

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2103980

基于 KPCA-SVM 的表面肌电信号疲劳分类研究^{*}

刘光达¹ 董梦坤¹ 张守伟² 许蓝予¹ 周 葛¹ 蔡 靖¹

(1. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院 长春 130026; 2. 东北师范大学 体育学院 长春 130024)

摘 要:为了提高手臂疲劳模型识别的准确率,本研究在常用时域、频域特征的基础上,引入了时频域、非线性和参数模型特征,提取 3 通道的表面肌电信号,构成特征集合。特征降维一般分为特征提取以及特征选择,分别采用特征提取中的主成分分析 (PCA),核主成分分析(KPCA)方法以及特征选择中的互信息(MI)度量方法进行特征降维,采用支持向量机(SVM)和 K 近邻(KNN)作为分类器,通过 3 种降维方法分与 SVM 和 KNN 的不同组合构成疲劳分类模型。结果表明,KPCA 与 SVM 的组合模型对于疲劳的正确识别率最高达到 99%,高于其他组合算法。

关键词:表面肌电;特征降维;核主成分分析;支持向量机

中图分类号: TN911. 7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460. 4099

Research on fatigue classification of surface EMG signal based on KPCA and SVM

Liu Guangda¹ Dong Mengkun¹ Zhang Shouwei² Xu Lanyu¹ Zhou Ge¹ Cai Jing¹

(1. College of Instrument Science and Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130026, China;
2. College of Physical Education, North East Normal University, Changchun 130024, China)

Abstract:In order to improve the accuracy of arm fatigue model recognition, this study introduces time-frequency domain, nonlinearity and parametric model features based on common time-domain and frequency-domain features, and extracts 3-channel surface EMG signals to form features set. Feature dimensionality reduction is generally divided into feature extraction and feature selection. This research uses principal component analysis (PCA) in feature extraction, kernel principal component analysis (KPCA) and mutual information (MI) measurement methods in feature selection. Feature dimensionality reduction, using support vector machine (SVM) and K-nearest neighbor (KNN) as the classifier; three dimensionality reduction methods and different combinations of SVM and KNN constitute a fatigue classification model. Results show that the correct recognition rate of KPCA and SVM is 99%, which is higher than other combination algorithms.

Keywords:surface electromyography; feature reduction; kernel principal component analysis; support vector machine

0 引 言

作为第 24 届冬季奥林匹克运动会的东道主,中国启动了一系列国家重点研发计划项目,科技助力冬季奥运会,帮助我国冬奥选手取得优异成绩^[1]。获得优异成绩的前提是需要运动员进行大量的训练,而大量的训练则会造成肌肉损伤。因为随着训练强度和时间的增加,运动员会产生肌肉疲劳,当肌肉疲劳达到一定的程度会造成肌肉损伤,所以需要及时的对运动员进行疲劳判断,避

免肌肉损伤的出现。近年来,表面肌电 (surface electromyography, sEMG) 信号的检测与分析技术发展十分迅速,因其能直接反应神经肌肉活动,已经被广泛的应用于运动医学和临床诊断等领域^[2]。表面肌电信号是骨骼肌收缩时,由神经肌肉系统产生的一种生物电信号,是肌肉运动单元在皮肤表面上综合叠加形成^[3]。其信号变化与肌肉活动水平和功能状态有关,常被用于作为评估肌肉疲劳的生理信号^[4]。

选择不同的算法得到的疲劳模型对于疲劳评价效果不同,国内外学者就此进行了大量相关研究与讨论。为

了实现肌肉疲劳状态的准确分类,曹昂等^[5]在常用特征积分肌电值(iEMG)、均方根值(RMS)、中值频率(MF)以及平均功率频率(MPF)的基础上,引入了带谱熵和瞬时平均频率(IMPf),使用粒子群突变算法优化支持向量机(SVM)对 sEMG 进行分类,准确率大于 90%。糜超等^[6]提取表面肌电的 4 个时域特征(iEMG)、过零率(ZC)、符号改变率以及波长,采用支持向量机作为分类器,设计一套 8 导联表面肌电采集系统,能够有效的区分肌肉的疲劳与正常两种状态。张毅等^[7]针对在表面肌电信号的人机交互系统的问题,选择瞬时平均频率训练支持向量机模型,可以有效的保持疲劳检测系统的稳定。付梦龙^[8]通过结合疲劳进程中的表面肌电信号特征指标均方根值、自回归(AR)参数和线性判别分析分类器实时在线检测,可以对于肌肉群达到深度疲劳判别较好。Moniri 等^[9]采用浅层模型和深度卷积神经网络,利用对时域的 5 个特征预测,判断躯干中的肌肉疲劳,所提出的模型为穿戴式设备提供给了基础。Xu 等^[10]基于混合的多类高斯过程模型提出了一种混合细菌觅食和粒子群算法(PSO)来优化未知参数,通过在飞行模拟器中进行飞行模拟来进行实验,结果表明,此方法对于飞行员的颈部疲劳的识别精度达到 91.25%。

