

## 基于支持向量机的胸阻抗与胸外按压深度预测模型构建

张和华<sup>1</sup>, 吕 洋<sup>2</sup>, 苒飞霸<sup>1</sup>, 尹 军<sup>1</sup>, 李勇明<sup>2</sup>, 李永勤<sup>3</sup>

1. 第三军医大学大坪医院野战外科研究所医学工程科, 重庆 400042; 2. 重庆大学通信工程学院, 重庆 400044; 3. 第三军医大学生物医学工程学院, 重庆 400038

**【摘要】目的:**针对心肺复苏过程中患者体征差异导致的胸阻抗(Thoracic Impedance, TTI)变化值和胸外按压深度间的非线性关系, 利用 TTI 变化值, 结合患者体质量、胸围等体征差异, 建立基于支持向量机的预测模型, 预测胸外按压过程中的按压深度, 对胸外按压质量进行反馈。**方法:**采用 10 头家猪电诱导心脏骤停的实验数据, 其中一半实施高质量按压, 另外一半实施低质量按压。实验采集了胸外按压前 120 s 的数据, 包括体质量、胸前后径、胸左右径、心率、平均动脉压以及胸外按压过程中的 TTI 变化值。为建立模型, 从每头猪的大量数据中随机选择 10 组数据, 重新组成一组包含 100 组数据的新数据, 并从这些数据中选出等量的高质量按压和低质量按压数据, 用其中的 70% 进行训练, 得到支持向量机的预测模型。将余下 30% 的数据作为预测数据, 以得到测试结果。**结果:**设按压深度大于或等于 35 mm 时为按压足够, 小于 35 mm 时为按压不足, 重复 50 次, 平均预测正确率为 97.07%, 最高预测正确率为 100%, 最低预测正确率为 89.29%。**结论:**通过支持向量机预测模型, 以 TTI 信号预测心肺复苏过程中按压深度具有一定的可行性。

**【关键词】**胸阻抗信号; 支持向量机; 按压深度; 预测模型

**【中图分类号】**R318.11

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2015)03-0343-04

## Prediction model of thoracic impedance and external chest compression depth based on support vector machine

ZHANG He-hua<sup>1</sup>, Lü Yang<sup>2</sup>, CHANG Fei-ba<sup>1</sup>, YIN Jun<sup>1</sup>, LI Yong-ming<sup>2</sup>, LI Yong-qin<sup>3</sup>

1. Department of Medical Engineering, Institute of Surgery Research, Daping Hospital, Third Military Medical University, Chongqing 400042, China; 2. College of Communication Engineering of Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. College of Biomedical Engineering, Third Military Medical University, Chongqing 400038, China

**Abstract: Objective** In view of the nonlinear relationship between variations in thoracic impedance (TTI) and external chest compression depth caused by the different patients' physical signs during the process of cardiopulmonary resuscitation, TTI signal was combined with patients' physical signs, such as weight and chest circumference, to build a prediction model based on the support vector machine (SVM), predicting the compression depth during the process of external chest compression, and obtaining feedback on the quality of external chest compression. **Methods** The experimental data of 10 pigs with sudden cardiac arrest induced by electricity were adopted. 5 pigs among them underwent high quality compression, while the other 5 pigs carried out low quality compression. The data of the 120 s before the external chest compression were collected, including weight, chest thickness, chest circumference, heart rate, mean arterial pressure and TTI signals during external chest compression. 10 sets of data among the large volumes of data of each pig were randomly selected to form a new group of data consisting of 100 sets of data. And then the same amount of data of high quality compression and low quality compression were selected from the new group of data. And 70% of the data was used for training to build the SVM prediction model, while the remaining 30% was served as the prediction data to obtain the test results. **Results** When 35 mm was set as a threshold of adequate compression depth, and the compression was repeated 50 times, the average prediction accuracy was 97.07%, with the highest prediction accuracy of 100%, and the lowest prediction accuracy of 89.29%. **Conclusion** With the SVM prediction model, the compression depth during external chest compression can be predicted by TTI signals.

