

基于一类支持向量机的冠脉病变检测方法

赵 聪¹, 陈晓冬¹, 张佳琛¹, 汪 毅¹, 贾忠伟², 陈向志³, 郁道银¹

¹天津大学精密仪器与光电子工程学院光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072;

²中国人民解放军第二五四医院心血管内科, 天津 300142;

³中国人民解放军第二五四医院放射科, 天津 300142

摘要 针对冠脉病变检测算法普遍存在的异常截面识别率低、无法排除特殊结构影响等问题, 提出了一种基于一类支持向量机(OCSVM)的冠脉病变检测方法, 并使用冠脉面重采样和基于最大互信息的特征选择方法提高了算法识别正确率。该方法首先基于梯度通量对冠脉源截面进行三次样条插值重采样, 然后构造出截面的多尺度特征, 接着使用最大互信息结合冗余度去除进行特征选择, 最后使用特征数据训练 OCSVM 完成冠脉病变检测。实验结果显示, 在 1128 个冠脉截面数据的测试结果中, 本算法在完全识别异常截面的情况下对健康截面的识别正确率达到了 53.5%, 远高于同类型的仅从正面和未标记数据学习的支持向量机(SVM)算法所对应的 19.6%; 而冠脉截面重采样也使得 30 个特征数下算法对健康截面的识别正确率由 21.7% 提高到了 53.2%。

关键词 测量; 冠脉病变检测; 一类支持向量机; 截面重采样; 互信息; 特征选择

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.0504006

Coronary Lesion Detection Method Based on One-Class Support Vector Machine

Zhao Cong¹, Chen Xiaodong¹, Zhang Jiachen¹, Wang Yi¹, Jia Zhongwei²,
Chen Xiangzhi³, Yu Daoyin¹

¹Key Laboratory of Opto-Electronic Information Science and Technology of Ministry of Education, School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

²Department of Cardiovascular Medicine, People's Liberation Army 254 Hospital, Tianjin 300142, China;

³Department of Radiology, People's Liberation Army 254 Hospital, Tianjin 300142, China

Abstract To solve problems such as low recognition rate of abnormal cross section and inability to rule out special structural effects, a method based on one-class support vector machine (OCSVM) is proposed to detect coronary lesion. By using coronary cross section resampling and feature selection based on maximum mutual information, the method achieves a relatively high recognition rate. At first, the coronary cross section is resampled based on gradient flux using cubic spline interpolation, and multi-scale feature vector is constructed for every coronary cross section. Then, a maximum mutual information method combined with redundancy removal is adopted to select target features. Finally, selected features are used to train OCSVM model to complete coronary lesion detection. The experiment results in 1128 cross section data show that the maximal recognition rate of the proposed method of health cross section reaches 53.5%, which is much higher than that of support vector machine (SVM) algorithm (learning only from positive and unlabeled data) of 19.6%, with complete recognition of abnormal cross section. Meanwhile, the health cross section recognition rate by 30 features rises from 21.7% to 53.2% owing to the resampling of the cross section.

Key words measurement; coronary lesion detection; one-class support vector machine; cross section resampling; mutual information; feature selection

OCIS codes 120.3890; 170.6960; 170.1470; 100.2000; 100.5010

收稿日期: 2017-01-18; 收到修改稿日期: 2017-02-16

作者简介: 赵 聪(1991—), 男, 硕士研究生, 主要从事医学图像处理方面的研究。E-mail: zhaocong@tju.edu.cn

导师简介: 陈晓冬(1975—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电检测技术及仪器、图像处理、机器视觉检测等方面的研究。E-mail: xdchen@tju.edu.cn(通信联系人)

1 引 言

冠心病是威胁人类生命健康的重要疾病之一,近年来我国冠心病致死率呈现上升态势^[1]。大多数的急性冠脉综合征是由冠脉血管粥样硬化斑块破裂或糜烂引起的突发性血管血栓堵塞造成的,早发现、早治疗是降低冠心病发病率和死亡率的关键^[2]。作为一种非侵入式的成像方式^[3],现代电子计算机断层扫描(CT)技术具有亚毫米级的空间分辨率,是冠心病检查的重要手段,在临床医学领域有着越来越广泛的应用^[4]。然而,基于CT图像的冠心病诊断的准确性往往易受医师的个人主观性、生理疲劳等因素的影响^[5]。为解决该问题,国内外相关科研团队提出了一系列基于CT血管造影(CTA)图像数据与机器学习方法的自动冠脉病变检测算法,其检测结果可以为医生提供重要的诊断参考信息,并有效减少医生的工作量。

