

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003456

# 基于光电容积脉搏波特征参数的血管弹性检测\*

陈剑虹 郭亚亚 郑 颖 林志强 孙超越

(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院 西安 710048)

**摘要:** 踝脉搏波传导速度(baPWV)通常作为血管壁弹性的评价指标,其测量方法是测量四肢踝多导信号。针对检测仪器昂贵、操作复杂等问题,设计了一种通过指端采集的光电容积脉搏波进行动脉硬化程度检测的新方法,采用独立脉压指数 $P_1$ 、 $P_2$ 结合与血管壁弹性具有相关性的特征参数K值进行聚类分析,通过改进K\_means算法在若干波形周期中选取代表波形,提取特征参数进行支持向量机回归建模。结果为该方法检测值与医院实测结果的平均相对误差为4.21%,结果表明该方法是一种简单有效的血管壁弹性检测方法,完全满足实际临床应用需求。

**关键词:** 光电容积脉搏波;血管壁弹性;踝脉搏波传导速度;支持向量机回归

**中图分类号:** TN911.72;TP181;R543 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6110

## Blood vessel wall elasticity detection based on characteristic parameters of photoplethysmography

Chen Jianhong Guo Yaya Zheng Yi Lin Zhiqiang Sun Chaoyue

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** The brachial-ankle pulse wave velocity (baPWV) is usually used as an evaluation index of the elasticity of the blood vessel wall, the commonly used measurement method of baPWV is the method of extremity brachial and ankle poly-conduction signals. Aiming at the problem of expensive detection instrument and complex operation, a new method is proposed to detect the degree of arteriosclerosis by collecting the photoelectric volume pulse wave at the fingertip. Clustering analysis is carried out by using independent pulse pressure index  $P_1$  and  $P_2$  combined with the characteristic parameter K value, which has correlation with the elasticity of the vessel wall. By improving K\_means algorithm to select representative waveforms in several waveform cycles, the characteristic parameters are extracted for regression modeling by support vector machine. The results show that the average absolute relative deviation of the detection value is 4.21%. This results indicating that this method is a simple and effective method for the detection of vessel wall elasticity, which fully meets the actual clinical application requirements.

**Keywords:** photoplethysmography (PPG); vascular wall elasticity; baPWV; support vector machine regression

## 0 引言

血管遍布人体全身各处,承担着人体所需营养与代谢垃圾物质的运送和排出工作,是人体各器官之间相互联系的纽带,所以血管的健康对于人体至关重要。而对血管健康程度做出评判的标准之一就是血管壁的弹性。临床研究表明,大多数心脑血管疾病的最初期症状就是血管壁弹性的下降<sup>[1]</sup>。血管开始变硬到慢慢失去弹性,

随之变化的是血管的管腔变窄,由此引发的将是血压的异常。血管硬度持续增加,则会导致高血压和动脉粥样硬化等疾病<sup>[2]</sup>。所以动脉硬化程度的检测一直是心血管疾病预防领域的重要研究课题。早期诊断人体动脉结构的变化或脉动功能的病变,正确地评价人体的动脉血管现状,对预防和延缓心脑血管的病变有着重要意义<sup>[3]</sup>。在医学临床上常用方法分为有创检测和无创检测两大类。

有创的检查方法主要有血脂间接推测、血管内超声、

收稿日期: 2020-09-02 Received Date: 2020-09-02

\* 基金项目:国家重点研发计划重大科学仪器设备开发重点专项(2017YFF0104403)、陕西省自然科学基金(2018JM6022)项目资助

数字减影血管造影、CT血管造影、冠状动脉造影等<sup>[4]</sup>。会给患者带来外部创伤、感染的风险及检测的心理负担等,且检测费用昂贵、操作复杂,不便于在临床试验中的应用。

而无创伤检测方法多为间接测量,该方法重复性好且成本低,在临床上的应用较多。现有超声影像、踝踝指数以及放射性核素检测等方法但操作复杂、精度较差且检查费用高<sup>[5-6]</sup>。脉搏波传导速度(pulse wave velocity, PWV)是评价动脉血管僵硬度的非侵入性指标,其具有简捷、有效、经济等优点,可细分为踝踝脉搏波传导速度(baPWV)和胫股脉搏波传导速度(cfPWV)。cfPWV测量操作相对受限<sup>[7]</sup>。baPWV在心血管疾病的筛查和血管臂弹性的检测中得到了广泛的应用,但现有检测设备昂贵、成本高。

