

基于脉搏波数学模型的运动员运动状态判别方法

施瀚, 赵海, 陈星池, 李大舟

(东北大学信息科学与工程学院, 辽宁沈阳 110819)

摘 要: 针对利用运动员脉搏波信息对其运动状态(高强度运动、平静)进行判别,并减少身体状态的随机性对脉搏波特征信息的影响问题,提出了一种对原始脉搏波信号进行建模进而提取特征信息进行状态判别的方法.利用训练-测试的二分类分析方式,对运动员的心率状态进行判别,以分析运动员的运动状态,辅助其进行运动训练工作.实验通过对10名运动员志愿者在不同状态下进行脉搏波采集,对预处理后的原始信号进行函数建模并提取生理信息,利用SVM进行监督训练和测试.结果表明,该方法能够对运动员心率状态进行有效判别,得到运动员的运动状态.

关 键 词: 脉搏波;函数建模;二分类;状态判别

中图分类号: TP 242.6 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2018)12-1697-05

A Judgment Method of Athlete's Movement State Based on Pulse Wave Mathematical Model

SHI Han, ZHAO Hai, CHEN Xing-chi, LI Da-zhou

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: SHI Han, E-mail: 381000241@qq.com)

Abstract: Aiming at the problem that the athlete's pulse wave information is used to determine the motion state (high intensity motion or calm) and reduce the randomness of the body condition to the pulse wave characteristic information, a method to construct the original pulse wave signal was presented. The method of training-test was used to classify the athletes' heart rate to analyze the athletic state of the athletes and assist them in carrying out sports training work. Through the training of 10 athlete volunteers in different states, the original signal of the pretreatment was modeled and the physiological information was extracted. The SVM was used to supervise the training and test. The results show that the method can effectively discriminate the athlete's heart rate state and get the state of motion.

Key words: pulse wave; function modeling; two categories; state discrimination

随着体育竞技快速发展,运动员训练过程趋于数字化,科学的训练系统有助于及时掌握运动员身体状态,进而安排合理的训练内容以期运动成绩不断提高.运动员在运动前后达到心率平稳,即处于平稳运动状态,与其训练效果息息相关.利用可穿戴设备采集身体特征信号能够及时掌握运动员的心率状态,判断该值处于运动员的何种运动周期.

由于人体心率状态与其脉搏波信号有直接关系,在目前可穿戴设备市场中,愈加重视对人体脉

搏波信号的采集,进而利用脉搏波信号的特征信息对人体的各种生理参数进行测量和判别. Lee等提出了一种基于ECG熵和方差的值判断人体心率状态的方法并达到了98.44%的测试准确率^[1]; Gil等利用脉搏波的时域特性对人体心脏室性是否过早搏动进行了判断过程,并且测试结果达到了99.30%的准确率^[2]; Koley等利用二分类的方法对人体睡眠过程是否出现呼吸停顿状态进行了判别,并达到了96.84%的准确率^[3].

由于脉搏波信号的采集过程极易受到人体运

动状态的干扰,对后续脉搏波波形信息的提取增加难度,部分实验室提出了对脉搏波进行数学建模的方法,该方法能够保留原始脉搏波信号包含的所有特征信息,并且通过对特征参数进行降维处理简化后续算法复杂度. Martin-Martinez 等提出了利用两个高斯函数与一个线性函数之和的脉搏波数学模型,通过对该拟合函数中的相关参数进行研究发现,人体的运动状态与参数的变化趋势有关进而实现对人体状态的判别^[4];He 等提出了利用两个高斯函数之和的脉搏波数学模型,并实现了对脉搏波中“重搏波”位置的确定^[5].

本文通过 Lognormal 函数对采集的运动员脉搏波进行数学建模,利用支持向量机方式对模型中的生理元素特征向量进行训练和测试,提出一种基于脉搏波的运动员心率判别方法,以确定运动员运动状态,辅助运动员进行体能训练.