基于机器学习方法的冠脉病变检测算法往往以沿血管中心线且与之垂直的冠脉截面为对象进行病变检测,含有不同病变的冠脉截面往往有不同的灰度分布,而健康截面的灰度分布却趋于一致。因此,在机器学习算法的特征空间中,健康截面对应的特征向量在特征空间的分布趋于集中,而异常截面则较为分散,故而可以选择合适的异常检测机器学习方法检测冠脉病变截面,进而确定病变位置。Tessmann等^[6]提出了一种基于AdaBoost算法^[7]的冠脉狭窄部位病变分类方法,该算法有较高的灵敏度和特异性,但也需要大量人工标记的训练数据,过程冗长且价格昂贵。Zuluaga等^[8]将支持向量机(SVM)与基于经验风险函数的特征选择方法结合^[9],将密度水平检测-SVM(DLD-SVM)算法应用于冠脉病变检测,虽然实现了无监督的机器学习,但是该算法特异性较差,无法分辨冠脉病变与血管分支、心脏组织等特殊结构;后来又引入了仅从正面和未标记数据学习-SVM(LPU-SVM)^[10],提出了仅依靠少量正样本进行机器学习训练的方法,但该方法对异常截面识别的真阳性值最高仅达到了80%,依然存在大量的异常病变截面被算法遗漏,而这些被遗漏的异常截面往往含有软斑块等高危血管病变。

本文在本课题组前期关于冠脉中心线提取与血管重建的工作基础^[11-12]上,首先重建出沿血管中心线且与之垂直的冠脉截面,然后基于梯度通量进行冠脉截面重采样和特征构造,接着使用最大互信息与冗余度去除的方法进行特征选择形成目标特征向量,最后使用目标特征向量训练一类SVM(OCSVM)分类器并使用该分类器实现对冠脉病变截面的检测。实验结果表明,本文提出的重采样和特征选择方法能够在高异常截面识别率的情况下有效降低算法对健康截面的误识别率,该方法有望推进计算机辅助手段在冠脉病变检测上的应用,减少医生的工作量。

2 基本原理

本研究提出的基于OCSVM的冠脉病变检测方法总共包含三个步骤:截面重采样与特征构造(2.1节)、基于最大互信息的特征选择(2.2节)与基于OCSVM算法的异常截面检测(2.3节)。

2.1 截面重采样与特征构造

2.1.1 基于梯度通量的冠脉截面重采样

在冠脉截面图像中,冠脉血管分支,心脏等人体组织的存在很可能会影响到算法对异常截面的识别正确率,因此,本研究提出了基于梯度通量^[13]的截面重采样方法,以排除其他组织对病变检测的影响。

梯度通量定义为:某封闭表面或轮廓上每一点处的梯度向量与法向量乘积的积分,反映了“反流出”该封闭轮廓的图像灰度大小。冠脉截面重采样的过程如图1所示。首先以血管中心线对应的截面中心为圆心做出一系列半径等间距变化的同心圆(实验中半径变化范围为1~7.4 mm,间隔为0.2 mm),然后分别计算这些同心圆对应的梯度通量值,选取梯度通量值最接近于零的圆,保存该圆内的图像灰度分布,将圆外图像的灰度设置为该图像中的最小灰度值,接着对该图像进行三次样条曲线插值,将包围该圆的最小正方形内的图像部分插值放大到原始图像大小,最终完成重采样。

2.1.2 特征构造方法

图像特征构造是图像分类的重要前提工作,高区分度的特征能够有效提高机器学习算法的准确率。参考文献^[9]的工作,本研究选择Hessian矩阵特征值、中心度、梯度通量、带状量度、惯性力矩、同心环、球状量度等7项量度在不同径向尺度下共计125个特征作为候选特征组合,即在机器学习算法中,每个冠脉截面构