光电容积脉搏波描记法是一种运用光电技术在活体组织中检测血液容积变化的无创检测方法<sup>[8]</sup>。光电容积脉搏波信号(PPG)包含许多人体生理病理等信息,尝试通过分析光电容积脉搏波进行对血管壁弹性的无创检测,提出了独立脉压指数 $P_1$ 、 $P_2$ 结合脉图面积法 $K$ 值进行聚类分析,通过改进K\_means算法寻找代表波形、提取特征点、计算特征参数以及支持向量机回归建模等手段<sup>[9]</sup>,实现指尖脉搏波信号对血管壁弹性值的检测,极大地降低了检测成本,简化了操作难度。实验结果表明通过光电容积脉搏波特征参数支持向量机回归建模进行血管壁弹性检测能够获得很好的结果。

## 1 数据预处理

采用指夹式光电传感器采集脉搏波信号,经过放大滤波、模数转换后将数据传送给上位机进行后续处理。脉搏波信号是极其微弱的生理信号,在采集过程中容易受到工频、肌肉颤动、呼吸等干扰<sup>[9]</sup>。为保证信号的特征提取准确,对脉搏波信号进行去除高频噪声和基线漂移的操作后获得形态良好的脉搏波信号。采集信号的长度为6000个点,采样频率为200 Hz。被测个体在数据采集过程中需要保持安静,被测手臂放松且平置于桌面。单周期脉搏波形如图1所示。

光电容积脉搏波中的特征点能够反映心脏周期性收缩与舒张时的一些特殊生理点或者脉搏波波形中的奇异点。针对动脉硬化程度不同脉搏波波形也会有显著差异这一属性,本文分析重点放在脉搏波中能够表示心脏工作周期的点,如图1中点 $b$ 、 $c$ 、 $f$ 。点 $b$ 是心脏完成一轮收缩、舒张的结束点,也是心脏开始新一轮收缩、舒张的起始点;点 $c$ 是心脏收缩期收缩压力最大的点、点 $f$ 是重搏波切迹点,是心脏收缩与舒张的分界点,这些特征点与身体健康状况密切相关,有着重要的生理意义<sup>[10]</sup>。

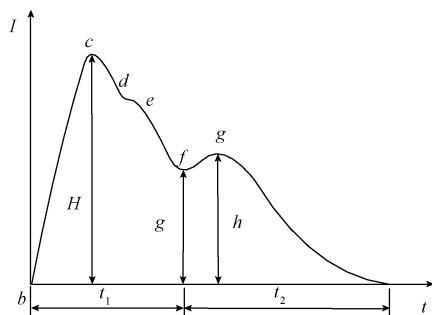


图1 脉搏波示意图

Fig. 1 Schematic diagram of pulse wave

本文采用一阶差分的方法提取脉搏波的起始点 $b$ 和脉搏波的波峰点 $c$ 如图2所示。采用小波模极值的方法,找到重搏波波峰波谷点 $g$ 、 $h$ 如图3所示。

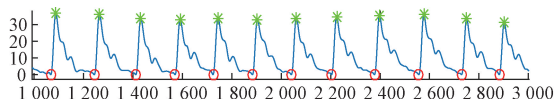


图2 脉搏波波峰波谷点

Fig. 2 Peak and trough points of pulse wave

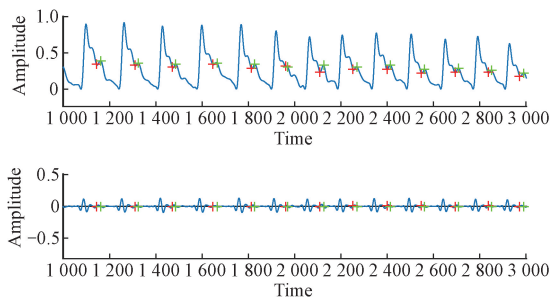


图3 脉搏波重搏波波峰波谷识别

Fig. 3 Recognition of the peak and trough of the repulse wave

## 2 聚类处理及特征参数的提取

### 2.1 聚类运算提取特征代表波形

采集的脉搏波信号中包含了心脏收缩、舒张的多个周期。目前提取脉搏波信号特征参数的方法是采集全部脉搏波信号的特征参数后求平均值,进行后续分析。该方法运算量大而且在计算过程中会将采集中出现的“失真”波形包含进去,对最终参数造成误差。