直接利用表面肌电信号的特征参数,虽然也有较好的识别效果,但是特征参数之间具有很大的相关性和冗余性,没有考虑算法的复杂度,且含有大量的迭代运算,往往影响分类精度。因此本文为了解决此问题,在原始特征参数不损失原有信息的前提下,采用不同的特征降维方法,去除冗余信息,得到新的特征集,最后利用分类器 SVM 和 K 邻近(KNN)检验其分类效果。

1 实验设计与数据采集

1.1 实验对象以及实验设备

受试者为本实验室 10 名健康研究生,其中 6 名男生,4 名女生。受试者年龄在 23~28 岁,平均身高在 167 cm,平均体重在 58 kg,均为右手使用者,无神经肌肉骨骼疾病。实验前 24 h,受试者无高强度运动且无身心疲劳。实验设备,美国 Delsys 无线肌电仪,型号 TrignoTM Wireless EMG,Delsys 无线肌电仪拥有 16 通道无线传感器和 3 个自由度的加速度传感器,可以同时采集 16 块肌肉的表面肌电信号,具有 16 位分辨率和 2 000 Hz 采样率,实验距离可达到 40 m,适用于所有室内室外,而且体积小携带。操作软件 EMGworks,分析软件 MATLAB2015b,75%酒精棉、磨砂膏、5 kg 哑铃、一次性肌电贴。性别、年龄、身高、体重以及身体质量指数(BMI)如表 1 所示。

表 1 实验对象的基本信息

Table 1 Basic information of subjects

Subject	性别	年龄	身高/cm	体重/kg	BMI	分类
1	女	25	163	51	19.20	正常
2	男	26	171	68	23.26	正常
3	女	23	170	57	19.72	正常
4	女	23	158	48	19.23	正常
5	男	25	171	66	22.57	正常
6	男	25	180	65	20.06	正常
7	男	24	181	73	22.28	正常
8	女	28	172	59	19.94	正常
9	男	26	176	73	23.57	正常
10	男	29	168	65	23.03	正常

注:BMI 中国参考标准,正常范围 18.5~23.9;偏瘦≤18.4;偏重 24.0≥26.9;肥胖≥27.0

1.2 实验数据采集

实验地点为人体生物信号实验室,室内温度为 20℃±3℃。用磨砂膏、75%酒精棉清洁受试者右手臂肱二头肌,肱三头肌,肱桡肌皮肤表面,去除皮肤表面的油脂等,减小皮肤阻抗的干扰。根据解剖学原理,将 Delsys 表面肌电传感器贴在 3 块肌肉最隆处,一次性表面肌电贴在贴合时为了与肌肉粘贴更加严密,从而获得更加准确的信号,可以沾取少量的水。表面肌电传感器贴合后,用肌内效贴布将传感器缠绕在右手肱二头肌、肱三头肌、肱桡肌的测试部位,防止实验时电极贴的脱落。受试者端坐于实验台前,背部挺直保持 90°,左手臂自然垂下。实验时,先无负重采集 sEMG 信号 5 s,然后实验员将哑铃放置于受试者手中,直至右手臂剧烈颤抖或者无法保持 90°时,停止采集。重复以上操作,直到 10 名受试者全部采集。

2 sEMG 的分析方法

2.1 信号预处理

sEMG 信号是神经肌肉系统产生的微弱的生物电信号,其幅度范围在 0~5 mV,频率在 20~1 000 Hz,主要能量集中在 50~150 Hz 范围内^[11-12],因此对原始 sEMG 信号进行 30~300 Hz 的巴特沃斯带通滤波以及 50 Hz 的陷波滤除工频干扰。

2.2 特征提取

为了能从 sEMG 信号中获得比较全面的相关信息,本文研究在常用时域特征、频域特征的基础上,引入了时频域特征、非线性特征以及参数模型特征^[13]。

1) 时域特征

本文选用的时域特征有 RMS、iEMG、平均绝对值(ARV)、ZC、方差(VAR)以及幅值立方均值(MCV),公式如表 2 所示,其中, $x_i(i=1,2,\cdots,N)$ 是信号的时间

序列。

表 2 时域特征的公式

时域特征	公式
均方根值	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
积分肌电值	$iEMG = \sum_{i=1}^N x_i $
平均绝对值	$ARV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
过零率	$ZC = \sum_{i=1}^{N-1} \text{sgn}(-x_i x_{i+1})$
方差	$VAR = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N}$
幅值立方均值	$MCV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3$