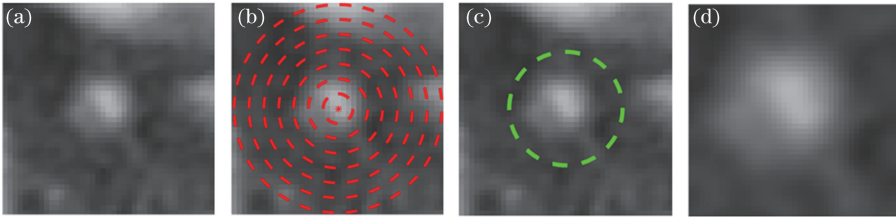


图 1 冠脉截面重采样的过程。(a)冠脉血管截面原图;(b)用于计算梯度通量的同心圆示意图;
(c)梯度通量值为零的圆;(d)重采样后的截面图像

Fig. 1 Resampling process of coronary cross section. (a) Original image of coronary vessel cross section;
(b) schematic of concentric circles for gradient flux calculation; (c) circle with the gradient flux of 0;
(d) cross section image after resampling

造得到一个长度为 125 的特征向量。其中,前 6 项量度的径向尺度变化范围均为(1, 1.5, ..., 4.5 mm) (Hessian 矩阵包含两个特征值,同心环在圆周上被 8 等分),而球状量度计算了血管截面面积依次达到总截面面积的(1/10, 1/11, ..., 1/22)时对应的球状量度特征值。

2.2 基于最大互信息的特征选择

一般来讲,在机器学习中,分类器的性能会随着其使用的特征数目的增加而提高,但是一些无效冗余特征的存在反而会降低分类器的性能^[14]。本研究提出了一种基于最大互信息与冗余度去除的特征选择方法。

2.2.1 基于互信息的特征选择

互信息是描述两个随机变量之间相互依存关系强弱的有效量度。基于 Shannon 熵定义,随机变量 X 与 Y 之间的互信息 $I(X; Y)$ 定义为

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log_2 \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}, \quad (1)$$

式中 $p(x)$ 、 $p(y)$ 与 $p(x, y)$ 分别为为随机变量 X 、 Y 各自的边缘概率分布和联合概率分布。由于互信息能够描述目标特征与类别之间的相关程度,因此被广泛用于文本分类器等离散型特征的选择^[15]。特征选择的目的在于使得目标特征与类别的相关性最大,而目标特征之间相互的相关性最小^[16],以此来去除特征之间冗余度,提高分类器的泛化性能。Battiti^[17] 提出了一种使用候选特征 f 与已选特征 S 相关性对候选特征进行惩罚的方法来降低目标特征之间的冗余度,定义单个候选特征 f 的信息评价函数 $J(f)$ 为

$$J(f) = I(C; f) - \beta \sum_{s \in S} I(s; f), \quad (2)$$

式中, C 为类别, S 为已选特征集, s 为已选特征集中的单个已选特征, β 为算法调节系数,文献^[17] 的研究表明,当 $\beta \in [0.5, 1]$ 时算法效果较好,本研究中 β 取 0.6。

2.2.2 基于最大互信息的特征选择

传统的互信息计算方法并不能直接用于估计离散、连续属性混合的随机变量^[18],而冠脉截面图像特征均为不同量度的连续型特征。因此,本研究在进行互信息计算时,首先采用一系列阈值 T_i 对候选特征进行二值化,进而得到该特征对应的布尔型特征向量,然后分别计算这些布尔型特征向量与样本类别之间的互信息值,选择最大互信息值对应的布尔型特征向量作为替代向量计算该候选特征的信息评价函数,定义候选特征 f 与类别 C 之间的最大互信息 I_{\max} 为

$$I_{\max} = \max\{I[(f > T_i); C]\}, i = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

式中 $T_i = [i(f_{\max} - f_{\min})]/n$, f_{\max} 与 f_{\min} 分别为特征 f 中的最大值与最小值, n 反映了阈值的取值精度,本研究中 $n = 20$, $(f > T_i)$ 代表使用阈值 T_i 对候选特征 f 进行二值化后的布尔型特征向量。

2.3 基于 OCSVM 的冠脉病变检测

Schölkopf 等^[19] 将一分类问题等价为一个特殊的二分类问题,将经典-SVM(C-SVM)^[20] 特征空间中的分离超平面和最大分类间隔的问题转化成了最大化超平面与原点之间间隔的问题,提出了 OCSVM 的概念,将优化问题转化为

$$\min_{\omega \in F, \xi \in R^l, \rho \in R} \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{\nu l} \sum_{i=1}^l \xi_i - \rho \right), \quad (4)$$

$$s.t. [\omega \cdot \phi(x_i)] \geq \rho - \xi_i, \xi_i > 0, i = 1, \dots, l, \quad (5)$$