$K$ 值是以脉图的面积变化为基础的特征参量。脉搏波特征参量 $K$ 值与血管硬化程度和血管外周阻力之间存在明显联系<sup>[12]</sup>,所以在脉搏波波形图中可以认为 $K$ 的值可以直观反映血管弹性的好坏。其定义为:

$$K = \frac{P_m - P_d}{P_s - P_d} \text{ 或 } P_m = P_d + K(P_s - P_d) \quad (1)$$

式中:  $P_m = \frac{1}{T} \int_0^T P(t) dt$  为平均动脉压;  $P_s$ 、 $P_d$  分别为收缩压和舒张压。在光电容积脉搏波中  $K$  值能够表示血管壁的弹性和阻力以及微循环的好坏<sup>[9]</sup>, 对于单个  $K$  值作为指标, 存在  $K$  值相同波形不同的情况, 难以完整描述波形与特征点的关系, 为了消除该现象对聚类分析结果的影响, 更好的根据波形的差异对波形进行分类。本文提出独立脉压指数  $P_1$ 、 $P_2$  结合脉搏  $K$  值进行聚类分析, 在减小运算量的同时消除“失真”波形对最终结果的影响。根据心脏收缩、舒张临界点即重搏波切迹点划分的波形面积特征参数, 即独立脉压指数  $P_1$ 、 $P_2$ 。 $P_1$ 、 $P_2$  不仅可以反映出心脏收缩、舒张阶段血管壁顺应性的特性同时还解决了单独使用  $K$  值的分类缺陷。 $P_1$ 、 $P_2$  具体计算方法为  $P_1 = \frac{S_{ABCI}}{S_{AHCI}}$ ,  $P_2 = \frac{S_{ICDE}}{S_{IGFE}}$ ,  $S_{ABCI}$  为图中字母  $ABCI$  与时间轴  $t$  所围成的面积, 如图 4 所示。

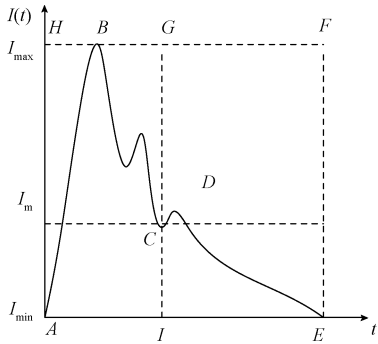


图 4 光电容积脉搏波示意图

Fig. 4 Diagram of photoplethysmography

聚类运算是一种无监督的分类算法<sup>[13]</sup>, 即没有数据属于具体某个类别的标签, 确定好划分属性后通过自身数据的特点将数据划分到不同的类中。本文以  $K\_means$  算法为基础并借鉴  $DBSCAN$  算法<sup>[14]</sup> 思想, 在划分簇数时, 根据轮廓系数大小确定初次分类簇数<sup>[15]</sup>。根据数据情况改进  $K\_means$ , 依据轮廓系数确定分类的簇数。采用多次聚类后的结果求交集来降低中心点随机选取时对结果造成的影响。根据光电容积脉搏波的特征参数  $K$  值, 独立脉压指数  $P_1$ 、 $P_2$  值进行聚类运算, 选取的代表波形能够最大程度上保留原信号中动脉硬化病理特征信息。流程如图 5 所示, 算法设计如下。

- 1) 算出数据中每个周期脉搏波的  $K$  值;
- 2) 分别设置簇数为 2~5 进行聚类分析, 将轮廓系数最大最接近于 1 时对应的簇数  $S$  作为最佳簇数, 即分类结果;
- 3) 重复  $K\_means$  聚类运算, 将得到的数据分别取交集;
- 4) 将交集集中的数据组合为初步的聚类结果;

5) 用  $S$  个集合样本的平均值作为样本中心  $K_{mid_i}$ , 计算样本中  $x_k(1, 2, \dots, n)$  到每个样本中心的距离  $K_{mid_i}$ , 并把到样本中心平均距离最小的一类作为代表样本集  $C$ ;

6) 计算各簇样本个数, 判断比例是否合理;

7) 计算出单个周期的特征参数  $P_1$  及其平均值  $P_{mean}$  和中值  $P_{mid}$ ;