**Key words:** thoracic impedance; support vector machine; compression depth; predicting model

**【收稿日期】**2015-02-10

**【基金项目】**全军医学科技青年培育项目(13QNPI20)

**【作者简介】**张和华,男,博士,工程师,主要从事生物医学信号检测与处理, E-mail: zhanghehua@vip.163.com。

## 前言

近年来,经胸阻抗(Transthoracic Impedance, TTI)测量技术在监测心肺复苏质量的研究中取得了长足发展。通过TTI信号可以提取按压速率、按压频率、按压通气比等关键参数,并在一定程度上可以预测心肺复苏结果<sup>[1-5]</sup>。同时,研究表明TTI变化值与按压深度有很好的相关性<sup>[6]</sup>。按压深度的监测仍然是院外心肺复苏中的“金标准”,在2010年心肺复苏指南中要求按压深度应超过5 cm<sup>[7-8]</sup>。但由于按压深度测量需要额外增加元器件,且现有的便携式按压深度测量装置需要根据患者支撑表面的硬度进行校准<sup>[9]</sup>,如果能够通过TTI值预测按压深度将进一步简化心肺复苏的监测过程,具有一定的临床应用价值。

TTI值的变化主要由两方面的原因引起,一是施救者实施胸外按压造成人体胸腔形变而产生的阻抗变化;二是由于心脏及血管内血流等变化引起阻抗变化。TTI值的变化反应了心肺复苏过程中胸部阻抗变化情况,TTI值的变化可以反应人体胸腔形变的情况,因此从理论上来说TTI值可以推算出按压深度。然而,Alonso等<sup>[10]</sup>的临床研究发现,TTI变化值与按压深度的线性关系不佳,不能直接用TTI反应按压深度,这是由于临床数据的个体化差异过大造成。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)适用于变量间定量关系难以确定以及函数模型难以建立的情况下的数据分类及预测。由于按压深度与TTI之间的函数关系会受到个体差异的影响,拟采用SVM为工具,通过采集的TTI信号,结合动物实验的体质量、胸围等数据,预测当前按压深度是否足够。该方法可以看成特征空间的分类问题,即按压深度可以分为两类:(1)按压足够;(2)按压不足。传统的SVM模型以(Area Under the Curve, AUC)曲线下面积>0.6作为分类标准,后来引入了高斯核函数(RBF),并且将错误惩罚因子C调整为1<sup>[11]</sup>。本文拟采用线性核函数,惩罚因子C设置为1来进行数据处理。

## 1 SVM分类基本原理

SVM是基于统计学习理论中的经验风险最小化原则的一种机器学习<sup>[12]</sup>,两类特征在低维空间中不易区分,SVM通过一个非线性变换,将输入向量映射到高维特征空间中,构造一个最优分类超平面,达到分类的目的,如图1所示。图2中,H为分类超平面,H1、H2平行于分类超平面,且分别经过各类中离分类超平面最近的样本,它们之间的距离叫做分类间隔。求最优分类超平面,就是使求得的分类超平面

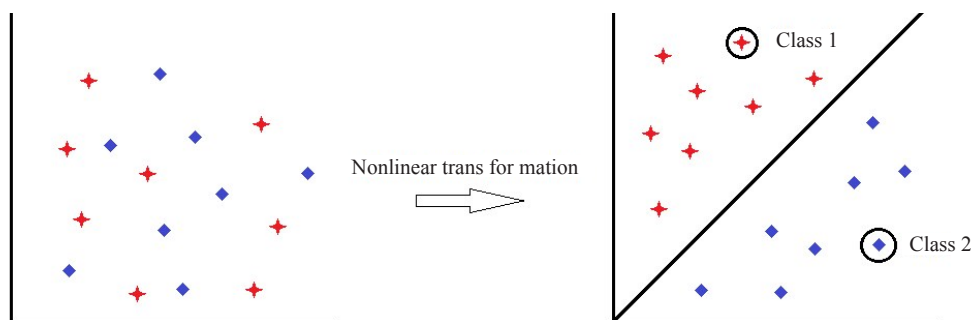


图1 特征空间分类

Fig.1 The classification in the feature space

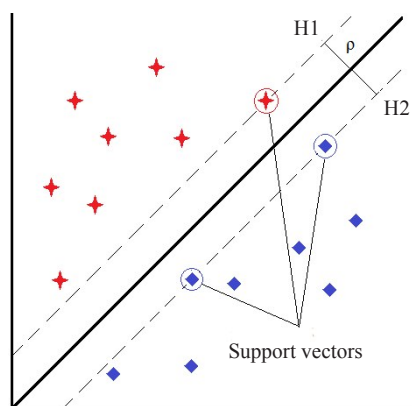


图2 最优分类平面

Fig.2 The optimal classification plane

不仅能将两类数据(图1、2中以红、蓝两色示意)正确分开(训练错误率为0),同时使分类间隔 $\rho$ 最大<sup>[13]</sup>。

如果所有数据点距离最优分类平面的距离都大于1,即可以实现正确分类,则对于数据点 $\{(x_i, y_i)\}$ ,满足下式:

$$w^T x_i + b \geq 1, y_i = 1 \quad (1)$$

$$w^T x_i + b \leq -1, y_i = -1 \quad (2)$$

对于每一数据点,距离分类平面的距离为:

$$r = \frac{w^T x + b}{\|w\|}, \text{距离决策面最近的数据点称为支持向量,}$$

对于支持向量来说,有:

$$w^T x_i + b = 1, y_i = 1 \quad (3)$$

$$w^T x_i + b = -1, y_i = -1 \quad (4)$$

则分类间隔为:

$$\rho = \frac{1}{\|w\|} - \frac{-1}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (5)$$

由于最佳分类平面的  $\rho$  最大, 则问题可转化为一个二次规划问题, 即求  $w$  和  $b$  使得  $\rho = \frac{2}{\|w\|}$  最大, 并对使所有数据点  $\{(x_i, y_i)\}$  满足式(1)或式(2)。也就是:

$$\min \left\| \frac{1}{2} w^T w \right\|, \text{使得 } y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \quad (6)$$

## 2 建立基于SVM的预测模型

为建立基于TTI变化值的按压深度预测模型, 首先需要确定影响按压深度的多种因素, 这些影响因素为输入特征向量。根据前期研究, 临床中可用特征包括性别、年龄、体质量、胸围、TTI变化值等。

为了排除不同特征数据范围和数据量纲对结果的影响, 有时还需根据情况对特征向量进行无量纲化处理, 即数据归一化, 将每个特征对应的数值归一化到特定范围。同时, 还需要确定模型中核函数和惩罚因子等参数<sup>[14]</sup>。 $k(x_i, x)$ 是需要选择的核函数, 为特征空间的一个内积, 常用核函数有: 线性核函数、多项式核函数、RBF核函数(也简称高斯核函数)和Sigmoid核函数等<sup>[15]</sup>。惩罚因子一般默认为1。最后, 用训练数据训练得出模型, 并用测试数据进行测试并评价模型。

总的来说, SVM分类和预测的步骤如下: (1)选定测试数据和分类数据; (2)数据归一化, 即特征向量无量纲化处理, 为了排除不同特征数据范围和数据量纲对结果的影响, 将每个特征对应的数值归一化到特定范围; (3)特征选择, 去除区分度不大或者可以用其他特征的组合表示的特征; (4)模型参数设定, 设置模型核参数和惩罚因子等参数; (5)用训练数据训练得出模型; (6)用模型对测试数据进行测试, 得出预测标签和预测值; (7)模型评价。其中, 数据归一化和特征选择需根据数据特征和经验进行, 根据本文使用的数据情况, 归一化之后模型分类预测的准确率反而会降低, 并且无需进行特征选择。

### 2.1 数据来源

本文采用本研究前期采集的电诱导家猪心脏骤停实验数据。数据包括10头家猪的体质量、胸前后径、胸左右径、平均动脉压、冠脉灌注压等数据, 其中高质量按压和低质量按压各5例。在实验过程采集

的其他数据还包括心电、主动脉压、右心房压、TTI、心输出量和血气分析等数据。该方法中采用了胸外按压前120 s的数据作为分析内容。

### 2.2 按压深度分类预测

该模型使用LIBSVM软件包进行按压深度预测和分类, 该软件是一个设计简单、易于操作和快速有效的SVM模式识别与回归的软件包, 可在MATLAB环境下使用。在程序中, 从每头猪的数据中随机选择10组数据, 重新组成一组包含了100组数据的新数据, 并对数据置乱行, 其中每行都包括家猪的体质量、胸前后径、胸左右径、心率、平均动脉压、冠脉灌注压等信息, 再选出等量的按压足够和按压不足的数据, 随机选取70%作为训练数据, 另外30%作为测试数据。按压深度分类预测程序流程如图3所示。

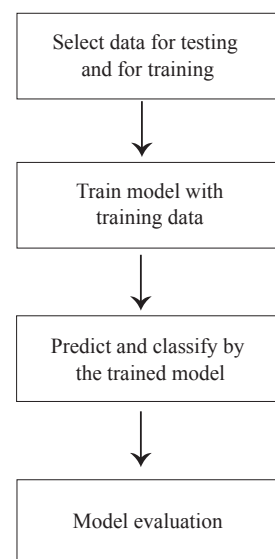


图3 程序流程图

Fig.3 Flow chart of the program

### 2.3 仿真及结果

程序运行50次, 取平均准确率作为最后的结果。平均预测正确率为97.07%, 最高预测正确率为100%, 最低预测正确率为89.29%。当按压深度大于或等于35 mm时认为按压足够, 设按压足够为1, 按压不足为0。本次共有28组测试数据, 27组预测正确, 1组错误, 正确率96.43%。