式中 ω 为超平面法向量, i 为样本编号, ξ_i 为松弛变量, ρ 为超平面截距, $v \in (0, 1]$ 为预设负样本比例, l 为样本总数, νl 为惩罚系数, 控制着边界支持向量率的上界和全部支持向量率的下界。从(4)式可以看出, OCSVM 的训练过程仅需要正样本参与, 从而能够保证较高的异常识别率。因此, OCSVM 主要用于估测高维数据分布, 适用于解决正负训练样本数目不均情况下的训练样本筛选、异常检测等机器学习问题。

由于含不同病变的冠脉截面对应的灰度分布各有不同, 而健康截面的灰度分布则大致相同, 因此在特征空间中, 健康截面对应的特征空间点分布相对集中, 而病变截面则表现为在健康截面周围不同方式的离散。所以, 如果使用健康截面对应的特征向量作为正样本训练 OCSVM, 就可以找到在特征空间中包围健康截面的最小轮廓, 从而可以通过调节算法参数实现对病变截面(异常截面)的高灵敏度识别, 这样更符合冠脉病变检测的实际应用。同时, OCSVM 完全依靠正样本进行训练, 这也在一定程度上减小了训练样本获取的难度。

3 实验结果

在实验阶段, 采用 10 套 CTA 数据共 1128 个冠脉截面图像作为实验样本对算法性能进行了分析测试, 这些截面图像以血管中心线上一点为中心, 以该点处切线方向为法向量, 采用可视化工具包(VTK)^[21] 重建得到, 分辨率为 41 pixel × 41 pixel, 像素间距为 0.35 mm。其中, 677 个(60%)样本用于训练 SVM 模型, 451 个(40%)样本用于模型性能测试。SVM 算法的实现调用了台湾大学林智仁教授开发的 LibSVM 库^[22], 核函数为高斯径向函数, 相关参数选取采用网格搜索的方式进行优化选择。整体算法流程在台式计算机(Intel Core i3-3220, CPU 3.30 GHz, 内存为 8.00 GB)上以 Matlab 2016b 为实验平台进行编程实验。

3.1 冠脉病变检测性能比较

将 OCSVM 算法应用于冠脉病变检测, 有效提高了算法对冠脉异常截面识别的正确率。图 2 分别为网格搜索方式下, C-SVM、LPU-SVM 和 OCSVM(本研究所用方法)算法的冠脉病变检测性能比较, 其中高斯径向核函数宽度参数 σ 的取值范围为 1, 3, 5, ..., 99; OCSVM 算法中负样本比例 n 的取值范围为 0.1, 0.2, 0.3, ..., 0.9; LPU-SVM 算法中 β 参数取值范围为 0, 0.01, 0.02, ..., 0.5。图 2(a)~(c) 中红色和蓝色曲面分别对应健康截面识别率(HRR)和异常截面识别率(ARR)在相同参数范围内的变化, 绿色曲面对应整体识别正确率。