1 脉搏波数学模型实现

脉搏波信号是由按时间顺序依次出现的“主峰波”、“潮波”、“重搏波”及长拖尾四部分组成,

$$\tilde{X}(t) = \begin{cases} L_P(t-t_P), & t_P=0, t_P < t < t_T; \\ L_P(t-t_P) + L_T(t-t_T), & t_T < t < t_D; \\ L_P(t-t_P) + L_T(t-t_T) + L_D(t-t_D), & t_D < t < t_C; \\ L_P(t-t_P) + L_T(t-t_T) + L_D(t-t_D) + L_C(t-t_C), & t_C < t < t_{\text{end}}. \end{cases} \quad (2)$$

式中,以 4 个 Lognormal 函数作为脉搏波 4 个分解信号的脉冲函数,波形拟合后共存在 12 个参数,包含了原始脉搏波的所有特征信息.

由于原始脉搏波信号的各组成部分按照时间顺序进行递进组合,所以波形拟合过程分为 4 次单函数拟合,逐次计算各部分拟合函数存在的 3 个参数值,即利用预处理后的原始脉搏波波形拟合得到第一组成部分的新函数并计算 3 个参数值,同时获取原始脉搏波与拟合的新函数的差值函数,最后将两者的差值函数作为新的原始波形进行重复拟合差值操作,逐次得到 4 组共 12 个参数值. 拟合结果如图 1 所示.

对原始脉搏波函数和拟合函数进行差值运算,如图 2 所示,可以看出利用 Lognormal 函数进行脉搏波函数建模能够准确反映原始信号的整体特点,在 0~0.6 s,函数差值变化在幅值为 0 上下浮动;在 0.6 s 以后,差值变化较大,最高达到 20 mV,说明在函数拟合过程中,长拖尾信号部分的拟合误差较大,由于长拖尾信号包含多个幅值较小的反射波,其误差可通过增加脉冲函数的个

该信号加载的主要特征信息包括各波峰的位置、高度和单信号周期值. 在人体处于特殊状态下,传感器采集脉搏波信号会增加噪声,出现多个新的波峰信号,影响对运动员生理状态的分析,出现误差.

利用 Gaussian 函数与线性函数单独或协同拟合波形信号,经过多年的研究发现,在拟合脉搏波信号过程中,其数学模型仍然有较大拟合误差并出现丢失大量时域波形信息的情况^[6],所以采用 4 个 Lognormal 函数对经过预处理的脉搏波信号各部分进行函数建模,构建完整的测试信号,降低运动干扰. Lognormal 函数存在 3 个参数 α, β, γ ,其表现形式为

$$L(t) = \frac{\alpha}{t} \cdot e^{\frac{(\ln t - \beta)^2}{\gamma}}. \quad (1)$$

脉搏波主峰波(起始)、潮波、重搏波、拖尾 4 个阶段起始时间分别为 t_P, t_T, t_D 和 t_C . t_P 为波形起始时刻,即 $t_P=0, t_{\text{end}}$ 为波形结束时刻. t_T, t_D, t_C 可根据对应脉搏波的波形导数(一阶、二阶)进行确定. 脉搏波的函数模型 $\tilde{X}(t)$ 可以表示为

数进行消除,本文采用单个 Lognormal 函数进行长拖尾信号部分的拟合.

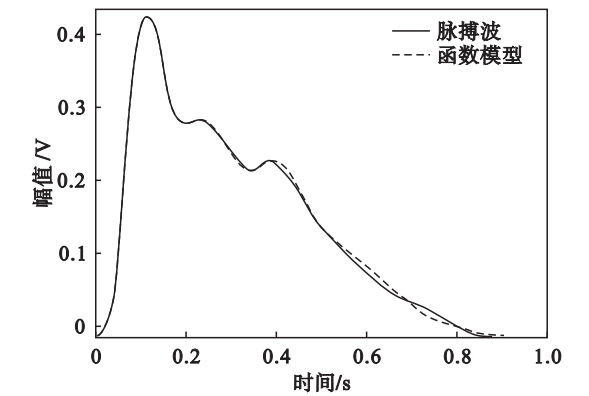


图 1 函数拟合结果
Fig. 1 Overall fitting results

利用 4 个 Lognormal 函数产生的 12 个参数值 $\alpha_P, \beta_P, \gamma_P, \alpha_T, \beta_T, \gamma_T, \alpha_D, \beta_D, \gamma_D, \alpha_C, \beta_C, \gamma_C$ 表示原始脉搏波信号的所有特征信息,包括各部分波形的幅值与位置、波形周期等,这些特征信息能够准确反映运动员身体的即时状态并剔除了由运动等因素导致的信号噪声.