2) 频域特征

本文选用的频域特征有 MPF、MF 以及 2 阶谱矩 F_{SM} , 公式如表 3 所示, 其中, f 为 sEMG 信号的频率; $PSD(f)$ 为 sEMG 信号的功率谱密度函数。

表 3 频域特征的公式

频域特征	公式
平均功率频率	$MPF = \frac{\int_0^\infty f \times PSD(f) df}{\int_0^\infty PSD(f) df}$
2 阶谱矩	$F_{SM_2} = \int_0^\infty f^2 PSD(f) df$
中值频率	$MF = \frac{1}{2} \int_0^\infty PSD(f) df$

3) 时频域特征

时频分析法可以同时获得信号在时域和频域的能量信息图, 常用于分析非平稳信号。Karleson 等^[14] 比较了包括短时傅里叶变换 (STFT), Choi-Williams 分布, Wigner-Ville 分布和小波变换在内的时频分析方法, 发现小波变换具有更好的准确性。本研究采用小波变换计算时频域特征瞬时平均频率 (IMPF) 和瞬时中值频率 (IMF), 公式如表 4 所示, 其中, f 为 sEMG 信号的频率, $PSD(t, f)$ 为频率和时间的二维函数。

表 4 时频域特征的公式

时频域特征	公式
瞬时平均频率	$IMPF = \frac{\int_{f_1}^{f_2} f \times PSD(t, f) df}{\int_{f_1}^{f_2} PSD(t, f) df}$
瞬时中值频率	$\int_{f_1}^{IMF} PSD(t, f) df = \int_{IMF}^{f_2} PSD(t, f) df$

4) 非线性特征

肌肉处于不同的收缩状态下, 运动神经单元在时间、空间以及数量上存在一定的差异, 因此表面肌电信号具有明显的非线性特点^[15]。本研究提取表面肌电信号的近似熵作为研究的非线性特征参数。

近似熵 (approximate entropy, ApEn) 是一种不可预测性的用于量化时间序列波动的非线性动力学特征参数, 是时间序列片段从 m 维增加到 $m+1$ 维时其平均相似率, 反映了时间序列种新信息发生的可能性。用一个非负的数来表征时间序列的复杂程度, $ApEn$ 越大, 说明序列越复杂^[16]。 $ApEn$ 公式如下:

$$ApEn = \Phi^m(t) - \Phi^{m+1}(t)$$
 (1)

式中: $\Phi^m(t)$ 为 m 维时间序列片段变化的对数平均值。

5) 参数模型特征

参数模型法是分析肌肉疲劳的一个重要方法, 其中 AR 模型法最为典型。AR 参数模型描述的是一种短时平稳随机过程, 该过程在该时刻的值 x_n 与该时刻之前的值 x_{n-1} 存在相关性^[17]。设 p 阶 AR 参数模型的公式为:

$$x_n = - \sum_{i=1}^p a_i(n) x_{n-i} + e_n$$
 (2)

式中: x_n 为肌电信号的第 n 个采样值; $a_i(n)$ 是 AR 系数; p 是 AR 模型的阶数; e_n 为均值为 0, 方差为 σ^2 的白噪声。经大量研究表明, 当 AR 模型的阶数取 4 时, 对信号的分析 and 识别性能最好^[18]。因此本文采用 4 阶 AR 参数模型。

3 特征降维

本文基于 3 通道 sEMG 信号, 共可提取 48 维特征参数。高维数据包含大量的冗余特征, 这些冗余特征会对后续的分类产生影响以及增加运算的复杂度, 而且高维数据会引起“过拟合”、“维数灾难”等问题, 降低分类器的性能^[19]。提取有效的特征参数是疲劳分类的关键, 因此需要对特征集进行降维, 提高分类模型精度和减小运算时间。特征降维主要分为特征选择和特征提取。

3.1 特征选择

特征选择是按照某种评价准则, 从特征集合中选择一些最有效的特征以降低特征空间维度的过程^[20]。特征选择的框架, 如图 1 所示。

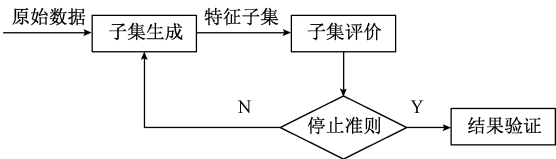


图 1 特征选择的框架

Fig. 1 Framework of feature selection

互信息 (MI) 度量是特征选择重要的度量方法之一, 不用预先考虑样本的分布情况, 而且可以处理线性或者非线性的随机变量。MI 值越大, 可以说明两个变量之间的相关程度越大, 反之则越小。MI 的计算公式如下:

$$I(U; V) = \sum_{u \in U} \sum_{v \in V} p(u, v) \log \frac{p(u, v)}{p(u)p(v)} \quad (3)$$