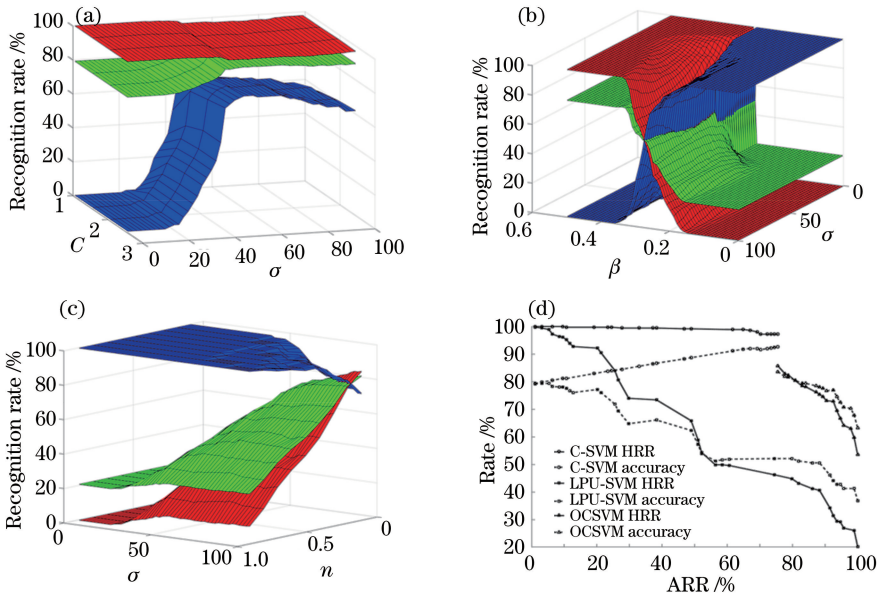


图 2 不同 SVM 算法的性能比较。(a)C-SVM;(b)LPU-SVM;(c)OCSVM;(d)相同异常截面识别率下不同 SVM 算法的最优识别正确率比较

Fig. 2 Performance comparison of different SVM algorithms. (a) C-SVM; (b) LPU-SVM; (c) OCSVM; (d) optimal recognition rate of different SVM algorithms under same abnormal cross section recognition rate

从图 2(a)和(d)中可以看出,由于同时使用正负样本进行监督性机器学习训练,C-SVM 算法的整体识别率和健康截面识别率要高于仅使用正样本进行训练的另外两种算法。但是由于正负样本比例分布不均等原因,C-SVM 算法对异常截面的最高识别率依然低于 80%,远小于 OCSVM 与 LPU-SVM 算法对应的最高异常截面识别率 100%,即有不少于 20%的异常截面被 C-SVM 算法误分类为健康截面,而且从特征空间上来讲,这一部分异常截面极有可能是与健康截面灰度分布相似的高危病变截面。对比图 2(b)~(d)可以明显看出,在相同的异常截面识别正确率下,OCSVM 算法对应的健康截面和整体识别正确率均远高于 LPU-SVM 算法,并且在异常截面识别率为 100%时,OCSVM 算法对健康截面的识别正确率达到了 53.5%,而 LPU-SVM 算法对应的识别正确率则仅为 19.6%。

3.2 冠脉截面重采样对算法识别正确率的影响

本研究提出了基于梯度通量的冠脉截面重采样方法,旨在统一冠脉截面尺寸并排除其他组织对血管病变检测的影响。图 3 为图 1 中冠脉截面图像重采样前后灰度分布对比。从图中可以看出,梯度通量为零的同心圆能够较好地分割冠脉区域与周围组织,重采样后,截面在保留冠脉截面灰度分布的情况下,有效地去除了周围无关组织,从而减少了无关组织对病变检测的影响。

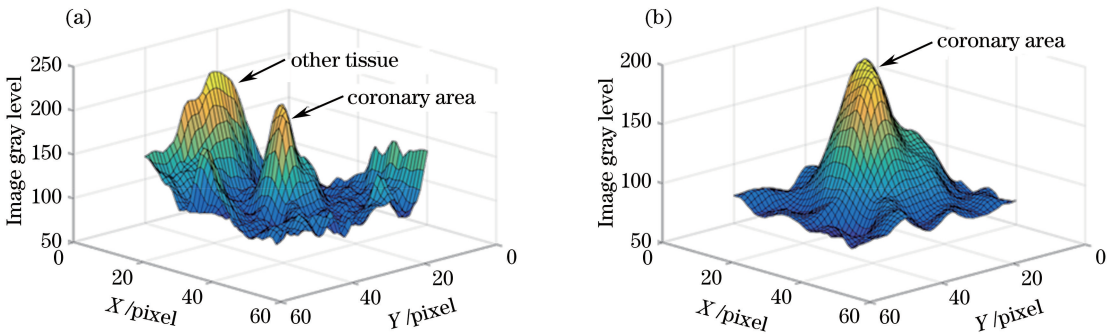


图 3 (a)重采样前和(b)重采样后冠脉截面的灰度分布对比

Fig. 3 Comparison of coronary cross section gray level distribution (a) before and (b) after resampling

