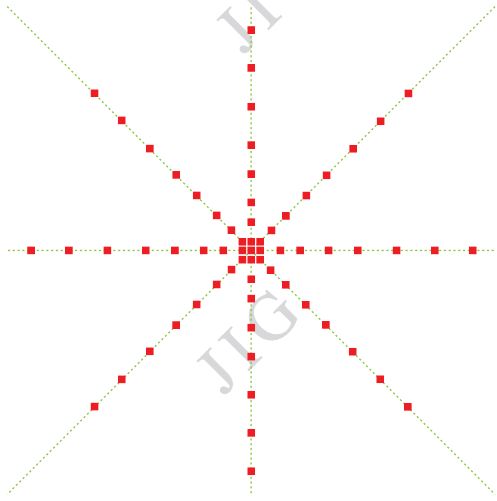


图 1 局部上下文特征

Fig. 1 Local context feature

由于超声心动图噪声多,直接利用采样点的灰度值会造成训练和分类时的特征都不准确,降低识别的准确度。因此,提出在采样的同时对采样点进行均值滤波,消除由于高噪声造成的误差。同时,由于较大的均值模板会使得采样灰度值不能准确反映采样点的信息,对于每个采样点取其 3×3 邻域的均值。这样就构成了一个 65 维的向量作为中心点的

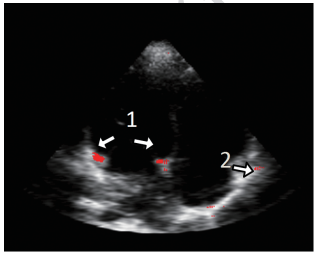
特征。局部上下文特征可以反映像素特定邻域内的空间灰度分布信息,而且特征提取的速度非常快。

3 降低误识别率

3.1 自适应阈值估计

根据上文算法可以很好地将二尖瓣瓣根识别出来,如图 2(a)所示。红色的点表示二尖瓣瓣根的候选点,箭头 1 所示为正确分类的二尖瓣瓣根。然而,由于超声图像噪声分辨率等原因导致有极少的特征分类不正确,如箭头 2 所示。因此,提出将一个加权模板应用在每个候选点上,得到一个候选点的密度场,如图 2(b)所示。以街区距离为函数得到的加权模板为

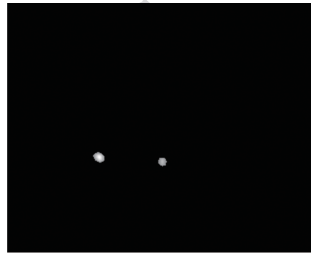
0							0
	...						...
		6	7	8	7	6	
		7	8	9	8	7	
		8	9	10	9	8	
		7	8	9	8	7	
		6	7	8	7	6	
		...					...
0							0



(a) 加性核SVM分类结果



(b) 加权密度场



(c) 自适应阈值结果

图 2 加性核 SVM 分类结果

Fig. 2 Classification result of additive SVM

对于每个候选点,将上述加权模板加到密度场中的对应位置。密度场函数如下:

$$F(A) = \sum_{j \in C \cap N_{11}(A)} [10 - D_{\text{block}}(j, A)]$$

式中, A 表示密度场中任意一点, C 表示候选点的集合, $D_{\text{block}}(\cdot)$ 表示街区距离, $N_{11}(A)$ 表示 A 的 11 邻域。候选点集中的区域对应密度场中较亮的区域,反之,密度较低的区域对应密度场中较暗的区域。估计二尖瓣瓣根的位置等效找到密度场中最亮的两个区域。

本文提出在密度场中二分搜索阈值 H ,使得密度场中大于 H 的区域只有两个。算法的流程如下:

- 1) H = 密度场中的最大值判断密度场中大于 H 连续区域只有两个,跳至步骤 4);
- 2) 区域个数小于两个则降低 H ,返回步骤 1);
- 3) 区域个数大于两个则增大 H ,返回步骤 1);
- 4) 得到自适应的阈值 H 。

踢出错误点之后的结果如图 2(c) 所示。为了得到二尖瓣的两个点的中心,使用两个区域的 X 轴

坐标的均值分类两个区域。

3.2 K-Means 计算瓣根点

自适应阈值能够很好地剔除明显的错分点,估计二尖瓣的位置,如图 2(a) 的箭头 2 所示。但是应用自适应阈值很有可能将某些边缘正确的分类点剔除了,如图 2(c) 中的两个块的大小明显比图 2(a) 中的箭头 1 所示的块小很多。为了得到精确的二尖瓣瓣根的位置,提出将自适应阈值得到的二尖瓣瓣根位置的估计值作为 K-Means 的初始类别中心,这样既解决了 K-Means 初始类别中的