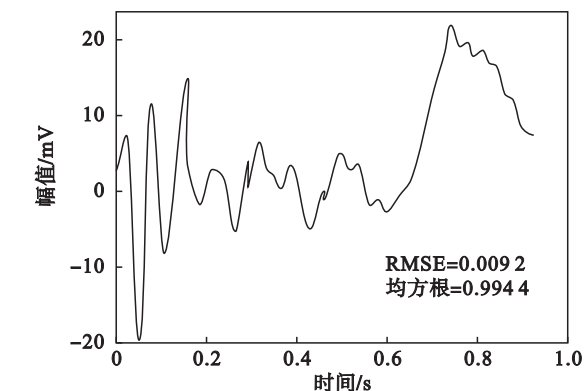


图 2 拟合误差曲线
Fig. 2 Curve of the fitting deviation

2 基于 SVM 的运动状态分析

本文采用支持向量机的方法对运动员的运动状态进行判别. 该方法是一种针对有限样本且能够将问题转化为二次型寻优问题的有监督学习方法, 即已知整体数据的分布规律, 寻求有效数据分类方式并得到分类方式与样本数据的关系. 为了简化判别算法, 将函数拟合后的脉搏波信号提取出的参数向量进行降维处理, 在 12 个参数元素中求取前两个主分量元素作为判断运动状态的支持向量机的输入数据, 进而将数据维数降至二维.

2.1 支持向量机惩罚因子与核函数的选择

运动状态的判别模型需要通过对样本数据训练来构建, 即构造一个决策函数, 可以将样本测试数据尽可能正确分类. 若训练元素是线性可分的, 则分类模型划分数据后是二维平面中的某些区域, 对间隔区域进行归一化后可将问题转化为经典的最优化约束求解问题即可得到决策函数. 在实际情况下, 运动状态的改变是连续的, 运动状态的样本数据可能因为数据的渐变性的而无法对其准确分类, 这会导致经过训练的二分类模型对脉搏波特征信息所反映的状态进行判别时出现误差.

为了解决非线性分类问题, 将分类错误降低到合理的范围, 引入了惩罚因子并进行了 SVM 核函数的选择. 惩罚因子的作用是对分类出现误差的元素进行惩罚抑制, 使得模型能够实现最佳的分类效果; 核函数为将原始样本映射到一个高维特征向量空间并实现在高维空间构造最优分类面的映射函数, 寻求最优的核函数能够把无法实现线性可分的元素置于新的映射空间内进而重新进行线性划分, 求得最优分类面.

在决策函数中, 满足 Mercer 条件^[7]的内积函

数称为核函数, 支持向量机根据选择核函数的类别实现不同的分类结果, 常用的核函数有线性内核、多项式内核、高斯径向基内核 (RBF) 以及 Sigmoid 内核. 本文需要对运动员的平稳状态和运动状态下的脉搏波数据进行二分类, 由于运动员运动过程中脉搏信号干扰大, 无法利用线性核函数, 且多项式内核增加阶数时, 会极大增加算法计算的复杂度, Sigmoid 内核所需设置的相关参数多, 无法保证分类模型的精度, 所以本文采用高斯径向基作为内核, 该核函数计算复杂度低, 并且该函数在较多的领域均有涉猎, 参数设置简单, 且高斯径向基函数只有一个参数, 使得分类器的复杂度大大降低.

最后通过改进粒子群优化算法^[8]对支持向量机最优惩罚因子及高斯核函数的参数进行优化, 具体步骤如下:

- 1) 将乘法因子与高斯核函数的参数设定为粒子分向量.
- 2) 设置初始因子、最大进化代数、粒子数及初始种群, 随机产生各粒子初速度.
- 3) 评价种群, 计算各粒子在各维空间适应值; 比较该适应值与经历的最佳位置适应值并更新.
- 4) 对粒子的速度、位置赋予新值, 重新评价种群.
- 5) 判断种群是否达到最大进化代数, 结束.