8) 设置  $P_{mid}$  作为样本中心, 将  $P_{mid}$  和  $P_{mean}$  的差值量的  $1/10$  作为阈值 ( $\sigma$ );

9) 计算样本中  $x_p(p = 1, 2, \dots, n)$  与样本中心值  $P_{mid}$  的距离  $D(x_p, P_{mid})$ ;

10) 比较设定阈值  $\sigma$  与  $D(x_p, P_{mid})$  的值:

(1) 如果  $\sigma > D(x_p, P_{mid})$ , 则样本  $x_p$  归类到“一”类;

(2) 如果  $\sigma < D(x_p, P_{mid})$ , 且样本  $x_p$  的  $P_1$  小于  $P_{mid}$  则  $x_p$  归类到“二”类;

(3) 如果  $\sigma < D(x_p, P_{mid})$ , 且样本  $x_p$  的  $P_1$  大于  $P_{mid}$  则  $x_p$  归类到“三”类;

11) 选取步骤 10) 中 3 类数据中样本量最多的一类作为代表样本集  $C_1$ , 即对  $P_1$  聚类结果;

12) 重复步骤 7)~11) 得到  $P_2$  的代表样本集  $C_2$ ;

13) 对  $C$ 、 $C_1$ 、 $C_2$  取交集建立最终样本集 ( $C_{final}$ ), 计算样本个数, 判断样本波形占比是否合理, 以  $K$  值为聚类分析的最终属性, 选择与  $C_{final}$  样本中心 (中值) 距离最近的一个样本作为代表性的样本, 其对应的单周期脉搏波为改进  $K\_means$  算法提取的代表波形。

## 2.2 特征参数计算

提取到具有代表性采集周期的单周期脉搏波后, 根据特征点对代表波形进行特征参数的提取<sup>[16]</sup>。数据预处理后共提取 27 个特征参数。

时域特征参数: 主波峰高度  $h_1$ ; 重搏波峰高度  $h_2$ ; 单周期波形长度  $T$ ; 主波峰宽度  $W$ ; 主波斜率  $k$ ; 反射波增强指数  $Aid$ ; 主波峰与重搏波峰时间差  $PP_{Time}$ ; 上升期面积  $S_{up}$ ; 下降期面积  $S_{down}$ ; 单周期波形面积  $S_{sum}$ ; 上升期时间  $T_{up}$ ; 下降期时间  $T_{down}$ ; 独立脉压指数  $P_1$ 、 $P_2$ ;

频域特征参数: 将代表波形延拓处理后做傅里叶变换得到的前 3 个频谱峰值为  $H_1$ 、 $H_2$ 、 $H_3$ ;  $F_A = H_1/H_2$ 、 $F_B = H_1/H_3$ 、 $F_C = H_2/H_3$ 、 $S_{up}/S_{sum}$ 、 $S_{up}/S_{down}$ ;  $W/T$ ;  $h_1/T$ ;  $K$  值; 此外收缩压与舒张压也作为特征参数。

20~70 岁的被测个体中, 采集样本通常为 30~40 个单周期波形。常规方法需提取 30 余次特征参数进行计算, 聚类运算筛选出代表波形后, 一次即可提取出特征参数。对一位 69 岁女性被测对象的脉搏波信号进行面积参数进行提取为例, 采样频率为 200 Hz, 采集时间 30 s, 共获取 6 000 个采集点, 信号波形如图 6 所示。常规方法提取时, 会将图 6 中框标记出的失真波形计算在内, 数据如表 1 所示。取均值面积  $S_{sum}$  的计算结果为 1 886.9, 其中包含失真波形带来的粗大误差。人为去除粗大误差之