式中: $p(u, v)$ 是 U 和 V 的联合概率分布函数; $p(u)$ 和 $p(v)$ 分别是 U 和 V 的边缘概率分布函数。

3.2 特征提取

特征提取是通过线性或非线性转换将原始数据特征映射到低维子空间, 在不丢失原始数据信息的情况下减小特征数量^[21]。

主成分分析 (PCA) 是一种常用的线性特征提取方法, 通过正交变换, 将数据映射到线性无关的低维子空间中^[22]。但是部分疲劳特征值与疲劳之间可能表现为非线性关系, 并且各特征之间也往往表现为非线性关系。

核主成分分析 (KPCA) 是 PCA 的改进算法, 是一种非线性特征提取方法。其基本原理如下: 首先经过非线性映射, 将数据转换到一个高维非线性空间中, 然后使用线性 PCA 再映射到另一个低维空间。

对于 n 个输入样本的数据 x_k , 引入非线性映射函数 Φ , 使输入样本数据 x_k 转变为 $\Phi(x_k)$, 则在新的特征空间中, 协方差矩阵 C 为:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi(x_i) \Phi^T(x_i) \quad (4)$$

利用迭代法求解特征值 $\lambda (\lambda > 0)$ 与特征向量 $V (V \neq 0)$, 特征向量 V 为:

$$V = \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(x_j) \quad (5)$$

式中: α_j 为方程系数。定义一个 $n \times n$ 的矩阵 K :

$$K_{ij} = \Phi(x_i) \Phi(x_j) \quad (6)$$

求解核矩阵 K 的非零特征值 λ 与特征向量 α :

$$n\lambda\alpha = K\alpha \quad (7)$$

中心化的特征向量为 V , 样本数据 $\Phi(x)$ 在 V 上的映射为:

$$h_i(x) = (V, \Phi(x)) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \Phi(x_i) \quad (8)$$

式中: $h_i(x)$ 为 $\Phi(x)$ 的第 k 个非线性主成分向量。

4 分类器设计

SVM 是由 Vapnik 等首先提出的, 是基于统计学理论的 VC 维理论和结构风险学最小理论基础上的机器学习算法^[23]。SVM 的核心策略是寻找一个最优的超平面, 使支持向量到超平面的距离最大, 即最大化类与类之间的间隔, 如图 2 所示。SVM 算法出现后, 因其分类性能

的优势被广泛研究, 主要体现在系统结构简单, 全局最优, 推广能力强, 学习和预测时间短^[24]。

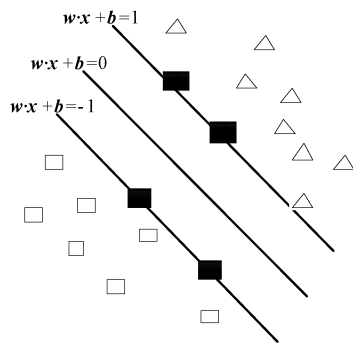


图 2 支持向量机原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of support vector machine

给定训练集样本 (x_i, y_i) , $x \in R^n$, $y \in (-1, 1)$ 设超平面为 $\omega \cdot x + b = 0$ 。为了使训练集样本分类正确, 则要求满足式(9)。

$$y_i [(\omega \cdot x_i + b)] \geq 1 \quad (9)$$

由支持向量可以得到 $y_k [(\omega \cdot x_k + b)] = 1$, 计算得到分类间隔为 $2 / \|\omega\|$, 可以转化为带有约束条件(9)的最小值问题:

$$\min \Phi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{1}{2} (\omega \cdot \omega) \quad (10)$$

引入 Lagrange 函数 $L = (\omega, b, \alpha)$, 对 ω 和 b 求偏导后代入, 从而转化为对偶问题:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{j=1}^m \alpha_j y_j = 0 \\ & \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (11)$$

经计算得到最优权值向量 ω^* 和最优偏置 b^* , 从而得到最优超平面 $(\omega^* \cdot x) + b = 0$, 继而得到最优分类函数为:

$$\text{sgn} \left\{ \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x_j) \right) + b^* \right\} \quad (12)$$

5 实验结果及分析

图 3 所示为截取右手臂三块发力肌群的部分 sEMG, 横坐标为采样点数, 纵坐标为肌电信号幅值。可以看出随着负重时间的持续, 3 块肌肉群的 sEMG 信号均有明显的增大趋势。

利用 MATLAB2015b 对采集到的 sEMG 信号进行预处理后, 设时间窗为 1 000 个点, 每次窗移动的距离为 200 个点, 分别计算受试者的各个特征值。图 4~7 所示分别为受试者肱二头肌随着负重的持续从轻松到疲劳状态的时域特征, 频域特征, 时频域特征以及非线性特征和参数模型 AR4 特征变化图。