2.2 支持向量机的训练与检验过程

利用脉搏波信号进行运动员运动状态的判别, 既需要排除输入信号的干扰, 同时对准确判别算法也起到决定作用. 通过对脉搏波信号进行特征信息提取, 并将样本数据分为训练样本和测试样本, 采用支持向量机的方式对训练样本进行有监督训练处理后建立运动判别二分类模型, 最终实现对测试样本数据的检测. 训练与检测过程如图 3 所示.

首先对运动员进行平稳、运动状态脉搏波原始信号的采集, 通过预处理 (去基线漂移、去噪) 后, 对该脉搏波信号进行函数拟合, 构建测试信号, 提取脉搏波特征信息组成参数向量, 经过降维处理后, 将一部分样本信息作为训练样本, 通过选择并优化核函数的参数和惩罚因子, 对该训练样本进行训练获得二分类模型, 将另一部分样本信息作为测试样本利用二分类模型进行测试, 最终实现对运动员的脉搏波特征信息的分类和运动状态的判断.

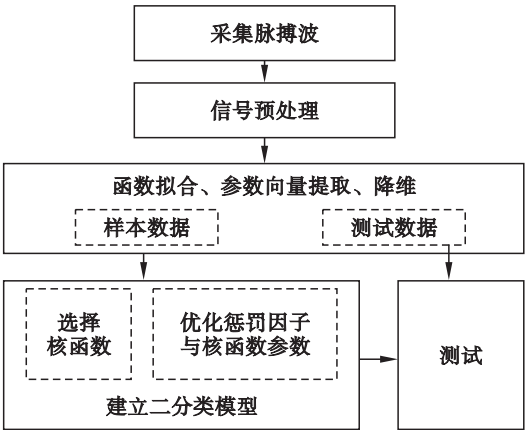


图 3 训练与检测过程
Fig. 3 Training and testing process

3 实验与结果分析

3.1 实验准备

本文以 10 名运动员志愿者为实验目标进行运动状态判别实验. 在运动员达到充分平稳的静止状态下对 10 名志愿者进行脉搏波数据的采集过程,采集时长为 10 min;10 名志愿者进行高强度运动,在达到有规律的运动状态之后开始采集运动过程中的脉搏波数据,采集时长为 10 min;采集的脉搏波原始信号经过去噪、去基漂后,对原始的波形信号进行函数拟合,提取拟合波形的特征参数向量并进行降维,得到两个主分量组成样本集,选择部分样本数据作为训练集,另一部分利用训练后的二分类模型进行测试.

3.2 训练与检验

通过对训练集进行有监督训练,构建用于判别运动员运动状态的分类模型,选择其中一名运动员志愿者的支持向量机训练效果进行数据分析,如图 4a 所示. 样本集经过训练后得到一条分类线 1,部分样本数据处于运动员状态过渡阶段,在最优分类线附近的临界位置,曲线上方数据表示运动员处于高强度运动状态,曲线下方数据表示运动员处于平稳状态. 从图中可以看出,分类线能够有效区分不同状态下的样本数据,数据区间划分明显,可以作为最优分类模型对另一部分的测试数据进行状态判别.

利用分类模型对运动员的测试数据集进行检验,并分析该模型的性能,结果如图 4b 所示. 训练后的分类模型能有效地对运动员的运动信息进行分类(数据分类效果明显),达到对运动员运动状态进行判别的目的.

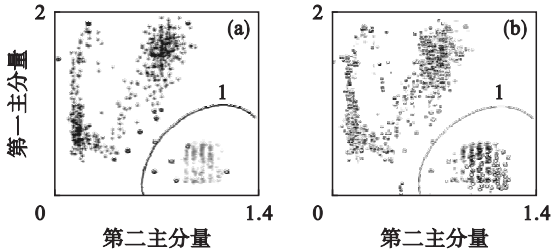


图 4 支持向量机分类效果
Fig. 4 Classification effect of the SVM
(a)—二分类训练;(b)—二分类测试.

3.3 结果分析

为验证二分类模型的分类能力,采用 ROC (receiver operating characteristic) 曲线对经过训练和参数优化的分类模型进行评价^[9],ROC 曲线能够有效地对该分类模型进行动态性能分析,如图 5 所示,可以看出,针对该运动员志愿者的运动状态判别的准确率接近于 1,即训练后的分类模型能够准确完成运动状态判别.