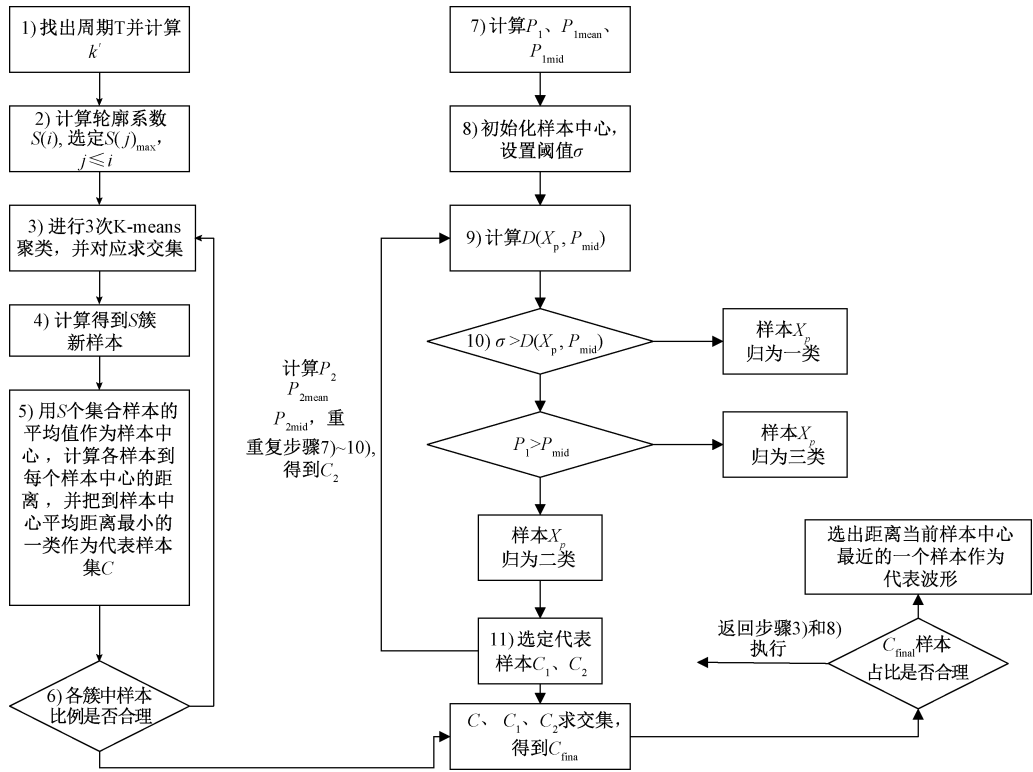


图 5 选取代表波形流程

Fig. 5 Flow chart of selecting representative waveform

后计算均值为 1 838.4。通过本文提出的聚类运算对该波形进行处理之后得到第 23 个周期的波形为代表波形, 该波形的  $S_{Sum}$  值为 1 837.7。该值更接近人工剔除粗大误差, 接近单周期面积真值, 有效的减小失真波形对最终计算结果的影响。

### 3 实验

#### 3.1 预测模型的建立

特征参数与  $baPWV$  之间有着复杂的非线性关系, 难

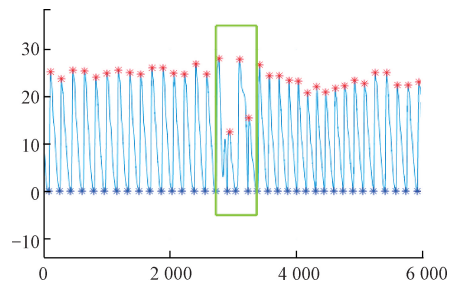


图 6 某 69 岁被测女性脉搏波波形图

Fig. 6 Waveform of 69-year-old woman

表 1 各周期特征参数  $S_{Sum}$  值

Table 1 Characteristic parameter  $S_{Sum}$  value of each period

周期	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$S_{Sum}$	1 855.1	1 839.4	1 844.1	1 899.7	1 872.2	1 867.6	1 853.3	1 799.7	1 834.6
周期	10	11	12	13	14	15	16	17	18
$S_{Sum}$	1 891.9	1 884.9	1 820.9	1 872.0	1 876.2	1 793.0	2 918.7	1 559.0	2 996.5
周期	19	20	21	22	23	24	25	26	27
$S_{Sum}$	1 575.6	1 897.6	1 795.1	1 780.6	1 837.7	1 793.8	1 858.8	1 781.7	1 820.8
周期	28	29	30	31	32	33	34	35	
$S_{Sum}$	1 808.2	1 817.6	1 825.0	1 864.3	1 840.3	1 846.0	1 822.4	1 798.5	

以找到一个具体的数学模型用来表示它们之间的数学关系。支持向量机(SVM)是以统计学习理论为基础, 具有简洁的数学形式、标准快捷的训练方法。它是基于结构

风险最小化原则, 考虑的是结构风险最小原理, 就是追求经验风险与置信风险的和最小<sup>[17]</sup>。其基本思想是将输入的数据映射到高维特征空间, 通过引入核函数避免了