在实验验证中,分别以重采样前后的冠脉截面作为源图像进行特征构造,比较了冠脉截面重采样对 OCSVM 算法识别正确率的影响,如图 4 所示,图中折线上每个标记点都对应一个 SVM 模型,其横纵坐标分别为该模型对异常截面和健康截面的识别正确率。图 4(a)、(b)分别比较了在 F-score 特征选择方法和基于最大互信息的特征选择方法下冠脉截面重采样对算法识别正确率的影响,为保证绘图的直观性,在绘图时选取了网格搜索下相同异常截面识别率对应的健康截面识别率最高的 OCSVM。

从图 4 中可以看出,在 F-score 特征选择方法下,冠脉截面重采样能够有效提高在高异常截面识别正确率($\geq 80\%$)下算法对健康截面的识别正确率。而基于最大互信息的特征选择方法由于进一步考虑了冗余特

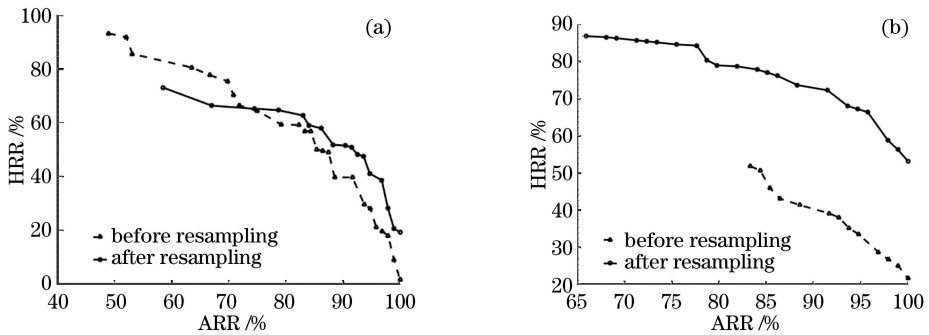


图 4 (a)F-score 特征选择方法下冠脉截面重采样对算法识别正确率的影响(特征数为 7);

(b)基于最大互信息的特征选择方法下冠脉截面重采样对算法识别正确率的影响(特征数为 30)

Fig. 4 (a) Influence of coronary cross section resampling with F-score feature selection method on algorithm recognition accuracy (the feature number is 7); (b) influence of coronary cross section resampling with the feature selection method based on maximum mutual information on algorithm recognition accuracy (the feature number is 30)

征的去除,使得这种效果更加明显:不仅算法对健康截面识别的正确率得到了整体的提高,在相同参数变化范围下进行网格搜索时,算法对异常截面识别正确率的变化范围也得到了扩大。

3.3 特征选择方法对算法识别正确率的影响

本研究结合特征冗余度去除,提出了一种基于最大互信息的特征选择方法,旨在提高类别与已选特征的相关性的同时减少已选特征之间的相关性,从而提高 OCSVM 算法的泛化能力和识别精确度。图 5 分别比较了在不同已选特征数目下,传统 F-score 特征选择方法与本研究所用基于最大互信息的特征选择方法对 OCSVM 算法病变检测正确率的影响。