## 3 结论与讨论

该模型采用动物实验中采集的数据, 结合相关影响因素, 建立了基于SVM的TTI信号预测按压深度的模型, 平均准确率达到97.07%, 取得了一定的效果。但是由于在临床数据采集中患者的个人差异性

更加明显,且采集数据中干扰因素增加,数据分析与处理的难度增加。因此,为了进一步验证该方法的有效性,需要在后续临床数据的采集和分析中进行合理运用,并考虑相关的影响因素,最终建立优化模型,以在临床中进一步发挥作用。

### 【参考文献】

- [1] Stecher FS, Olsen JA, Stickney RE, et al. Transthoracic impedance used to evaluate performance of cardiopulmonary resuscitation during out of hospital cardiac arrest[J]. Resuscitation, 2008, 79(3): 432-437.
- [2] Ayala U, Eftestøl T, Alonso E, et al. Automatic detection of chest compressions for the assessment of CPR- quality parameters[J]. Resuscitation, 2014, 85(7): 957-963.
- [3] Roberts K, Srinivasan V, Niles DE, et al. Does change in thoracic impedance measured via defibrillator electrode pads accurately detect ventilation breaths in children? [J]. Resuscitation, 2010, 81(11): 1544-1549.
- [4] Li Y, Chen B, Quan W, et al. Transthoracic impedance-guided AMS-A threshold adjustment for robust defibrillation outcome prediction [J]. Resuscitation, 2014, 85: S9.
- [5] Haig S. Push hard and fast (but not too fast)[J]. Resuscitation, 2012, 83: 1307-1308.
- [6] Zhang H, Yang Z, Huang Z, et al. Transthoracic impedance for the monitoring of quality of manual chest compression during cardiopulmonary resuscitation[J]. Resuscitation, 2012, 83(10): 1281-1286.
- [7] 赵达明. 2010版美国心脏协会复苏指南对基础生命支持的重要改进[J]. 中国急救医学, 2010, 30(12): 1063-1065.  
Zhao DM. An important improvement of 2010 america heart association guidelines for resuscitation of basic life support [J]. Chinese Journal of Critical Care Medicine, 2010, 30(12): 1063-1065.
- [8] 杜朝晖, 李建国. 2010年美国心脏协会心肺复苏指南解读[J]. 重症医学, 2011, (2): 112-115.  
Du ZH, Li JG. Interpretation of 2010 American Heart Association guidelines for CPR [J]. Critical Care Medicine, 2011, (2): 112-115.
- [9] Yeung J, Meeks R, Edelson D, et al. The use of CPR feedback/prompt devices during training and CPR performance: a systematic review[J]. Resuscitation, 2009, 80(7): 743-751.
- [10] Alonso E, González-Otero D, Aramendi E, et al. Can thoracic impedance monitor the depth of chest compressions during out-of-hospital cardiopulmonary resuscitation?[J]. Resuscitation, 2014, 85(5): 637-643.
- [11] Howe A, Escalona OJ, Di Maio R, et al. A support vector machine for predicting defibrillation outcomes from waveform metrics[J]. Resuscitation, 2014, 85(3): 343-349.
- [12] 郭宗明, 张治洲, 潘宇曦, 等. 利用支持向量机预测生物膜蛋白类型[J]. 上海交通大学学报, 2004, 38(5): 806-809.  
Guo ZM, Zhang ZZ, Pan YX, et al. Prediction of membrane protein types by using support vector machine[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2004, 38(5): 806-809.
- [13] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.  
Zhang XG. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.
- [14] 付阳, 李昆仑. 支持向量机模型参数选择方法综述[J]. 电脑知识与技术: 学术交流, 2010, 6(10): 8081-8082.  
Fu Y, Li KL. A survey of model parameters selection method for support vector machine[J]. Computer Knowledge and Technology: Academic Exchanges, 2010, 6(10): 8081-8082.
- [15] 谌璐, 贺兴时, 王芳妮, 等. 一种基于PSO的混合核支持向量机算法[J]. 西安工程大学学报, 2012, (6): 815-819.  
Shen L, He XS, Wang FN, et al. An algorithm of mixed kernel support vector machine based on PSO [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2012, (6): 815-819.