显式的非线性映射,克服了在高维特征空间的计算难度,解决了这种空间特征的最优问题并返回到原始空间,将最优超平面转换为非线性决策平面<sup>[18]</sup>。与此同时,SVM与其他训练算法相比,对于同等的训练结果要求和相同的问题复杂度下,SVM对于实验样本的需求也是相对少的<sup>[19]</sup>。

网格搜索法是SVM模型参数寻优中最为基础的方法。该方法是通过将参数交叉验证进行优化以得到最优参数的学习算法,解决了在参数组合寻优过程中存在的主观性和盲目性。首先确定参数范围,其次设置每次搜索的步长,在模型所需优化的参数  $C$ 、 $g$  组成的二维坐标系上建立网格,网格节点是由两个参数组成的参数对。选择节点上每个参数对进行交叉验证,计算该参数对作用下模型的均方根误差,择出最优参数对,流程如图7所示。

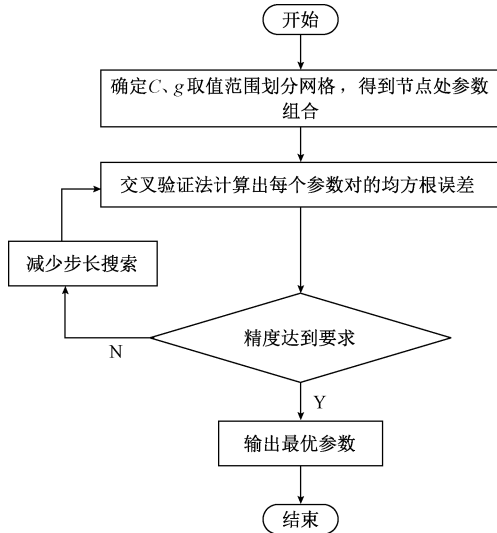


图7 网格寻优流程图输出

Fig. 7 Flow chart of grid optimization

本文以光电容积脉搏波中提取的27个特征参数作为支持向量机的输入层进行建模,完成对  $baPWV$  的检测。实验方案流程如图8所示。

通过对不同核函数所对应的参数  $C$ 、 $g$  进行网格参数寻优结果如表2所示。可以看出RBF核函数下的均方误差(MSE)最小为0.004 319 5。对120名被测志愿者通过陕西友谊医院的欧姆龙动脉硬化检测仪器进行检测,得到  $baPWV$  (血管硬度评估值),同步对采集到的被测试者光电容积脉搏波进行特征参数提取,分别得到120组特征参数和与之对应的  $baPWV$ 。

### 3.2 实验结果

20组预测数据如表3所示,平均绝对误差为47.65 cm/s,平均相对误差为4.21%。动脉硬化检测仪测得的20组数据的标准差为170.31 cm/s,模型预测数据的标准差为187.89 cm/s,二者结果相近。通过与欧姆龙BP-203RPE动脉硬化检测仪测量结果比较,20组预测

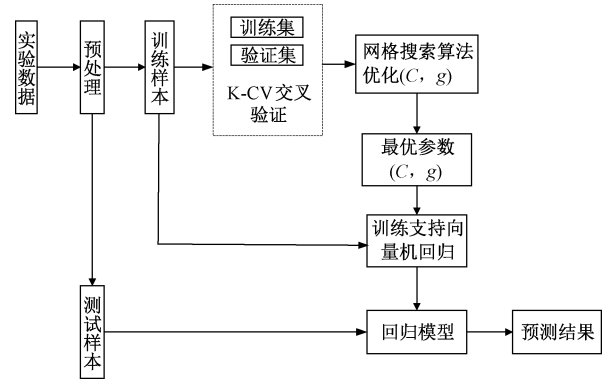


图8 参数优化实验方案模型

Fig. 8 Parameter optimization experimental scheme

表2 不同核函数参数优化结果

Table 2 Optimization results of different

kernel function parameters

核函数	$C$	$g$	MSE
Liner-GS	36.755	0.029 033	0.023 371 7
Poly-Gs	29.446	0.016 516	0.005 051 8
Sigmoid-GS	34.775 5	0.013 985	0.005 898 9
RBF-GS	54.191 7	0.018 453	0.004 319 5