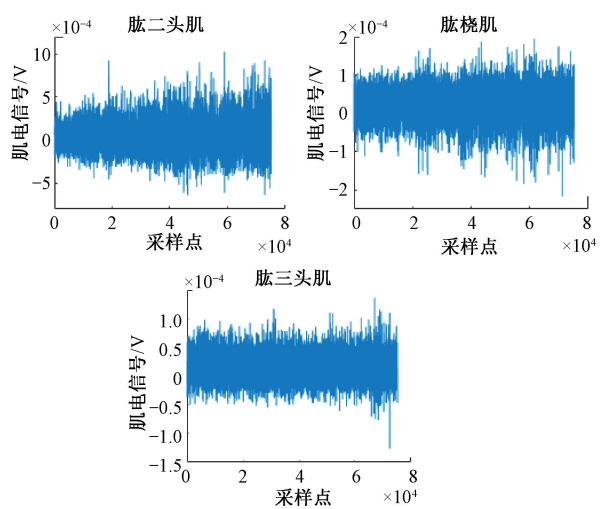


图 3 右手臂三块发力肌群的 sEMG

Fig. 3 SEMG of three force generating muscles in right arm

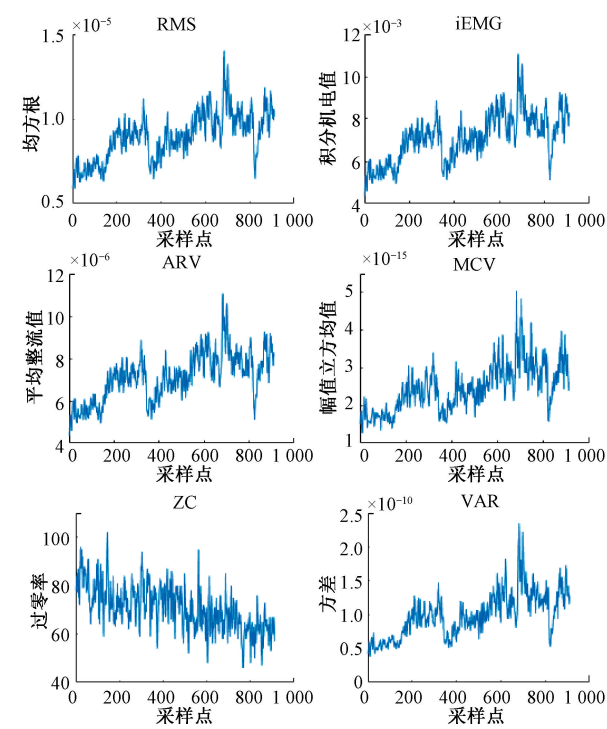


图 4 时域特征值变化

Fig. 4 Time domain eigenvalue variation

大量研究发现,随着疲劳程度的加深,sEMG 信号的时域、频域以及时频域特征、非线性特征和参数模型特征会有不同程度的变化。从图 4~7 可知,当肌肉疲劳时,时域特征 RMS、iEMG、ARV、MCV、VAR 呈现上升,ZC 出现下降趋势,且对疲劳均有较高的敏感性,分析其原因,表明在负重情况下,肌肉募集了更多肌纤维运动单元,从而产生了动作电位;频域特征 MPF、MF、FSM2 呈现下降趋势,表明随着动作电位的增加,表面肌电信号的频谱左