难题,也使得分类不会陷入局部最小。由于自适应阈值处理可以得到较准确的瓣根位置,为了将错误的分类点踢出,提出在一定的范围内进行 K-Means 分类。二尖瓣的大小相对固定,因此取适当的范围分类不会影响结果。取到两个中心点较小的距离大于 50 像素的点进行分类。结果如图 3 所示,绿色和蓝色的色块表示 K-Means 分类得到的二尖瓣瓣根在 2 维图像上的左右两个块,中间的红点表示 K-Means 得到的二尖瓣瓣根的精确位置。

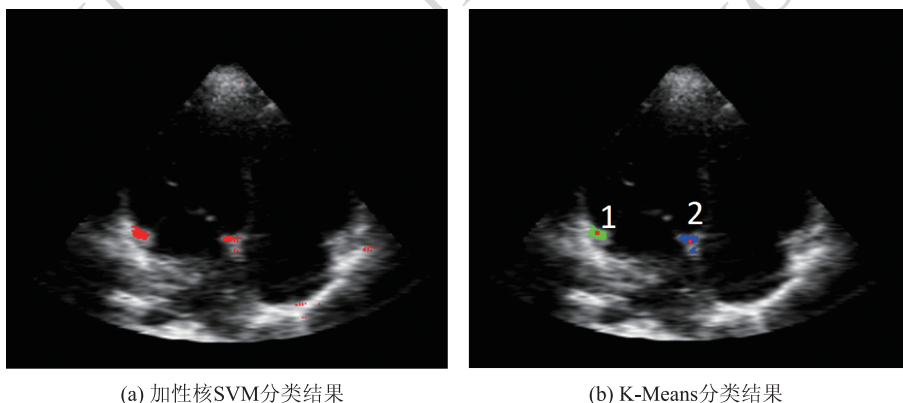


图 3 K-Means 精确分类结果

Fig. 3 Refined classification result of K-Means classifier

4 实验

实验数据为 E7500 超声图像,图像大小为 320×260 像素。

4.1 实验 1

局部上下文特征的设定,包括采样的间隔、长度、特征,采用交叉验证的方法,选择 $\{1, 3, 5, 9, 13, 17, 23, 29\}$ 的位置在各个方向上采样数据。图 4(a) 是直接采样灰度特征的分类结果,图 4(b) 是 3×3 均值采样的特征分类结果。从图 4 的结果可以看出,采用均值特征能更好地在噪声严重的超声心动图像上取得更好的结果。

4.2 实验 2

一个心动周期的超声图像的二尖瓣瓣根识别结果如图 5 所示,在加性核 SVM 和局部上下文特征可以比较准确地识别出二尖瓣瓣根的位置的基础上,应用自适应阈值可以获得相当精确的结果。自动识别和人工取点的结果比较如表 1 所示,其中人工取点的数据通过合作医院的有经验的医生获取具有较

高的可靠性。从表 1 中数据可以看出本文算法准确度非常高,和人工取点的误差的均值在两个像素左右。

4.3 实验 3

实验 3 为应用优化的加性核 SVM 和没有经过优化的 SVM 在效率和分类准确度上面的比较。表 2 的数据支撑向量都为 1 268 个 65 维的特征向量,从表 2 可以看出两者在分类的准确度上基本相同,但是优化的 SVM 在运行效率上确有很大的提高。

4.4 讨论

图割是一种同时基于区域和边界的交互式分割算法,主要基于网络流和最大化能量函数来实现目标分割,也是一种常用的二尖瓣分割算法,如文献 [8] 所示。其将二尖瓣环的识别分成两个阶段,是一种半自动的分割方式。第 1 阶段使用用户提供的点建立薄组织的最大流模型,第 2 阶段应用最大流算法和主动轮廓模型寻找薄组织和厚组织即心室壁的相交的位置。其主要是在 3 维上进行二尖瓣瓣环的分割。主要的缺点是预处理过程要人工指导,在 3