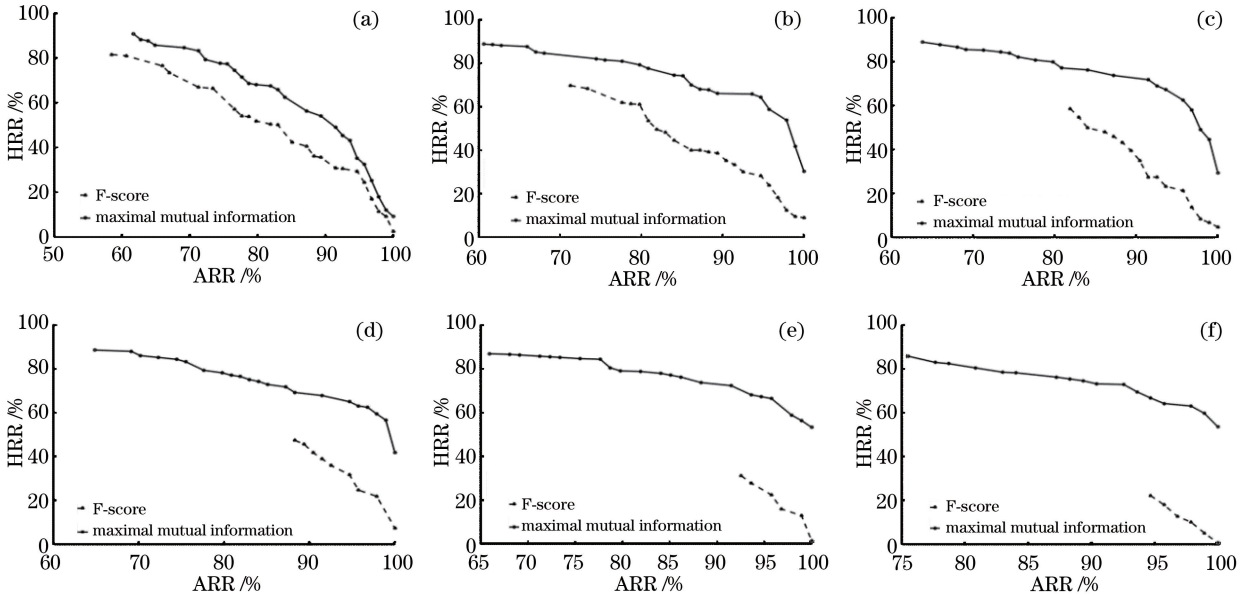


图 5 不同已选特征数目下 F-score 特征选择方法与基于最大互信息的特征选择方法对应的 OCSVM 算法识别正确率对比。特征数分别为(a) 10、(b) 15、(c) 20、(d) 25、(e) 30、(f) 35

Fig. 5 OCSVM algorithm recognition accuracy comparison of F-score feature selection method and the feature selection method based on maximum mutual information under different numbers of selected feature.

Feature number is (a) 10, (b) 15, (c) 20, (d) 25, (e) 30, (f) 35, respectively

从图 5 可以看出,随着特征数目的不断增加,基于 F-score 特征选择方法的 OCSVM 算法对健康截面的识别正确率与基于最大互信息的特征选择方法的 OCSVM 算法之间的差距不断增大,而且在相同参数变化范围内,其异常截面识别正确率的变化范围与本研究所用算法的差距也在不断增大。在 35 个特征下,基于最大互信息的特征选取方法的 OCSVM 算法在保证完全识别异常截面的基础上,对健康截面的识别正确率达到了 53.5%,而随着已选特征数目的增多,F-score 特征选择方法选择的特征之间的冗余度不断增大,对应正确率在 15 个特征数时达到最优值 9.0%,远低于本研究的方法。由此可见,与传统的 F-score 特征选择方法相比,基于最大互信息的特征选择方法减少了目标特征之间的冗余度,从而有效提高了 OCSVM 算法的识别正确率和泛化能力。

4 结 论

提出了一种基于 OCSVM 的冠脉病变检测算法,实现了高灵敏度的冠脉病变检测,并结合梯度通量冠脉重采样方法和基于最大互信息的特征选择方法,有效提高了算法的识别正确率,在保证高异常识别率的情况下有效降低了算法对健康截面的误识别率。冠脉重采样方法的应用有效地排除了无关组织的干扰,从而提高了特征质量;基于最大互信息的特征选择方法与冗余度去除方法相结合,优化了目标特征的选择过程,降低了目标特征之间的冗余度,从而提高了算法的识别效率和泛化能力。本研究成果有助于促进计算机辅助诊断方法在医学诊断领域的应用,有利于减少放射科医生的工作量,降低由于医师经验不足、生理疲劳等原因造成的误诊率,有着较高的潜在商业应用价值。