数据中的误差都在临床检测允许的误差范围内。上述数据表明该方法能够实现动脉硬化  $baPWV$  值检测,具有实际临床应用价值。

表3 检测结果误差分析

Table 3 Error of detection result

数据	实测值 <sup>a)</sup> / ( $cm \cdot s^{-1}$ )	预测值 <sup>b)</sup> / ( $cm \cdot s^{-1}$ )	绝对误差 <sup>c)</sup> / ( $cm \cdot s^{-1}$ )	相对误差 <sup>d)</sup>
1	1 290	1 308	18	0.014
2	962	1 064	102	0.106
3	1 062	949	-113	-0.106
4	1 137	1 164	27	0.024
5	1 368	1 424	56	0.041
6	958	987	29	0.030
7	1 471	1 504	33	0.022
8	1 167	1 119	-48	-0.041
9	1 275	1 316	41	0.032
10	1 161	1 170	9	0.008
11	1 347	1 401	54	0.040
12	1 073	1 187	114	0.090
13	962	1 016	54	0.053
14	1 176	1 137	-39	-0.033
15	1 112	1 161	49	0.044
16	951	974	23	0.024
17	931	909	-22	-0.024
18	1 471	1 562	91	0.060
19	1 182	1 167	-15	-0.013
20	1 043	1 027	-16	-0.015

注:a)为欧姆龙BP-203RPE动脉硬化检测仪检测的测量结果,实验数据来源于陕西省友谊医院实际测量;b)为支持向量机回归模型的预测值;c)为绝对误差;d)为相对误差

## 4 结 论

本文对包含人体生理信息的 PPG 信号进行深入分析,探索其特征参数与动脉硬化指标之间的关系,实现采集 PPG 信号即可对 *baPWV* 值进行无创测量,评估动脉硬化程度。特征参数 *K* 值和血管壁弹性具有相关性,提出将其与独立脉压指数 P1、P2 结合进行聚类分析,通过改进 *K*-means 算法有效提高计算效率以及消除由于波形失真对最终计算结果的影响。提取 27 个特征参数作为输入层进行回归支持向量建模结果表明模型的 *baPWV* 值检测结果平均绝对误差为 47.65 cm/s,变化趋势与实测值相同,满足实际临床应用要求,实现了对动脉弹性程度的检测,极大程度上降低了对血管壁弹性检测的成本和难度。

在后续的研究中,计划扩大实验样本,增加样本年龄分布,获得更为健全的预测模型。并考虑引入踝臂指数 (ABI) 作为补充评估参数,对下肢动脉硬化情况进行综合评估,实现更为完整的动脉硬化程度检测系统。