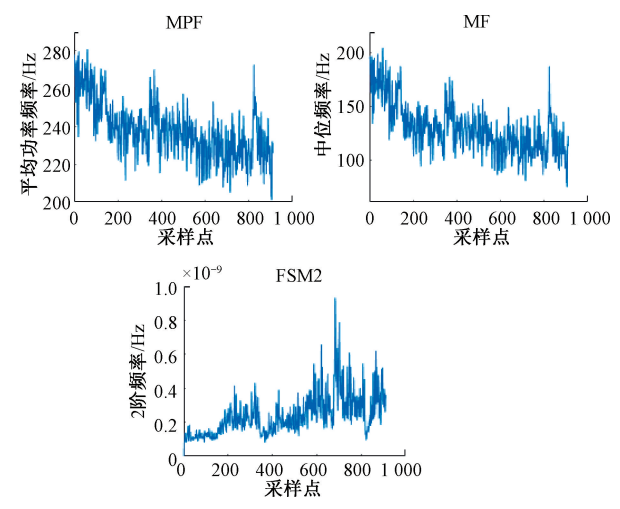


图 5 频域特征值变化

Fig. 5 Frequency domain eigenvalue variation

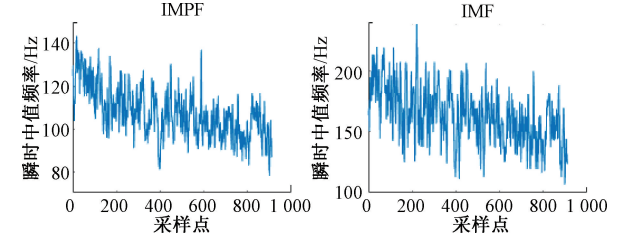


图 6 时频域特征值变化

Fig. 6 Time frequency domain eigenvalue change

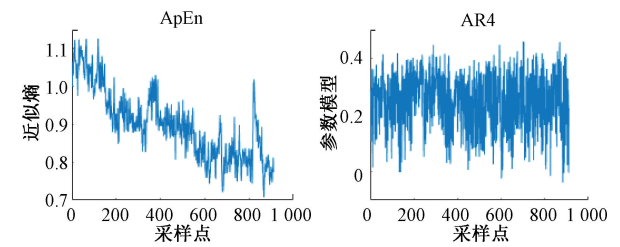


图 7 非线性和参数模型特征变化

Fig. 7 Characteristic changes of nonlinear and parametric models

移,即向低频方向移动;时频域特征 IMPF、IMF 与非线性特征 ApEn 也呈现下降趋势,表明其对疲劳也具有较好的敏感性,参数模型 AR4 特征参数变化不明显。但是各个参数之间有很明显的相关性,所以在将特征参数带入分类器之前需要对特征参数进行降维,选择合适的特征集合,减少模型的特征输入量,来提高分类器的性能。

实验中,将采集到的 sEMG 的数据分为轻松和疲劳两个状态,每个受试者每个状态各取 10 个点,共 200 个样本点。KPCA 处理得到的主成分的特征值与累计贡献率如图 8、9 所示。

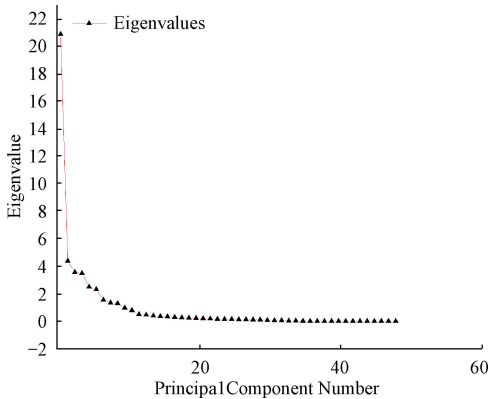


图 8 KPCA 特征值变化陡坡图

Fig. 8 Steep slope map of KPCA eigenvalue change

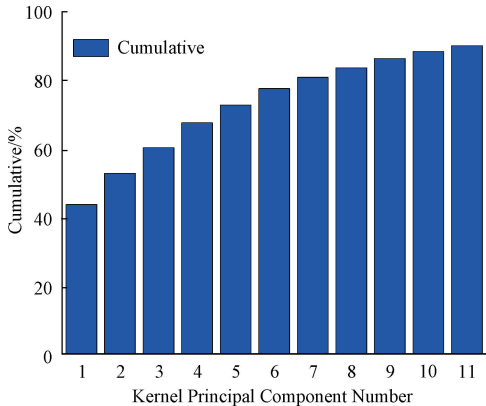


图 9 KPCA 处理得到的主成分累计贡献率

Fig. 9 The cumulative contribution rate of principal components from KPCA processing

从图 8、9 可以看出,第 1 主成分所占比例远大于其他主成分,为 43.6%,且在第 8~11 主成分附近趋于稳定。按照贡献率大于 85% 为阈值,选取前 8 个主成分来代替原始变量。原始样本降维后的三维分布如图 10 所示。