致谢 感谢中国人民解放军第二五四医院浦奎、王星医生对本研究提供的帮助。

参 考 文 献

- [1] Chen Weiwei, Gao Runlin, Liu Lisheng, *et al.* Outline of 《China cardiovascular disease report 2015》[J]. Chinese Circulation Journal, 2016, 31(6): 617-622.
陈伟伟, 高润霖, 刘力生, 等. 《中国心血管病报告 2015》概要[J]. 中国循环杂志, 2016, 31(6): 617-622.
- [2] Maurovich-Horvat P, Ferencik M, Voros S, *et al.* Comprehensive plaque assessment by coronary CT angiography[J]. Nature Reviews Cardiology, 2014, 11(7): 390-402.
- [3] Chen Xiangting, Zhang Fan, Zhang Yifan, *et al.* Research on stenosis detection and quantification of coronary artery in CT angiography[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(8): 080006.
陈相廷, 张帆, 张一凡, 等. CT造影冠状动脉狭窄检测与量化的相关研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(8): 080006.
- [4] Li Lei, Han Yu, Xi Xiaoqi, *et al.* Single-slice-rebinning reconstruction algorithm with one-sided two helical scans for X-ray CT system[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0934001.
李磊, 韩玉, 席晓琦, 等. X射线CT转台单侧两次螺旋扫描单层重排重建算法[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0934001.
- [5] Kang D, Slomka P J, Nakazato R, *et al.* Automated knowledge-based detection of nonobstructive and obstructive arterial lesions from coronary CT angiography[J]. Medical Physics, 2013, 40(4): 041912.
- [6] Tessmann M, Vega-Higuera F, Fritz D, *et al.* Multi-scale feature extraction for learning-based classification of coronary artery stenosis[C]. SPIE, 2009, 7260: 726002.
- [7] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. Journal of Computer & System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [8] Zuluaga M A, Magnin I E, Hernández H M, *et al.* Automatic detection of abnormal vascular cross-sections based on density level detection and support vector machines [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2011, 6(2): 163-74.
- [9] Zuluaga M A, Hoyos M H, Orkisz M. Feature selection based on empirical-risk function to detect lesions in vascular computed tomography[J]. IRBM, 2014, 35(5): 244-254.
- [10] Zuluaga M A, Hush D, Leyton E J F D, *et al.* Learning from only positive and unlabeled data to detect lesions in vascular CT images[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer-Verlag, 2011: 9-16.
- [11] Li Junwei, Chen Xiaodong, Jia Zhongwei, *et al.* A coronary artery lumen segmentation algorithm based on ray casting [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(8): 0804002.
李俊威, 陈晓冬, 贾忠伟, 等. 基于光线投射法的冠脉血管腔壁分割算法[J]. 中国激光, 2015, 42(8): 0804002.
- [12] Zhang Zhaoxia, Chen Xiaodong, Shan Jianfeng, *et al.* Calculation of optical angiographic angle for segment of interest based on multislice computed tomography vessel analysis[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(11): 1104003.
张朝霞, 陈晓冬, 单建丰, 等. 基于多层螺旋CT血管分析的感兴趣冠脉段最佳造影角度计算[J]. 中国激光, 2011, 38(11): 1104003.
- [13] Lesage D, Angelini E D, Bloch I, *et al.* A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: models, features and extraction schemes[J]. Medical Image Analysis, 2009, 13(6): 819-845.
- [14] Zuluaga M A, Leyton E J F D, Hoyos M H, *et al.* Feature selection for SVM-based vascular anomaly detection[C]. Medical Computer Vision. Recognition Techniques and Applications in Medical Imaging - International Miccai Workshop, Mcv. 2010: 141-152.
- [15] Xin Zhu, Zhou Yajian. Study and improvement of mutual information for feature selection in text categorization [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(s2): 116-118.
辛竹, 周亚建. 文本分类中互信息特征选择方法的研究与算法改进[J]. 计算机应用, 2013, 33(s2): 116-118.
- [16] Yao Xu, Wang Xiaodan, Zhang Yuxi, *et al.* Summary of feature selection algorithms[J]. Control and Decision, 2012, 27(2): 161-166.
姚旭, 王晓丹, 张玉玺, 等. 特征选择方法综述[J]. 控制与决策, 2012, 27(2): 161-166.

- [17] Battiti R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(4): 537-550.
- [18] Wang Hao, Sun Hongbin, Zhang Boming. PG-HMI: mutual information based feature selection method[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20(1): 55-63.
王 皓, 孙宏斌, 张伯明. PG-HMI: 一种基于互信息的特征选择方法[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(1): 55-63.
- [19] Schölkopf B, Smola A, Williamson R, *et al.* New support vector algorithms[J]. Neural Computation, 2000, 12(5): 1207-1245.
- [20] Cortes C, Vapnik V. Support vector network[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [21] Avila L S, Barre S, Blue R, *et al.* The VTK user's guide[M]. Clifton Park: Kitware, 2010.
- [22] Chen Y W, Lin C J. Combining SVMs with various feature selection strategies [J]. Studies in Fuzziness & Soft Computing, 2006, 207: 315-324.