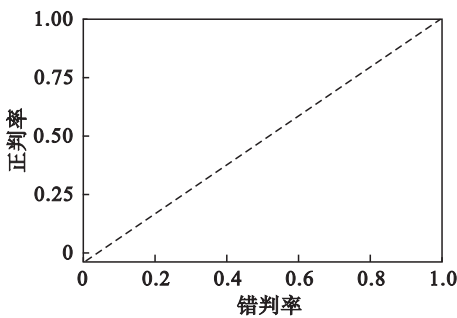


图 5 运动员 ROC 曲线
Fig. 5 ROC curve of the athlete

为了进一步分析 ROC 曲线特性,采用 AUC 值对其进行说明. AUC (area under the ROC curve) 为对 ROC 曲线在其定义域内的积分,其值能够准确表示训练后分类模型的分类性能,AUC 值通常介于 0.5 ~ 1.0,较大的 AUC 值表示较好的性能,该参数被用于辅助 ROC 曲线判别分类器的性能. 表 1 为 10 名运动员志愿者的 AUC 值,可以看出该支持向量机分类模型经过惩罚因子与核函数的参数优化选择后能够较为准确地对测试样本进行分类工作,进而判别运动员运动状态.

表 1 全体运动员志愿者 AUC 值 Table 1 AUC values of all athlete volunteers			
运动员	AUC 值	运动员	AUC 值
运动员 1	0.988 6	运动员 6	0.907 3
运动员 2	0.997 5	运动员 7	0.997 2
运动员 3	0.993 0	运动员 8	0.986 2
运动员 4	1.000 0	运动员 9	0.993 7
运动员 5	0.928 0	运动员 10	0.997 3

4 结 论

本文提出了一种基于支持向量机的运动员运动状态判别方法,以及一种基于函数拟合方式的减少脉搏波信号噪声的方法,降低运动员在运动状态下采集的脉搏波信号的噪声及状态判别误差.通过对运动员脉搏波信号的处理,获得运动员的身体状态,包括平稳状态与高强度运动状态,其结果用于辅助运动员的身体调节与训练过程.

参考文献:

- [1] Lee J, Reyes B A, McManus D D, et al. Atrial fibeillation detection using an Iphone 4S [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60 (1) : 203 – 206.
- [2] Gil E, Laguna P, Martinez J, et al. Heart rate turbulence analysis based on photoplethys-mography [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60 (11) : 3149 – 3155.
- [3] Koley B, Dey D. Real-time adaptive apnea and hypopnea event detection methodology for portable sleep apnea monitoring devices [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60 (12) : 3354 – 3363.
- [4] Martin-Martinez D, Casaseca-de-la-Higuera P, Martin-Fernandez M, et al. Stochastic modeling of the PPG signal: a synthesis-by-analysis approach with applications [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60 (9) : 2432 – 2441.
- [5] He X, Goubran R A, Liu X P. Secondary peak detection of ppg signal for continuous cuffless arterial blood pressure measurement [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63 (6) : 1431 – 1439.
- [6] 马英杰,周靖,洪旭,等.核能谱单能峰快速高精度高斯函数拟合算法研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36 (8) : 2373 – 2377.
(Ma Ying-jie, Zhou Jing, Hong Xu, et al. Study on the high speed and precision Gaussian function fitting algorithm for nuclear single spectral peak [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36 (8) : 2373 – 2377.)
- [7] 季睿.广义核模糊建模及在容错控制中的应用 [D].上海:上海交通大学,2014.
(Ji Rui. Generalized kernel fuzzy modeling and its applications to fault tolerant control [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2014.)
- [8] 王尔申,庞涛,曲萍萍,等.基于混沌的改进粒子群优化粒子滤波算法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2016, 42 (5) : 885 – 890.
(Wang Er-shen, Pang Tao, Qu Ping-ping, et al. Improved particle filter algorithm based on chaos particle swarm optimization [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42 (5) : 885 – 890.)
- [9] Singh P K, Karthikeyan S. Combining GRNN and SVM using receiver operating characteristics (ROC) for improved classification of non coding RNA [C] // International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology. Macau, 2012: 115 – 118.