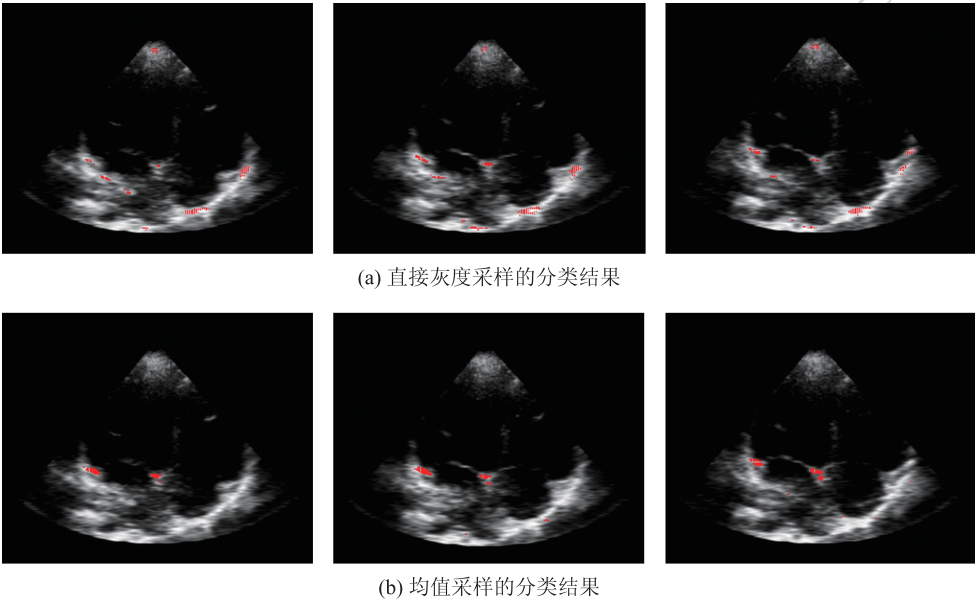


图 4 采样方式对分类结果的影响比较

Fig. 4 The classification result of different sample mode

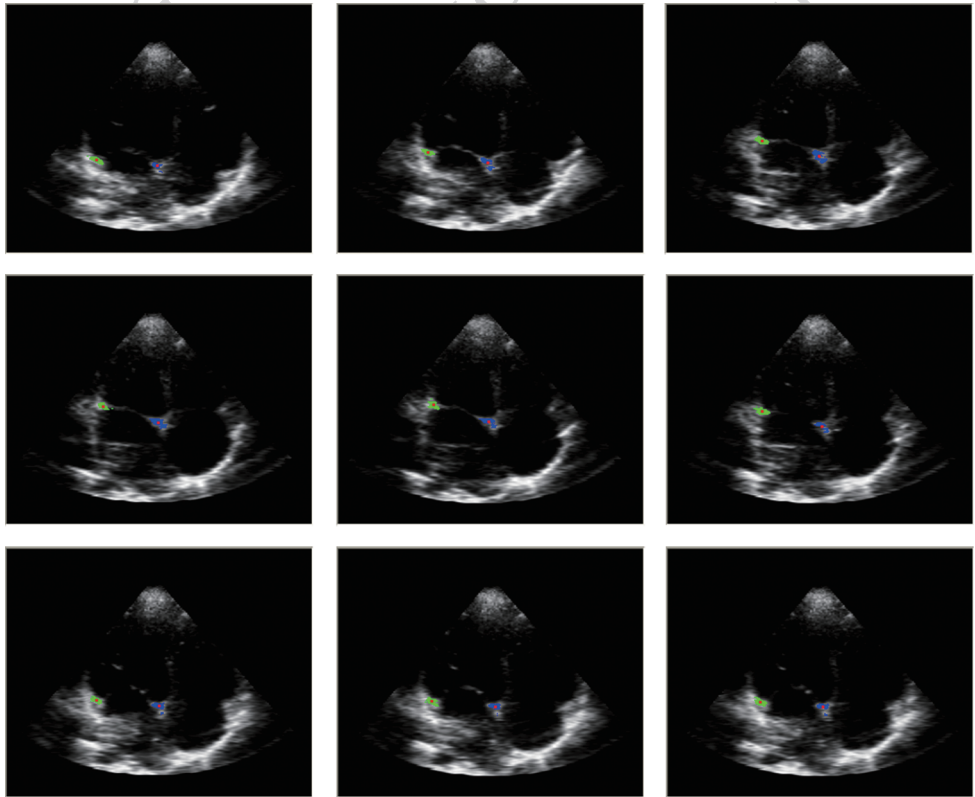


图 5 一个心动周期二尖瓣瓣根自动识别结果(红色点)

Fig. 5 Automatic identification of mitral annular hinge points in a cardiac cycle(red points)