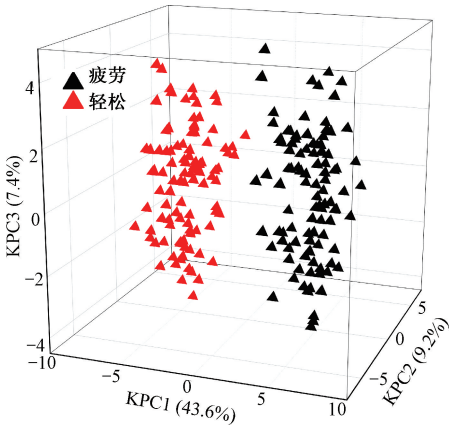


图 10 KPCA 降维三维分布

Fig. 10 KPCA dimension reduction 3D distribution map

从图 10 可以看出,经 KPCA 降维后的 2 种状态的样本被明显的区分开,从而说明此方法的可行性。

将 KPCA 处理后数据与 MI 度量,PCA 处理后的数据分别代入 SVM 与 KNN 分类器中进行模式识别,其分类结果如表 5 所示。

表 5 三种降维方法的分类结果

Table 5 Classification results of three dimensionality reduction methods

方法	识别率/%
KPCA+SVM	99
PCA+SVM	95
MI+SVM	90
无降维+SVM	94
KPCA+KNN	97
PCA+KNN	91
MI+KNN	85

从表 5 可以看出,特征降维方法与分类器的结合使用,可以一定程度的提高分类精度。而且不同的降维方法会产生不同的结果。其中与 PCA 和 MI 方法相比,KPCA 克服了 PCA 难以提取数据中非线性特征和 MI 依赖具体的度量标准的不足,同时降低了特征子集的冗余度,表现出更好的性能。KPCA 方法结合不同的分类器识别率都较高,且相对于 KNN,SVM 有更好的分类识别率。KPCA 与 SVM 的组合作的疲劳分类模型分类识别率达到了 99%,能够有效的区分肌肉的轻松与疲劳状态。因此,本文提出的 KPCA 结合 SVM 分类器是一种可靠的疲劳分类方法。

6 结 论

本文从 sEMG 信号中提取 48 维特征,采用不同的降维方法,将处理后新的特征集合带入 SVM 与 KNN 分类器中进行轻松与疲劳 2 种模式识别。结果表明,不同的特征降维方法结合不同的分类器有不同的分类率,表明采用合适的降维方法会优化分类模型。其中 KPCA-SVM 是一种有效的组合方法,该方法不仅可以降低 sEMG 的特征维度,还有较高的分类识别率。

参考文献

[1] 杨宸灏, 杨洋, 胡齐, 等. 紧身服装在冬奥竞速运动项目中的研究与应用现状[J]. 中国体育科技, 2020, 56(1): 24-30.
YANG CH H, YANG Y, HU Q, et al. Research and application status of compression garment in winter olympics racing sports [J]. China Sport Science and Technology, 2020, 56(1): 24-30.
[2] 黄虎, 谢洪波. 基于蚁群算法的表面肌电信号特征选择[J]. 北京生物医学工程, 2012, 31(2): 164-169.

- HUANG H, XIE H B. Feature selection for surface electromyography signal based on ant colony[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2012, 31(2): 164-169.
- [3] 骆俊锦, 王万良, 王铮, 等. 基于时序二维化和卷积特征融合的表面肌电信号分类方法[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(7): 588-599.
- LUO J J, WANG W L, WANG ZH, et al. Surface electromyography classification method based on temporal two-dimensionalization and convolution feature fusion[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(7): 588-599.
- [4] 杜云霄, 王殊轶. 基于表面肌电信号的颈部肌肉疲劳评价算法比较研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2018, 35(1): 31-37.
- DU Y X, WANG SH Y. Comparative study on evaluation algorithms for neck muscle fatigue based on surface electromyography signal [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2018, 35(1): 31-37.
- [5] 曹昂, 张坤嘉, 刘睿, 等. 基于表面肌电信号的肌肉疲劳状态分类系统[J]. 计算机应用, 2018, 38(6): 1801-1808.
- CAO A, ZHANG SH J, LIU R, et al. Muscle fatigue state classification system based on surface electromyography signal [J]. Journal of Computer Applications, 38(6): 1801-1808.
- [6] 糜超, 陈阳, 邹凌. 基于表面肌电的肌肉疲劳检测系统研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(20): 78-82.
- MI CH, CHEN Y, ZOU L. Research on muscle fatigue detection system based on sEMG[J]. Modern Electronics Technique, 2018, 41(20): 78-82.
- [7] 张毅, 祝翔, 罗元. 一种克服 sEMG 人机交互中肌肉疲劳的 SVM 算法[J]. 控制工程, 2014, 21(4): 467-471.
- ZHANG Y, ZHU X, LUO Y. An SVM Algorithm for overcoming the influence of muscle fatigue in sEMG based human machine interaction [J]. Control Engineering of China, 2014, 21(4): 467-471.
- [8] 付梦龙. 基于表面肌电信号的实时在线肌肉疲劳估计方法研究[D]. 北京:中国科学院大学, 2020.
- FU M L. Research on real time online muscle fatigue estimation method based on surface electromyography[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2020.
- [9] MONIRI A, TERRACINA D, RODRIGUEZ-MANZANO J, et al. Real-time forecasting of sEMG features for trunk muscle fatigue using machine learning [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2020(2): 718-727.
- [10] XU B, WU Q, XI C, et al. Recognition of the fatigue status of pilots using BF-PSO optimized multi-class GP classification with sEMG signals [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2020, 199: 106930.
- [11] 周明娟, 逯迈. 基于高阶滤波的肌电信号采集电路设计[J]. 传感技术学报, 2018, 31(1): 54-60.
- ZHOU M J, LU M. Design of EMG signal acquisition circuit based on high-order filter[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(1): 54-60.
- [12] 徐瑞, 李志才, 王雯婕, 等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 1-11.
- XU R, LI ZH C, WANG W J, et al. Human-computer interaction control strategies based on electromyography and their applications and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 1-11.
- [13] 石欣, 朱家庆, 秦鹏杰, 等. 基于改进能量核的下肢表面肌电信号特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 121-128.
- SHI X, ZHU J Q, QIN P J, et al. Feature extraction method of lower limb surface EMG signal based on improved energy nucleus [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 121-128.
- [14] KARLSSON S, YU J, AKAY M. Time-frequency analysis of myoelectric signals during dynamic contractions: A comparative study[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2000, 47(2): 228-38.
- [15] 赵诗琪, 吴旭洲, 张旭等. 利用表面肌电进行手势自动识别[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(9): 149-156.
- ZHAO SH Q, WU X ZH, ZHANG X, et al. Automatic gesture recognition with surface electromyography signal[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(9): 149-156.
- [16] 金成敏, 曲峰, 赵享楠, 等. 双任务下楼梯行走时对下肢肌肉活动表现及加速度近似熵指数的影响[J]. 天津体育学院学报, 2018, 33(4): 362-368.
- JIN CH M, QU F, ZHAO X N, et, al. Effects of dual-task during stair descending on lower extremity muscle and approximate entropy [J]. Journal of Tianjin University of Sport, 2018, 33(4): 362-368.
- [17] 杨铮, 王立玲, 马东. 基于自回归模型表面肌电信号检测肌肉疲劳研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(6): 673-679.
- YANG ZH, WANG L L, MA D. Detection of muscle fatigue based on sEMG signal with AR model [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2018,