### 参考文献

- [ 1 ] 黄成国,刘知音.单中心老年心血管病危险因素控制现状分析[J].中国社区医师,2018,34(12):6-7.  
HUANG CH G, LIU ZH Y. Analysis of the status quo of cardiovascular risk factors control in the elderly in a single center [J]. Chinese Community Doctors, 2018, 34(12):6-7.
- [ 2 ] 姜苏蓉,卢妙,王森,等.老年高血压患者心率变异性与动脉硬化的相关性研究[J].中国临床保健杂志,2019,22(5):596-600.  
JIANG S R, LU M, WANG S, et al. Correlation between heart rate variability and arteriosclerosis in elderly hypertensive patients [J]. Chinese Journal of Clinical Healthcare, 2019, 22(5):596-600.
- [ 3 ] PATRICK L, VERONIQUE R, AVOLIO A P. Smooth muscle cell and arterial aging: Basic and clinical aspects [J]. Cardiovascular Research, 2018, 114(4):513-528.
- [ 4 ] 顾静彧,杨可名,茆丽娜,等.臂踝脉搏波传导速度在老年人动脉硬化检测中的应用[J].中华老年医学杂志,2016,35(3):243-246.  
GU J Q, YANG K M, LI L N, et al. application of brachial-ankle pulse wave velocity in elderly arteriosclerosis detection [J]. Chinese Journal of Geriatrics, 2016, 35(3):243-246.
- [ 5 ] 陈育华,褚俊.超声诊断颈动脉硬化新进展[J].医学综述,2006(18):1142-1144.  
CHEN Y H, CHU J. new progress of ultrasound diagnosis of carotid atherosclerosis [J]. Medical Recapitulate, 2006(18):1142-1144.
- [ 6 ] 李祎,姚马慧,刘德敏.脉搏波传导速度及踝肱指数对心血管病患者的预后价值[J].临床荟萃,2019,34(11):986-990.  
LI Y, YAO M H, LIU D M. Prognostic value of pulse wave velocity and ankle brachial index in patients with cardiovascular disease [J]. Clinical Focus, 2019, 34(11):986-990.
- [ 7 ] 高阳,刘盈池,袁金环.动态观察臂踝动脉脉搏波传导速度变化来预测青年人血压的改变[J].中华高血压杂志,2019,27(7):634-639.  
GAO Y, LIU Y CH, YUAN J H. Dynamic observation of brachial-ankle artery pulse wave velocity to predict the change of blood pressure in young people [J]. Chinese Journal of Hypertension, 2019, 27(7):634-639.
- [ 8 ] TAKIZAWA Y, ITAGAKI K, KANEYOSHI T, et al. Pulse wave measurement using reflective photoelectric sensor on gum [J]. IEEE Transactions on Sensors & Micromachines, 2018, 138(12):545-546.
- [ 9 ] 刘泽晨.光电容积脉搏波动脉硬化检测技术研究[D].西安:西安理工大学,2020.  
LIU Z CH. Study on the detection technology of arteriosclerosis with PPG signal [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020.
- [ 10 ] LIU X, JI Z, TANG Y. Recognition of pulse wave feature points and non-invasive blood pressure measurement [J]. Journal of Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology, 2017, 87(2):241-248.
- [ 11 ] 季忠,刘旭.基于波形特征和小波的脉搏波特征点识别研究[J].仪器仪表学报,2016,37(2):379-386.  
JI ZH, LIU X. Research on pulse wave feature point recognition based on waveform features and wavelet [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2):379-386.
- [ 12 ] 罗志昌,张松,杨文鸣,等.脉搏波波形特征信息的研究[J].北京工业大学学报,1996,22(1):71-79.  
LUO ZH CH, ZHANG S, YANG W M, et al. Study on the characteristic information of pulse wave [J]. Journal of Beijing University of Technology, 1996, 22(1):71-79.
- [ 13 ] PUJARI A K, RAJESH K, REDDY D S. Clustering techniques in data mining: A survey [J]. IETE Journal of Research, 2015, 47(1-2):19-28.
- [ 14 ] 韩利钊,钱雪忠,罗靖,等.基于区域划分的DBSCAN多密度聚类算法[J].计算机应用研究,2018,35(6):1668-1671,1685.  
HAN L ZH, QIAN X ZH, LUO J, et al. DBSCAN multi-

- density clustering algorithm based on region division [J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(6):1668-1671,1685.
- [15] 朱连江, 马炳先, 赵学泉. 基于轮廓系数的聚类有效性分析[J]. *计算机应用*, 2010, 30 (S2): 139-141,198.
- ZHU L J, MA B X, ZHAO X Q. Clustering validity analysis based on contour coefficient [J]. *Journal of Computer Application*, 2010, 30 (S2):139-141,198.
- [16] WANG L, WANG L L, LI Q, et al. Evaluation index of adult male blood vessel age-based on pulse wave waveform characteristic parameters [J]. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 2019, 19 (8): 729-732.
- [17] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000(1):36-46.
- ZHANG X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000(1):36-46.
- [18] 净亮, 邵党国, 相艳, 等. 基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020,34(3):1-8.
- JING L, SHAO D G, XIANG Y, et al. Adaptive mean filtering ultrasonic image denoising based on support vector machine [J]. *Journal of Electronic Measurement*

and Instrumentation, 2020, 34 (3):1-8.

- [19] SORELLI M, PERRELLA A, BOCCHI L. Detecting vascular age using the analysis of peripheral pulse [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(12): 2742-2750.

### 作者简介



**陈剑虹**(通信作者), 2000年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安理工大学副教授, 主要研究方向为光谱与光电检测技术。

E-mail: chenjianhong@xaut.edu.cn

**Chen Jianhong** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2000. He is currently an associate professor at Xi'an University of Technology. His main research interests include spectroscopy and photoelectric detection technology.



**郭亚亚**, 2018年于西安理工大学获得学士学位, 现为西安理工大学在读研究生, 主要研究方向为光电测试技术与仪器。

E-mail: gyy022866@163.com

**Guo Yaya** received her B. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2018. She is now a M. Sc. candidate at Xi'an University of Technology. Her main research interests are optoelectronic testing technology and instrument.