维超声图像上计算能量函数和应用图割算法复杂度都很高,极大地局限了分割算法的应用。相比之下,本文算法应用在 2 维图像上,并且采用直接识别而

不是分割的方式来提取二尖瓣。在医学应用和医生角度来说,本文算法的精确度和实时性具有明显提高。

表 1 自动识别和人工取点结果的误差

Table 1 Errors between our segmentation method and manual segmentation results

	左边点				右边点			
	X 轴坐标		Y 轴坐标		X 轴坐标		Y 轴坐标	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差
像素	1.8	1.7	2.1	1.3	2.5	2.6	1.4	0.9

表 2 加性核优化 SVM 和没优化的 SVM 的效率比较

Table 2 The efficiency comparison between additive kernel SVMs and common SVMs

测试样本个数	没优化的 SVM 分类时间/s	本文算法的分类时间/s	两种算法的平均分类误差
500	0.86	0.001 5	0.047
1 500	1.92	0.002 8	0.068
5 000	7.13	0.005 4	0.078
10 000	13.62	0.017	0.084

5 结 论

提出了一种基于加性核 SVM 的二尖瓣瓣根识别的算法。通过在优化的加性核 SVM 分类器上应用一个表示二尖瓣瓣根的局部上下文特征,快速准确地识别出二尖瓣瓣根的位置。由于识别算法存在很小的误判率,因此,为了更准确地得到二尖瓣瓣根的位置,提出了基于一个加权模板的纠正算法。纠正后的结果能够和手动提取的二尖瓣的位置误差保持在 1.52 ± 2.25 个像素。实验结果表明,基于加性核 SVM 的二尖瓣瓣根识别算法训练时间短、在不损失识别准确度的情况下很大地提高了识别速度,基本能够用于实时应用中。

参考文献 (References)

[1] Eto Y, Yamada H, Shin J H, et al. Automated mitral annular tracking: a novel method for evaluating mitral annular motion using two dimensional echocardiography[J]. AM Soc Echocardiogr, 2005, 18(4):306-312.

[2] Pai R G, Bodenheimer M M, Pai S M, et al. Usefulness of systolic excursion of the mitral annulus as an index of left ventricular systolic function[J]. The American Journal of Cardiology, 1991, 67(2):222-224.

[3] Willenheimer R, Israelsson B, Cline C, et al. Left atrioventricular plane displacement is related to both systolic and diastolic left ventricular performance in patients with chronic heart failure[J]. Eur. Heart J., 1999, 20(8):612-618.

[4] Nevo S T, Van Stralen M, Vossepoel A M, et al. Automated tracking of the mitral valve annulus motion in apical echocardiographic

images using multidimensional dynamic programming[J]. Ultrasound Med, Biol., 2007, 33(9):1389-1399.

[5] Takemoto Y, Hozumi T, Sugioka K, et al. Automated three-dimensional analysis of mitral annular dynamics in patients with myocardial infarction using automated mitral annular tracking method[J]. Echocardiography, 2006, 23(8):658-665.

[6] Veronesi F, Corsi C, Caiani E, et al. Semi-automatic tracking for mitral annulus dynamic analysis using real-time 3D echocardiography[J]. Computers in Cardiology, 2006, 33:113-116.

[7] Schneidera R J, Perrina D P, Vasilyev N V, et al. Mitral annulus segmentation from four-dimensional ultrasound using a valve state predictor and constrained optical flow[J]. Medical Image Analysis, 2012, 16(2):497-504.

[8] Schneider R, Perrin D, Vasilyev N, et al. Mitral annulus segmentation from 3D ultrasound using graph cuts[J]. IEEE Trans. on Med. Imaging, 2010, 29(9):1676-1687.

[9] Maji S, Berg A C, Malik J. Efficient classification for additive kernel SVMs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(1):66-77.

[10] Maji S, Berg A C, Malik J. Classification using intersection kernel support vector machines is efficient[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK: IEEE, 2008:1-8.

[11] He D C, Wang L. Texture unit, texture spectrum, and texture analysis, geoscience and remote sensing[J]. IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(4):509-512.

[12] Wang L, He D C. Texture classification using texture spectrum[J]. Pattern Recognition, 1990, 23(8):905-910.

[13] Heisele B, Serre T, Prentice S, et al. Hierarchical classification and feature reduction for fast face detection with support vector machines[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(9):2007-2017.

[14] Tu Z W, Bai X. Auto-Context and its application to high-level vision tasks and 3D brain image segmentation[J]. IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(10):1744-1757.