- 37(6): 673-679.
- [18] 李仙果, 周宇, 叶庆卫, 等. 一种 AR 模型的稀疏模态参数估计方法[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(11): 1733-1737.
- LI X G, ZHOU Y, YE Q W, et al. A sparse modal parameter estimation method based on AR model[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2016, 35(11): 1733-1737.
- [19] 黄铨. 特征降维技术的研究与进展[J]. 计算机科学, 2018, 45(1): 16-21.
- HUANG X. Research and development of feature dimensionality reduction[J]. Computer Science, 2018, 45(1): 16-21.
- [20] 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.
- YAO X, WANG X D, ZHANG Y X, et al. Summary of feature selection algorithms[J]. Control and Decision Making, 2012, 27(2): 161-166.
- [21] KHALID S, KHALIL T, NASREEN S. A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning[C]. 2014 Science and Information Conference, IEEE, 2014.
- [22] 景甜甜, 洪洁. 基于 PCA 和 ELM 的表面肌电信号手腕动作识别研究[J]. 重庆理工大学学报, 2019, 33(12): 96-100.
- JING T T, HONG J. Research on the wrist movement recognition for surface electromyography signal based on PCA and ELM[J]. Journal of Chongqing Institute of Technology, 2019, 33(12): 96-100.
- [23] 安悦瑄, 丁世飞, 胡继普. 孪生支持向量机综述[J]. 计算机科学, 2018, 45(11): 29-36.
- AN Y X, DING S F, HU J P. Twin support vector

machine: A review[J]. Computer Science, 2018, 45(11): 29-36.

- [24] 郭明玮, 赵宇宙, 项俊平, 等. 基于支持向量机的目标检测算法综述[J]. 控制与决策, 2014, 29(2): 193-200.

GUO M W, ZHAO Y ZH, XIANG J X, et al. Review of object detection methods based on SVM[J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 193-200.

作者简介



刘光达, 1985 年于沈阳工业大学获得学士学位, 1990 年于吉林工业大学获得硕士学位, 2000 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位, 现为吉林大学教授, 主要研究方向为医疗仪器。

E-mail: gdliu@jlu.edu.cn

Liu Guangda received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 1985, M. Sc. degree from Jilin University of Technology in 1990, and Ph. D. degree from Changchun Institute of Optics, Precision Machinery and Physics, Chinese Academy of Sciences in 2000. Now he is a professor at Jilin University, His main research interest includes medical instrument.



蔡靖, 2004 年于吉林大学获得学士学位, 2010 年于吉林大学获得硕士学位, 现为吉林大学博士研究生, 主要研究方向为精密仪器与机械。

E-mail: caijing1979@jlu.edu.cn

Cai Jing received his B. Sc. degree from Jilin University in 2004, M. Sc. degree from Jilin University in 2010. Now he is a Ph. D. candidate at Jilin University. His main research interests include professional precision instruments and machinery.